

1. Ficha Técnica del Trabajo

Categoría	Detalles
Nombre de Equipo	DUFLOS
Universidad	Universidad Nacional de Colombia
Nombre Integrantes	Jose Luis Beltrán Gonzalez, Helen Granados Rodriguez, Andres Felipe Leguizamón Lopez.
Tutor	Sergio León Alvarez Fernandez
Nombre de la Entrega	Índice CHANGUA: Un Análisis Espacial para Barrios de Bogotá de la Percepción de Inseguridad con Relación a las Obras de Transporte, el Desarrollo Empresarialidad y la Igualdad de Género
Reto	Analizar la relación entre las obras de transporte público que se están desarrollando en Bogotá (i.e. Primera Línea del Metro, TransMilenio Av. 68, Calle 13) y la percepción de seguridad, con un énfasis en las experiencias y necesidades del empresariado
Hipótesis Principal	La percepción de inseguridad no es homogénea en Bogotá, sino que varía de manera significativa según la ubicación geográfica y el perfil demográfico de la población, particularmente en función del género y a un nivel de agregación inferior al de Localidad.
Resumen	Este documento presenta un análisis sobre la percepción de inseguridad en Bogotá. A partir del análisis descriptivo de la Encuesta de Corredores Estratégicos 2024, se identifica la necesidad de construir un índice de percepción de inseguridad que tenga en cuenta las diferencias en la percepción de inseguridad que se dan entre género y barrios. Para ello, se desarrolla el índice CHANGUA utilizando una metodología basada en la teoría multidimensional de respuesta al ítem en cuestionarios. Esta técnica, permite estimar características no observables directamente a partir de las respuestas de las personas en un cuestionario especializado. Este índice integra dimensiones clave como género, urbanismo y actividad empresarial, y se calcula promediando los valores de percepción de inseguridad de individuos en barrio, seguido de un proceso de normalización que permite ordenar los barrios de percepción de inseguridad baja a percepción de inseguridad alta en una escala de 0 a 1. Posteriormente, para analizar como se distribuye la percepción de inseguridad en el espacio, se aplica el Índice de Moran a los barrios de Bogotá, permitiendo identificar relaciones espaciales en los datos. Finalmente, se utiliza un Modelo LISSA para identificar zonas donde se concentran percepciones altas/bajas de inseguridad y su relación con las principales obras de infraestructura de la ciudad, como TransMilenio y el Metro de Bogotá, así como su proximidad a sectores con alta actividad comercial y económica, Manzanas de Cuidado y zonas de vulnerabilidad para las mujeres en Bogotá.
Bases de datos y Variables	1. Encuesta de Percepción y Victimización - Variable: Respuestas a los principales Items. 2. Encuesta de Corredores Estratégicos Primera Línea de Metro 2024 3. Datos Abiertos Bogotá - Variables: Cobertura Manzanas del Cuidado por Barrio / Puntos de Turismo, Bares y Restaurantes / Informalidad por zonas / Ubicación Primera Línea del Metro/ Barrios de Bogotá georreferenciados.
Software Utilizado	R, R-Studio, Python, Qgis, Google My Maps , Excel.
Link del vídeo	Link-Video-DUFLOS

2. Introducción

El presente trabajo se enmarca en el desarrollo del Concurso Datos por la Seguridad de la Cámara de Comercio de Bogotá 2025. Este estudio busca evaluar el impacto de las obras de transporte público —la Primera Línea del Metro y la ampliación de TransMilenio en la Avenida 68— en la percepción de inseguridad de los habitantes y del sector empresarial en Bogotá, con un enfoque transversal de género.

La percepción de seguridad es un fenómeno complejo y multidimensional que no solo varía entre individuos, sino que también presenta una distribución geográfica diferenciada (Li, Cai y Duan 2020). Sin embargo, la mayoría de los análisis realizados para Bogotá agrupan la información a nivel de localidades, lo cual dificulta la identificación de patrones espaciales más precisos y puede llevar a representaciones sesgadas, al mezclar barrios con características y dinámicas distintas. Además, al estudiar la percepción de inseguridad, es fundamental considerar la particularidad de este fenómeno en el caso de las mujeres, ya que la violencia basada en género configura realidades y experiencias significativamente diferentes (Jungs de Almeida 2025).

Teniendo en cuenta esto, se busca responder a las siguientes preguntas: ¿Cómo se diferencia la percepción de inseguridad por barrios y género en Bogotá, y cómo se relaciona espacialmente con las obras de la Primera Línea del Metro y TransMilenio en la Avenida 68? ¿Qué utilidad tiene esta información para el desarrollo empresarial y económico de la ciudad?

La hipótesis central de este trabajo sostiene que la percepción de inseguridad no es homogénea en Bogotá, sino que varía de manera significativa según la ubicación geográfica y el perfil demográfico de la población, particularmente en función del género. Además, se plantea que la construcción de grandes infraestructuras de transporte puede alterar esta percepción de manera diferenciada en los barrios cercanos, generando tanto efectos positivos como negativos dependiendo de factores como la accesibilidad, el impacto en la movilidad y la dinámica del comercio local. Desde una perspectiva empresarial, esta información es clave para la toma de decisiones sobre inversión, ubicación y estrategias de políticas públicas en seguridad en las diferentes zonas de la ciudad.

3. Herramientas y Métodos

Primero, se normalizaron y emparejaron los nombres de los barrios presentes en la Encuesta de Percepción y Victimización (EPV) Cámara de Comercio de Bogotá 2023 mediante un algoritmo de fuzzy matching en Python, basado en expresiones regulares y coincidencia de cadenas.

Posteriormente, se georreferenciaron las obras de infraestructura correspondientes a la Primera Línea del Metro de Bogotá y al corredor de TransMilenio por la Avenida 68, utilizando datos oficiales de TransMilenio. Esta información fue procesada en My Google Maps, QGIS y R, dando como resultado un shapefile original.

Luego, se aplicaron factores de expansión por barrios en R y Python para asegurar que los resultados y estadísticas descriptivas fueran representativos a nivel de ciudad.

A continuación, se construyó un modelo de variable latente para estimar la percepción de inseguridad en Bogotá, a través del índice CHANGUA (Cálculo Heterogéneo Ajustado y Normalizado con Género, Urbanismo y Actividad empresarial), elaborado con datos de la EPV 2023. Este índice permite capturar la diversidad en la percepción de inseguridad entre distintos grupos poblacionales.

Para el análisis espacial, se utilizó el Índice de Moran con el fin de evaluar la distribución de la percepción de inseguridad entre barrios, seguido de un Modelo LISA que identifica patrones de autocorrelación espacial local, considerando las diferencias territoriales.

Finalmente, se exploró la aplicabilidad de estas metodologías en el contexto empresarial, analizando la asociación espacial entre la informalidad, bares y restaurantes, empresas de turismo, zonas empresariales, manzanas del cuidado y barrios con alta actividad de prostitución.

La Figura 1 presente el flujo-grama de trabajo:

3.1. Encuesta de Percepción y Victimización

3.2. Índice CHANGUA

A partir de los datos de la Encuesta de Percepción y Victimización (Cámara de Comercio de Bogotá 2023), se desarrolla el índice CHANGUA mediante una metodología de variable latente, basada en la teoría Multidimensional de Respuesta al Ítem (MIRT).

El índice, basado en la desagregación por barrios y la georreferenciación de la EPV 2023, permite un análisis urbanístico detallado del impacto de las obras públicas en la percepción de inseguridad. Incorpora el género registrado por el encuestador, facilitando la identificación de diferencias en la percepción según la experiencia de cada grupo en el espacio público. Este enfoque, inédito en estudios previos, resalta la necesidad de capturar la multidimensionalidad de la inseguridad percibida, considerando la variabilidad entre barrios, grupos diferenciales e individuos.

3.2.1. Especificación de un modelo de variable latente diferenciado por grupos usando teoría de respuesta al ítem para estimar el índice CHANGUA.

Siguiendo a Lord, Novick y Birnbaum (1968), la teoría de respuesta al ítem postula que el desempeño en una prueba (en este caso la encuesta) puede explicarse a partir de características individuales no observables, denominadas rasgos latentes o habilidades (Hambleton y Swaminathan 2010).

Partiendo de este postulado, y siguiendo a Hambleton y Swaminathan (2010), un modelo de respuesta al ítem establece la relación entre el rendimiento observable y estos rasgos latentes, permitiendo inferir su valor a partir de las respuestas del examinado. Su formulación varía según el tipo de evaluación y la naturaleza de los ítems.

Bajo este marco de análisis, se propone que las respuestas a un subconjunto de preguntas de la Encuesta de Percepción y Victimización (EPV) 2023 pueden explicarse mediante una variable latente asociada a la percepción de inseguridad.

Se eligió la EPV 2023 porque es la única edición con datos a nivel de barrio, lo que permite un análisis espacial más detallado. En años anteriores, la georreferenciación solo llegaba al nivel de localidad, lo que limita la desagregación requerida para lo propuesto en este estudio.

Para la estimación del modelo, se cribaron las preguntas para evitar una excesiva dimensionalidad de los rasgos latentes, lo que dificultaría su interpretación Hambleton y Swaminathan 2010. Incluir demasiadas preguntas de institucionalidad u otros módulos junto con las de percepción podría generar problemas de identificación, por ejemplo, reflejando tanto la percepción de inseguridad como la confianza en las instituciones. No obstante, se incluyeron algunas bajo condiciones específicas. Así, se priorizaron preguntas del módulo de percepción, garantizando que los ítems capturen principalmente la percepción de inseguridad.

Bajo esta formulación, consideramos una encuesta con n ítems, donde cada pregunta i tiene m_i categorías de respuesta mutuamente excluyentes. Esta estructura es general y abarca el caso particular de preguntas dicotómicas cuando $m_i = 2$.

Asumimos que cada individuo está caracterizado por un único rasgo latente θ , que influye en la probabilidad de elegir una categoría específica en un ítem. Esta probabilidad se modela mediante un logit vectorial:

$$z'_i = [z_{ih} = a_{ih}\theta + c_{ih}], \quad h = 1, 2, \dots, m_i.$$

La función de respuesta por categoría para el ítem i se expresa como:

$$P_{ih}(\theta) = \frac{e^{z_{ih}}}{\sum_{k=1}^{m_i} e^{z_{ik}}}.$$

Bajo el supuesto de independencia condicional entre ítems, la probabilidad de observar un patrón de respuesta $U_l = [U_{1l}, U_{2l}, \dots, U_{nl}]$ está dada por:

$$L_l(\theta) = P(U_l|\theta) = \prod_{i=1}^n P_{ih}(\theta),$$

Donde $h = U_{il}$ representa la categoría seleccionada en el ítem i dentro del patrón de respuesta l . Esto identifica un modelo que puede ser estimado y que permite estimar valores de θ para cada individuo y funciones individuales de respuesta para cada opción dentro de cada ítem.

Para evaluar la dimensionalidad del conjunto de datos, se aplicó un análisis paralelo siguiendo a Meade (2020), comparando la matriz original de datos con una generada aleatoriamente. Utilizando el criterio del codo, se confirmó la existencia de una única dimensión dominante, validando la hipótesis de un solo rasgo latente. Utilizando un algoritmo EM de máxima verosimilitud se estimó un modelo base MIRT multinomial con restricciones de igualdad entre grupos (hombres y mujeres) en todos los ítems. Posteriormente, siguiendo la metodología de Meade y Wright (2012) que extiende la de Lopez Rivas, Stark y Chernyshenko (2009), se utilizó la estrategia AOAA (All Others As Anchors), donde se relajaron estas restricciones en una pregunta a la vez, manteniendo las demás como anclas, con el fin de detectar posibles diferencias intergrupales.

Las pruebas de verosimilitud (LRT) identificaron ítems con comportamiento diferencial (DIF), es decir, preguntas cuya probabilidad de respuesta varía significativamente entre hombres y mujeres, incluso controlando por θ . Los ítems sin evidencia de DIF se fijaron como anclas, permitiendo la variación en media y varianza entre grupos. La validación del modelo final, mediante criterios de información (BIC, AIC), pruebas de ajuste y el test RMSE Tennant y Pallant 2012, confirmó que el procedimiento AOAA optimiza la identificación del rasgo latente.

A partir de la estimación validada, se estimó el rasgo latente de cada individuo mediante un estimador Maximum A Posteriori (MAP). Luego, se calculó el nivel medio por barrio y se normalizó con la función CDF de la distribución normal, preservando su ordinalidad en un rango de 0 a 1. Esto permitió construir el índice CHANGUA para cada barrio de Bogotá y diferenciarlo por género, capturando las diferencias estructurales en la percepción y respuesta a la encuesta.

El modelo permite graficar las funciones de probabilidad de respuesta por ítem, diferenciadas por género. Si estas varían entre grupos para un mismo ítem, se evidencian diferencias estructurales en cómo procesan y responden la pregunta, incluso con igual percepción de inseguridad. Estas discrepancias pueden deberse a la interpretación del concepto, experiencias en el espacio público o sesgos en la formulación de los ítems.

Desde un enfoque de género, este análisis identifica patrones sistemáticos en la percepción de inseguridad, visibilizando desigualdades en su experiencia e interpretación. Esto es clave para me-

jorar la medición y diseñar políticas públicas sensibles a la heterogeneidad en la percepción del problema.

3.3. Limitaciones del Modelo

Una de las principales innovaciones de esta investigación es la estimación de un índice de percepción de inseguridad a nivel de barrio en Bogotá, a partir de una variable latente θ construida con base en la Encuesta de Percepción y Victimización del año 2023. No obstante, este enfoque enfrenta limitaciones importantes que es necesario reconocer.

La encuesta utilizada para la estimación está diseñada para ser representativa a nivel de localidad, y no a nivel de barrio. Si bien seleccionamos esta fuente porque es la única que proporciona información georreferenciada a nivel de barrio, los factores de expansión incluidos en la encuesta están calibrados para garantizar representatividad en el agregado de localidad. Esto introduce un sesgo potencial en los resultados cuando se realiza una inferencia desagregada a nivel barrial, como en este estudio.

En un intento por abordar esta limitación, se analizaron e implementaron metodologías alternativas para estimar la media de theta (θ) por barrio, utilizando estimadores propuestos en el marco de las metodologías de Estimación para Áreas Pequeñas (SAE, por sus siglas en inglés: *Small Area Estimation*).

Siguiendo a Morales et al. (2021), las técnicas SAE surgen como respuesta a un problema recurrente en las encuestas por muestreo: si bien estas se diseñan con el objetivo de producir estimaciones precisas para la población total o para dominios predefinidos, en la práctica es frecuente que se requieran estimaciones para dominios no planificados, los cuales no fueron considerados explícitamente en el diseño muestral. En estos casos, los tamaños de muestra suelen ser demasiado reducidos para permitir estimaciones directas confiables.

Una solución inmediata consistiría en aumentar el tamaño de muestra para dichos dominios, pero esto puede resultar demasiado costoso o incluso inviable, especialmente cuando se trabaja con encuestas ya realizadas. Una alternativa relacionada sería rediseñar la muestra para incluir estos dominios como parte del plan muestral, lo cual puede ser útil pero no resuelve completamente el problema.

Por tanto, se hace necesario el uso de estimadores indirectos, los cuales combinan información proveniente de variables auxiliares o aprovechan la correlación espacial o temporal entre dominios para mejorar la precisión de las estimaciones. En este contexto, las metodologías SAE permiten aumentar la eficiencia de los estimadores directos al combinar técnicas del muestreo con modelos estadísticos que “prestan fuerza” (*borrow strength*) entre dominios.

La estimación para áreas pequeñas se enfoca en obtener parámetros para subconjuntos específicos de la población —conocidos como áreas pequeñas o dominios— que suelen corresponder a regiones geográficas reducidas, grupos demográficos particulares o intersecciones entre ambos. Estos dominios, al no haber sido planificados en el diseño muestral, presentan tamaños de muestra insuficientes, lo que limita la precisión de las estimaciones directas. SAE permite superar esta limitación mediante el uso de modelos que integran información adicional para generar estimaciones más robustas y confiables a nivel desagregado.

En este estudio, los dominios predefinidos para los cuales se garantiza representatividad son las localidades, mientras que los subdominios no planeados corresponden a los barrios. Por ende, el problema a resolver consiste en cómo, para un subdominio d (un barrio), se puede obtener un estimador confiable de θ_d , es decir, de la media del parámetro de interés a nivel de barrio.

Bajo este marco, se analizaron e implementaron diferentes estimadores basados en metodologías de Estimación para Áreas Pequeñas (SAE). Sin embargo, por diversas razones que se expondrán a continuación, se concluyó que dichos estimadores no resolvían adecuadamente el problema original y que, en algunos casos, incluso podrían introducir nuevas fuentes de sesgo o incrementar la incertidumbre en las estimaciones.

Asumiendo que los subdominios de interés son los barrios, los estimadores SAE analizados fueron:

1. **Estimador Directo:** Horvitz y Thompson (1952) propusieron los siguientes estimadores *directos* del total θ y de la media $\bar{\theta}_d$ para un dominio d (en este caso un dominio d haría referencia al barrio d):

$$\hat{\theta}_d^{dir1} = \sum_{j \in s_d} w_j \theta_j = \sum_{j \in s_d} \frac{1}{\pi_j} \theta_j, \quad \hat{\bar{\theta}}_d^{dir1} = \frac{\hat{\theta}_d^{dir1}}{N_d},$$

donde s_d es la submuestra correspondiente al dominio d , θ_j es la variable de interés para el individuo j , π_j es la probabilidad de inclusión, y $w_j = 1/\pi_j$ es el peso de expansión asociado.

Este estimador requiere como insumo el tamaño poblacional del dominio de interés, N_d . No obstante, en el presente estudio no se disponía de información directa sobre el número de habitantes por barrio. Dicha variable no se encuentra incluida en la encuesta utilizada ni fue posible recuperarla a partir de fuentes auxiliares disponibles.

Ante esta limitación, se implementó una estrategia alternativa basada en interpolación espacial para estimar N_d . Utilizando las proyecciones de población del Censo Nacional de Población y Vivienda de 2018, ajustadas al año 2021 Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) (2018), se estimó la población de cada barrio bajo el supuesto de densidad poblacional uniforme dentro de cada Unidad de Planeamiento Zonal (UPZ).

Particularmente, se propuso la siguiente forma de interpolación. Sea P_z la población estimada por el censo para una UPZ z y α_z el área de dicha UPZ en km^2 , la densidad poblacional ω_z se define como:

$$\omega_z = \frac{P_z}{\alpha_z}$$

Asumiendo que todos los barrios dentro de la UPZ presentan una distribución espacial de población homogénea, la población estimada de un barrio d , denotada como p_d , se obtiene multiplicando el área del barrio por la densidad poblacional de su UPZ:

$$p_d = \omega_z \times \alpha_d$$

No obstante, esta aproximación presenta importantes limitaciones. En primer lugar, se asume una distribución homogénea de la población dentro de cada UPZ, lo cual puede introducir sesgos si existen diferencias sustanciales en la densidad entre barrios. En segundo lugar, dado que la población real de los barrios es en principio desconocida, este método depende de un supuesto fuerte de uniformidad que ignora posibles heterogeneidades socioespaciales relevantes. Finalmente, cabe señalar que las proyecciones utilizadas fueron diseñadas para

niveles geográficos agregados (como UPZ), por lo cual su aplicación directa a escalas más desagregadas, como los barrios, puede comprometer la validez de las estimaciones obtenidas.

2. **Estimador Sintético:** El estimador sintético básico se construye a partir de la idea de compartir información entre dominios similares. Se considera una partición de la población en dominios(barrios) $d = 1, \dots, D$ y grupos $g = 1, \dots, G$, con intersecciones $U_{dg} = U_d \cap U_g$. A partir de esto, se estima la media en cada grupo g con:

$$\hat{\theta}_g^{dir2} = \frac{1}{\hat{N}_g} \sum_{j \in s_g} w_j \theta_j, \quad \text{donde} \quad \hat{N}_g = \sum_{j \in s_g} w_j.$$

Luego, el estimador sintético básico del total en el dominio d es:

$$\hat{\theta}_d^{synth} = \sum_{g=1}^G N_{dg} \hat{\theta}_g^{dir2},$$

Donde N_{dg} es el tamaño poblacional del grupo g dentro del dominio d , el cual fue estimado usando el método de interpolación espacial descrito en secciones anteriores. Asimismo, en nuestra implementación, los grupos son los grupos focal y de referencia de hombres y mujeres, es decir $G = 1, 2$ donde el grupo 1 representa al conjunto de hombres de la muestra y 2 al conjunto de mujeres en la muestra.

Aunque el estimador sintético básico puede resultar útil en contextos con escasa información en ciertos dominios, su aplicación en este caso enfrenta limitaciones importantes. Este estimador es aproximadamente insesgado si se cumple que $\theta_{dg} = \theta_g$, es decir, si los grupos son internamente homogéneos.

Este supuesto resulta particularmente problemático, ya que implica asumir que el grupo de hombres presenta una media constante sin importar el barrio de residencia, y que, por ende, el valor esperado de la percepción de inseguridad para los hombres será el mismo en todos los barrios. Lo mismo se asume para el grupo de mujeres.

Como se puede notar, esta suposición desconoce las diferencias estructurales entre barrios que podrían influir en la percepción de inseguridad. Entre estos factores se incluyen elementos ecológicos —como el estado de las vías, el acceso a servicios públicos o la proximidad a obras públicas—, factores espaciales y sociodemográficos, diferencias en los niveles de ingreso, e incluso dinámicas diferenciadas de movilidad y organización territorial entre barrios.

Asimismo, como se muestra en la figura 1, el 93 % de los barrios de la encuesta representan aproximadamente el 4 % de la población encuestada, y menos del 1 % de los barrios representa el 42 % de esta. Esto muestra también una alta heterogeneidad respecto a la distribución de la muestra por barrios. Por lo tanto esta naturaleza de la muestra y su diseño basado en factores por localidad, no permite que el estimador sintético sea indicado y puede llevar a una estimación sesgada.

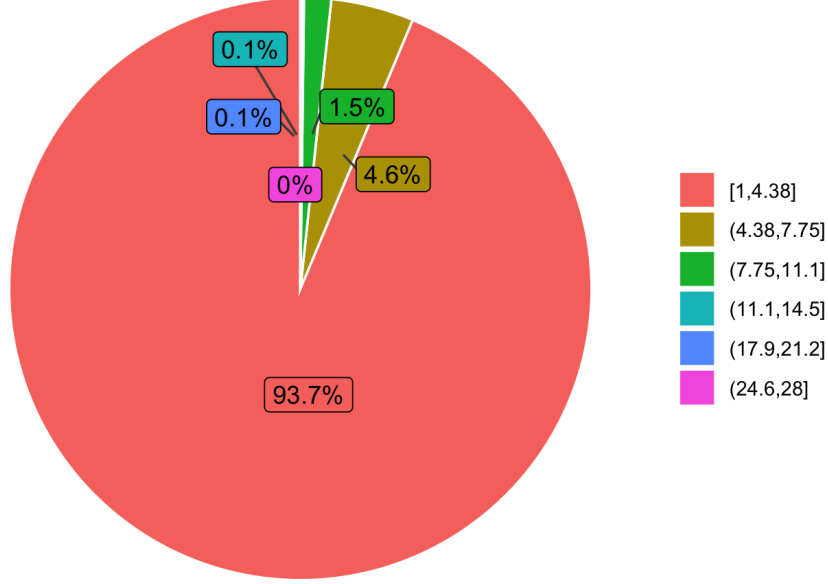


Figura 1: Distribución de porcentajes

3. **Estimador de Analisis de Covarianza:** Este estimador parte de una regresión construida de la siguiente manera: Consideramos una población finita U de N individuos. Sea X una matriz $N \times p$ que contiene los valores de algunas variables cuantitativas auxiliares (covariables) y Z una matriz $N \times q$ asociada a algunas variables categóricas. Para el vector de observaciones y de dimensión $N \times 1$, el modelo se expresa como:

$$y = X\beta + Zu + e$$

donde β es un vector de parámetros de tamaño $p \times 1$, u es un vector de parámetros de tamaño $q \times 1$ para las variables categóricas, y e es el vector de errores aleatorios. Se supone que los errores son independientes, distribuidos normalmente con media nula y matriz de covarianza $\text{var}(e) = E[ee^T] = \sigma_e^2 W^{-1}$, donde $W = \text{diag}(w_1, \dots, w_N)$. Los pesos w_i son constantes positivas conocidas, que pueden ser funciones de variables auxiliares o inversos de probabilidades de inclusión.

Para una muestra $s \subset U$ de tamaño n , el submodelo para la muestra es:

$$y_s = X_s\beta + Z_s u + e_s$$

con $\text{var}(e_s) = \sigma_e^2 W_s^{-1}$, donde X_s es una matriz de rango completo. Suponemos que las columnas de X_s no pueden expresarse como una combinación lineal de las columnas de Z_s , lo que asegura que $X_s^T W_s X_s$ es invertible.

Aunque el modelo de regresión lineal puede ser adecuado en muchos contextos, en este estudio se optó por no utilizarlo debido a varias limitaciones. En primer lugar, no se dispone de variables continuas clave a nivel individual, ni de covariables de control confiables y suficientemente detalladas a nivel de barrio, tales como el salario promedio o la tasa de desempleo, que podrían ayudar a explicar la percepción de inseguridad.

Asimismo, otras covariables potencialmente relevantes, como el acceso a servicios de salud, la presencia de fuerzas de seguridad o la cobertura de servicios públicos básicos, no están definidas ni cuantificadas de forma sistemática y consistente en las fuentes disponibles. Estas carencias en la información generan un riesgo importante de sesgo y comprometen la precisión de los estimadores derivados del modelo.

Debido a estos vacíos conceptuales y empíricos, no es posible garantizar que el modelo de regresión lineal arroje estimadores consistentes, eficientes o insesgados. Por tal motivo, se decidió no emplear este enfoque en el análisis realizado.

Ante este panorama, en este trabajo se considera que, si bien el promedio simple puede presentar problemas de representatividad y, por tanto, de variabilidad e incluso sesgo, sigue siendo una opción válida para un análisis exploratorio. Además, permite ilustrar el potencial del índice CHANGUA para mejorar el análisis de la percepción de inseguridad y su articulación con el diseño de políticas públicas. Las ventajas propuestas del promedio simple para este primer ejercicio de análisis sobre otros estimadores pueden clasificarse en las siguientes categorías:

1. Robustez ante mala especificación de estimadores alternativos

- **Menor dependencia en supuestos fuertes:** Como se ha mostrado, tratar de implementar las opciones SAE para estimar la media del barrio requiere realizar supuestos fuertes sobre la distribución de las variables de interés, relaciones que resultan inconsistentes con el objeto estudiado (como ignorar la heterogeneidad entre barrios y áreas geográficas), métodos de interpolación que pueden introducir que son imprecisos o información auxiliar que o no se encuentra disponible, es muy escasa o requiere métodos de estimación que no resultan fiables y pueden ser nuevas fuentes de error (tales como la estimación de las poblaciones por barrio)
- **Sensibilidad a Sesgos de Modelado:** Cuando no se cuenta con suficientes covariables o si la relación entre variables no es estable en todos los dominios (localidades, barrios) y grupos (género, grupo etario), el modelo puede sesgarse. La elección de un modelo de especificación (en el caso de estimadores por regresión lineal o sintéticos) ante la falta de información puede introducir sesgos por parte de los investigadores y sesgar los resultados. El promedio simple, si bien puede tener errores dada la incertidumbre respecto a la representatividad, en cambio, evita errores sistemáticos originados por una mala especificación.
- **Simplicidad y elección del mal menor:** Ante la incertidumbre de si el modelo de SAE es correcto o no (incluso si el software lo ajusta sin problemas aparentes), la estimación directa (promedio simple) reduce el riesgo de grandes sesgos debidos a supuestos erróneos. Además de la falta de variables, si los datos auxiliares (por ejemplo, censales o

registros administrativos) tienen errores o desactualizaciones, los métodos SAE pueden amplificarlos. El promedio simple, al no depender de dichas fuentes, evita esos errores.

2. Transparencia e interpretabilidad

- **Facilidad de Interpretación:** Un promedio simple es una medida que todo tipo de público puede comprender. Ante la naturaleza investigativa pero también de enfoque de documento de política pública de este trabajo, este es un estimador que puede ser expresando tanto para el jurado especializado del concurso como a las autoridades o ciudadanos interesados.
- **Trazabilidad y reproducibilidad:** Es directo reproducir o explicar cómo se obtuvo el promedio. En cambio, un método SAE, con múltiples pasos de modelado y ajuste, puede ser más opaco y difícil de replicar incluso si se documentan todos los supuestos y algoritmos. Asimismo, como se puede notar, dado el entorno informacional, los resultados pueden ser muy sensibles a la elección del investigador (elección de un método de interpolación de una covariable o información auxiliar basado en supuestos).
- **Viabilidad Operacional:** Como se puede notar, los estimadores SAE pueden requerir muchos más recursos (por ejemplo, para estimar covariables de interés teniendo en muchas de las covariables de control que pueden existir).
- **Honestidad estadística:** En este trabajo, los autores reconocen las limitaciones del estimador propuesto, sin embargo, dada la disponibilidad de los datos se considera que el promedio es transparente en el cálculo y menos riesgoso que presentar un modelo de estimador SAE con resultados potencialmente poco confiables.

3.4. Análisis Espacial del Índice CHANGUA

3.4.1. Índice de Moran

Considerando la necesidad de identificar la distribución espacial de la variable de percepción de inseguridad y su relación respecto a las obras de la primera línea del metro y la obra del Transmilenio. Proponemos analizar el índice de Moran del CHANGUA, para evaluar si existe una autocorrelación espacial, es decir, si los barrios que tienen una percepción de inseguridad alta son vecinos de barrios con la misma percepción de inseguridad. El índice de Moran lo calculamos de la siguiente forma.

$$I = \frac{N}{\sum_i \sum_j w_{ij}} \times \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_i (x_i - \bar{x})^2}$$

En la anterior fórmula I representa el coeficiente de autocorrelación espacial. N es el número total de barrios. w_{ij} es el elemento de la matriz de pesos espaciales, que define la relación entre los barrios i y j , donde un valor distinto de cero indica que los barrios son vecinos según el criterio de proximidad adoptado. x_i y x_j representan los valores del índice CHANGUA de los barrios i y j , respectivamente, mientras que $\bar{x}$ es el valor promedio de la variable en toda la región de estudio. El numerador de la ecuación mide la covariación espacial ponderada entre las unidades, y el denominador normaliza esta medida dividiéndola por la varianza total de la variable.

3.4.2. Modelo LISA

Los mapas LISA (Local Indicators of Spatial Association) identifican la autocorrelación espacial local de una variable, revelando patrones y heterogeneidades dentro de un área geográfica. Cada unidad es coloreada según su categoría, permitiendo interpretar su estructura espacial. Además, los valores I_i se someten a pruebas de significancia mediante permutaciones aleatorias, diferenciando patrones reales de variaciones aleatorias.

El índice LISA se basa en la misma lógica del índice de Moran, pero calculado individualmente para cada observación i , de la siguiente forma:

$$I_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{S^2} \sum_j w_{ij}(x_j - \bar{x})$$

Donde I_i representa el índice LISA para el barrio i , x_i es el valor del índice CHANGUA para el barrio i , $\bar{x}$ es la media global de la variable, S^2 es su varianza y w_{ij} son los elementos de la matriz de pesos espaciales, que definen la relación de vecindad entre las unidades espaciales.

Los mapas LISA clasifican las unidades espaciales en cuatro categorías principales:

- **Alta-Alta:** Zonas donde la variable presenta valores altos y está rodeada de unidades con valores igualmente altos. Indica *clusters* positivos de alta concentración.
- **Baja-Baja:** Zonas con valores bajos rodeadas de unidades con valores bajos. Indica *clusters* negativos de baja concentración.
- **Alta-Baja:** Zonas con valores altos rodeadas de unidades con valores bajos. Representa valores atípicos espaciales.
- **Baja-Alta:** Zonas con valores bajos rodeadas de unidades con valores altos. También indica valores atípicos espaciales.

4. Ruta de revisión

1. Georeferenciación de la Encuesta de Percepción y Victimización (EPV) 2023

- a) Normalización y emparejamiento de nombres de barrios mediante *fuzzy matching* y expresiones regulares en Python.
- b) Verificación manual aleatoria y sistemática de coincidencias y corrección de errores en la georeferenciación.

2. Georeferenciación de obras de infraestructura

- a) Referenciación espacial de la Primera Línea del Metro de Bogotá y del corredor de TransMilenio en la Avenida 68.
- b) Generación de un *shapefile* con la línea de obra georeferenciada utilizando información de TransMilenio y herramientas de código abierto (Google My Maps, R).

3. Selección de preguntas de la EPV 2023 para la estimación del modelo MIRT

- a) Identificación de preguntas adecuadas basadas en su estructura y aplicabilidad a todos los encuestados.
 - b) Inclusión de preguntas relevantes de otros módulos bajo criterios de pertinencia en la medición de percepción de inseguridad.
 - c) Revisión de preguntas teniendo en cuenta que el espectro de posibles rasgos que influyan no sea extremadamente amplio.
4. **Estimación del Modelo MIRT y el índice CHANGUA**
- a) **Dimensionalidad:** Análisis paralelo y criterio del codo.
 - b) **Modelo base:** MIRT multinomial nominal con restricciones intergrupales.
 - c) **Aproximación AOAA:**
 - Estimación iterativa relajando restricciones y aplicando LRT.
 - Ajuste con preguntas ancla y reestimación de medias y varianzas.
 - Evaluación con LRT, AIC, BIC y RMSE.
 - Cálculo de θ a nivel individual y por barrio.
 - Análisis gráfico de probabilidades de respuesta por grupo.
5. **Estimación de Índice Moran para el Índice CHANGUA con el fin de confirmar la pertenencia de un estudio espacial**
- a) Construir Matriz de pesos espaciales tipo reina para así definir la estructura de la vecindad entre los barrios de Bogotá. Se elige la matriz tipo reina por la naturaleza de la distribución de los barrios, ya que no hay una prueba estadística que nos indique que tipo de matriz es la más apropiada.
 - b) Calcular del índice de Moran para el índice CHANGUA, con el objetivo determinar si existe una autocorrelación espacial de la variable.
6. **Aplicación del análisis LISA (Indicadores Locales de Asociación Espacial) para identificar patrones de agrupamiento y significancia espacial a nivel barrial del índice CHANGUA.**
- a) Calcular el estadístico LISA para cada barrio de Bogotá, el cual da un indicador del nivel de significancia del agrupamiento espacial de valores similares cerca a la observación.
 - b) Realizar el mapa LISA con los agrupamientos del índice CHAGUA de los barrios a nivel Bogotá.
 - c) Analizar la relación entre los barrios cercanos a la obra de la Primera Línea del Metro y los resultados del LISA, con el fin de evaluar si la proximidad a la infraestructura de transporte influye en la distribución espacial del Índice CHANGUA.
7. **Aplicación del análisis LISA-CHANGUA al sector empresarial para diferentes actividades económicas, con el fin de identificar patrones espaciales de percepción de inseguridad y su impacto en la inversión, el desarrollo económico y la planificación empresarial**

5. Análisis de datos

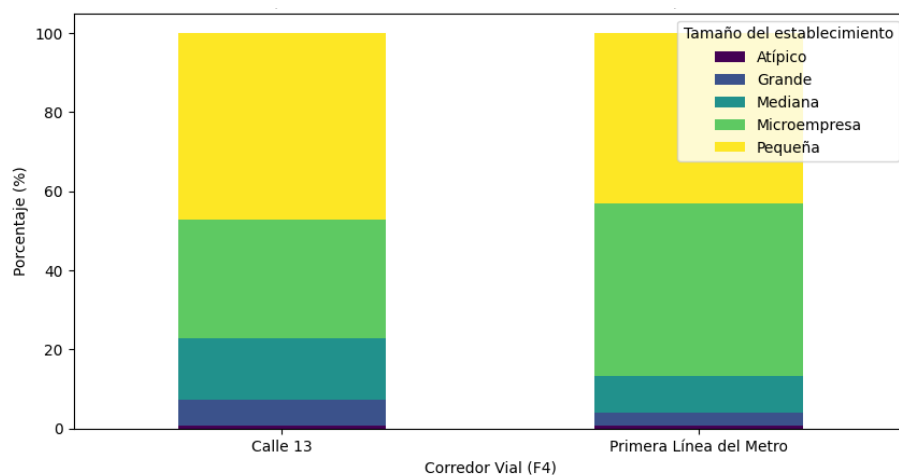
5.1. Diagnóstico

A partir de los datos de la Encuesta de Caracterización de Corredores Estratégicos 2024 y la Encuesta de Percepción y Victimización encajada y normalizada para 2020, 2021, 2022, 2023 y 2024, se llevó a cabo un análisis estadístico preliminar que permitió identificar los siguientes hallazgos en torno a tres ejes principales:

5.1.1. Sobre las empresas cercanas a las obras

Las empresas cercanas a las obras de la Primera Línea del Metro y la Calle 13 son en su mayoría pequeñas (47.07 %) en el corredor 1 y 42.99 % en el corredor 2) y microempresas (30.01 % y 43.82 %, respectivamente). Además, la distribución de género en la gerencia de estas empresas es relativamente equitativa entre hombres y mujeres (Anexo).

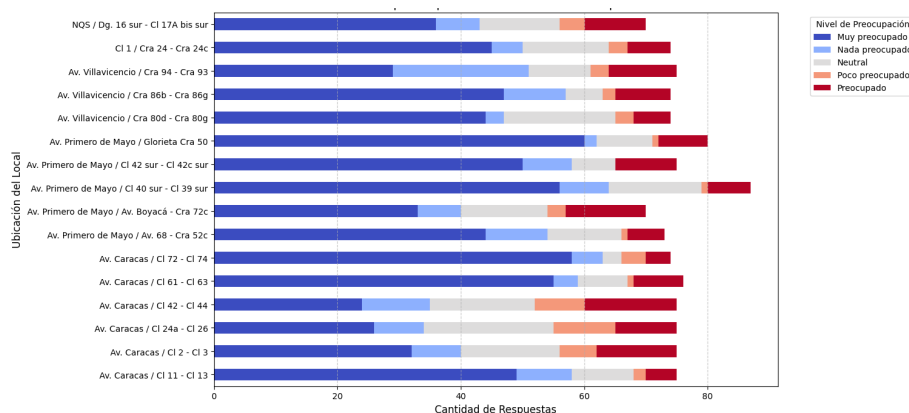
Figura 2: Tamaño de empresas cercanas por corredor vial



Fuente: Elaboración propia con datos de la encuesta Corredores Estratégicos 2024 .

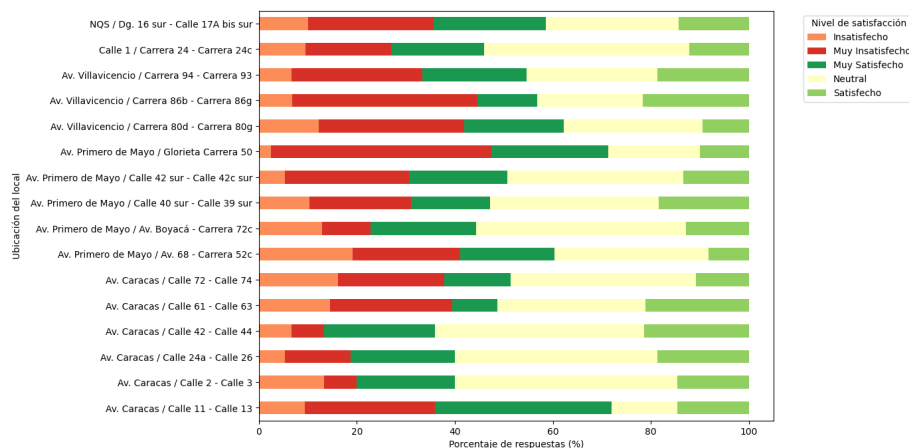
Las empresas cercanas a la construcción de la Primera Línea del Metro en general están de acuerdo con el proyecto (ver Anexo). Sin embargo, más del 60 % de las empresas están preocupadas por la duración de las obras (Figura 3). Además, aproximadamente un 40 % de los encuestados considera que la inseguridad ha empeorado desde el inicio de las obras, mientras que cerca del 50 % percibe que se ha mantenido igual. En cuanto a la satisfacción con el espacio público donde operan estas empresas la mayoría parece estar neutral o satisfecha (Figura 4).

Figura 3: Preocupación de duración de las obras de las empresas cercanas por dirección



Fuente: Elaboración propia con datos de la encuesta Corredores Estratégicos 2024 .

Figura 4: Satisfacción de las Empresas cercanas a las obras con el espacio publico por direcciones

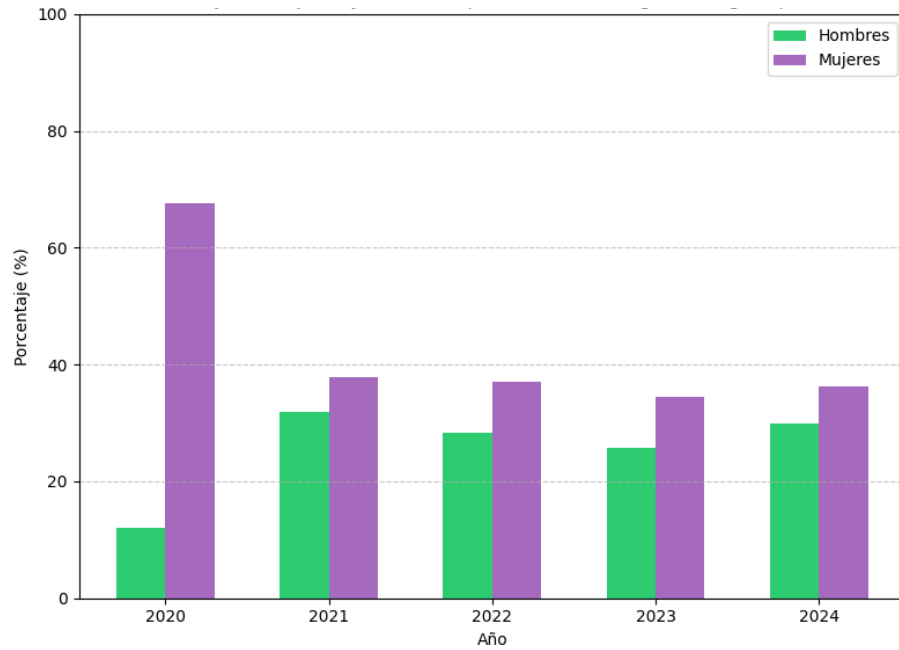


Fuente: Elaboración propia con datos de la encuesta Corredores Estratégico 2024

5.1.2. Sobre la percepción de seguridad diferenciada por género

En línea con las ideas de autoras feministas urbanistas como Falú 2014 y Parnigoni 2020, se evidencia que, año tras año, las mujeres perciben a Bogotá como una ciudad más insegura en comparación con los hombres (Figura 5).

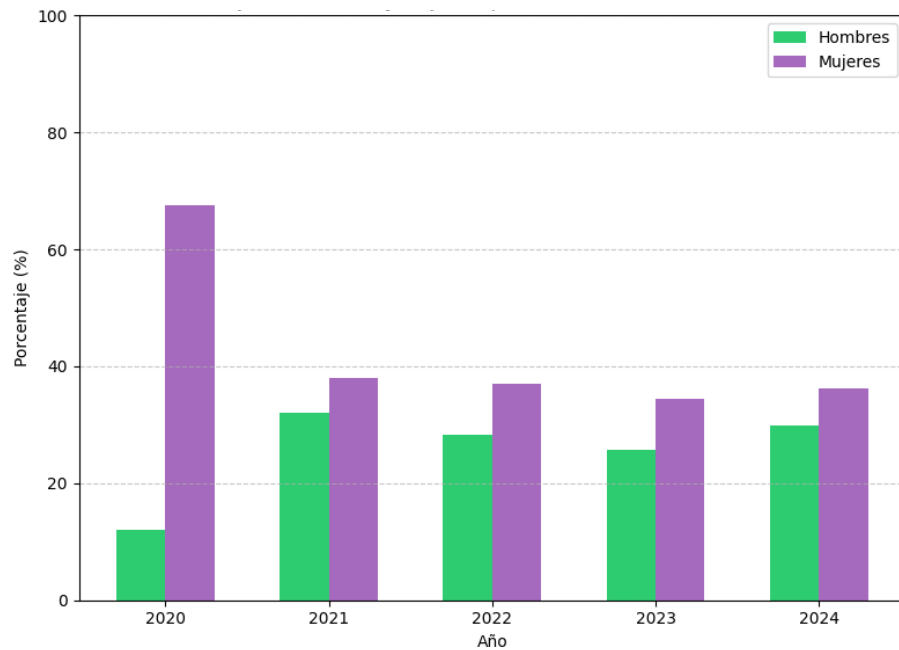
Figura 5: Percepción de Inseguridad de Bogotá por Género desde 2020 hasta 2024



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

Además, año a año las mujeres perciben su barrio en Bogotá como un lugar más inseguro que los hombres. Esto se puede explicar, según la teoría, por el pánico moral y el miedo al crimen que afecta de manera diferencial a las mujeres debido a la socialización del peligro en el espacio público (Figura 6).

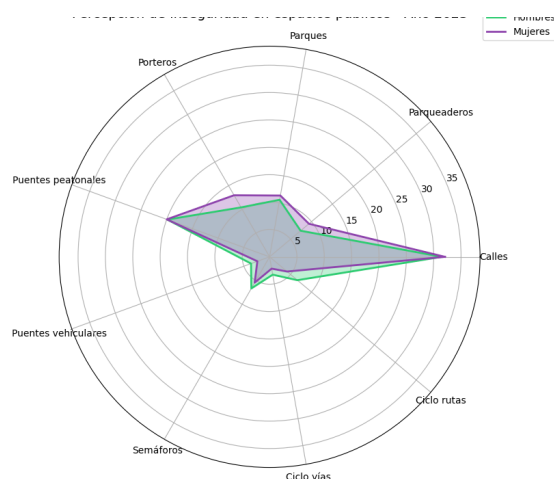
Figura 6: Percepción de Inseguridad de Barrio por Género desde 2020 hasta 2024



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

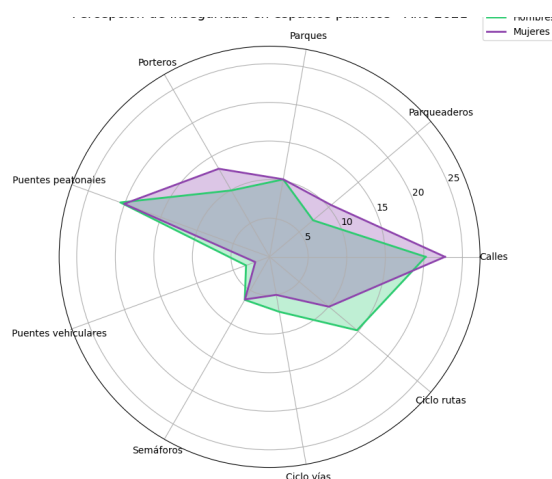
La percepción de inseguridad de las mujeres está influenciada por factores urbanos específicos, como la presencia de puentes peatonales, calles y parqueaderos, que se identifican en la Figura 7 y Figura 8 como los espacios con mayor sensación de riesgo. En contraste, los hombres reportan menores niveles de inseguridad en estos lugares y perciben mayor vulnerabilidad en las ciclorrutas. Desde la teorías de urbanismo feminsita esto se debe al diseño urbano y la violencia estructural refuerzan estas percepciones, limitando la movilidad y el derecho de las mujeres a la ciudad Parnigoni 2020.

Figura 7: Factores urbanos que consideran inseguros Mujeres y Hombres en 2023



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

Figura 8: Factores urbanos que consideran inseguros Mujeres y Hombres en 2021



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

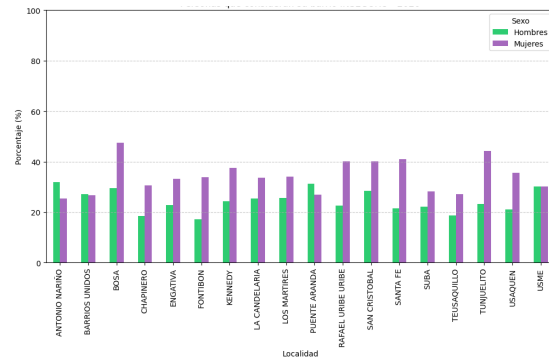
5.1.3. Sobre el problema de hacer una caracterización desagregada por localidades

El Cuadro 1 muestra la heterogeneidad entre barrios de una misma localidad en cuanto a su nivel de percepción de inseguridad, por lo cual se concluye que realizar un análisis a nivel de localidad ocultaría información. La Figura 9 presenta un análisis por localidades que, si bien permite observar diferencias generales entre hombres y mujeres, no resulta del todo diciente para comprender las dinámicas específicas dentro de cada territorio. Se evidencia que, en la mayoría de las localidades -pero no en todas- las mujeres reportan valores más altos en la variable analizada en comparación con los hombres. Sin embargo, este nivel de agregación no permite identificar variaciones internas dentro de cada localidad, como diferencias por barrios o zonas específicas. Esta es la razón por la cual no se hace un análisis temporal, debido a que la Encuesta de Percepción y Victimización de 2023 es la única encuesta que desagrega la muestra a nivel barrial.

Cuadro 1: Comparación de percepción de inseguridad por barrios de una misma localidad

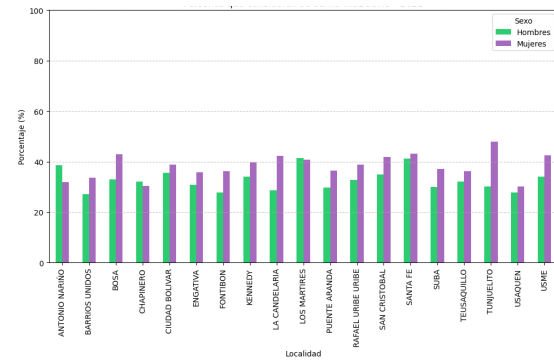
LOCALIDAD	BARRIOS	PERCEPCIÓN INSEGURIDAD
2*Teusaquillo	BELALCAZAR	0,28
	ARMENIA	0,69
2*Suba	POTRERILLO	0,21
	BILBAO	0,71
2*Kennedy	DINDALITO	0,27
	ALQUERIA LA FRAGUA NORTE	0,77
2*Ciudad Bolívar	PRIMAVERA II	0,30
	QUINTAS DEL SUR	0,67

Figura 9: Porcentaje de Hombres y Mujeres que perciben su barrio como Inseguro.^{en 2020}



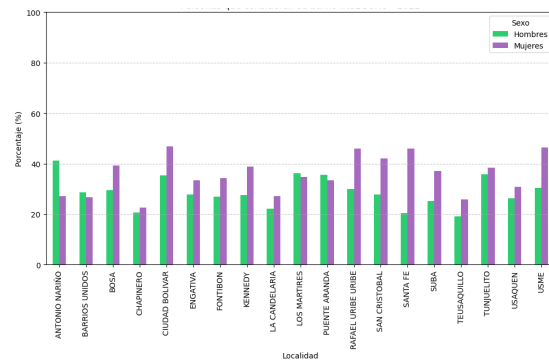
Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización.

Figura 10: Porcentaje de Hombres y Mujeres que perciben su barrio como Inseguro.^{en 2021}



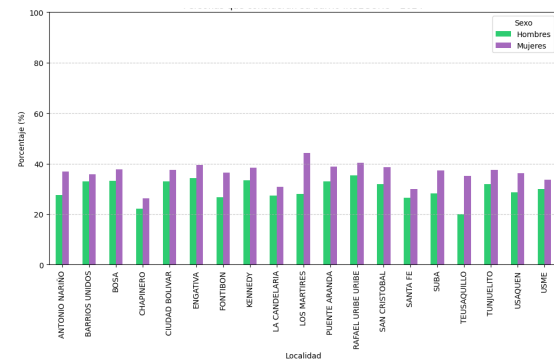
Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización.

Figura 11: Porcentaje de Hombres y Mujeres que perciben su barrio como Inseguro.^{en 2022}



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización.

Figura 12: Porcentaje de Hombres y Mujeres que perciben su barrio como Inseguro.^{en 2024}



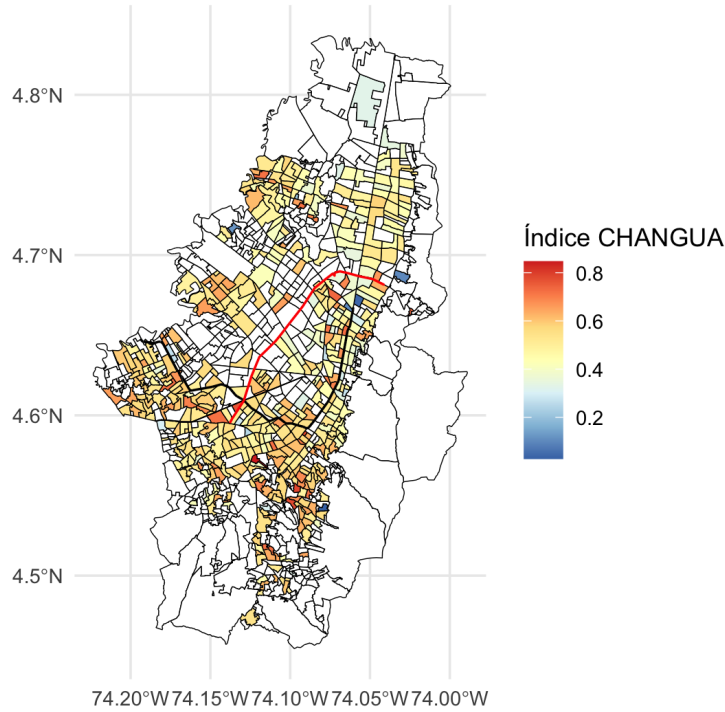
Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización.

Sumado a esto, la Tabla muestra el problema de agregación de las localidades. Siendo los barrios

5.2. Índice CHANGUA

Los resultados obtenidos a partir de la metodología empleada para calcular el Índice CHANGUA se presentan en la Figura 13. En este mapa, dividido por barrios, se georreferencian dos obras clave de infraestructura: la Primera Línea del Metro (Línea Negra) y el corredor de TransMilenio por la Avenida 68 (Línea Rojo). La escala de colores representa los valores del índice en cada barrio, lo que permite visualizar con claridad cómo las zonas con niveles medios y altos del Índice CHANGUA tienden a ubicarse en mayor proximidad a estas obras.

Figura 13: Mapa de calor Índice Changua



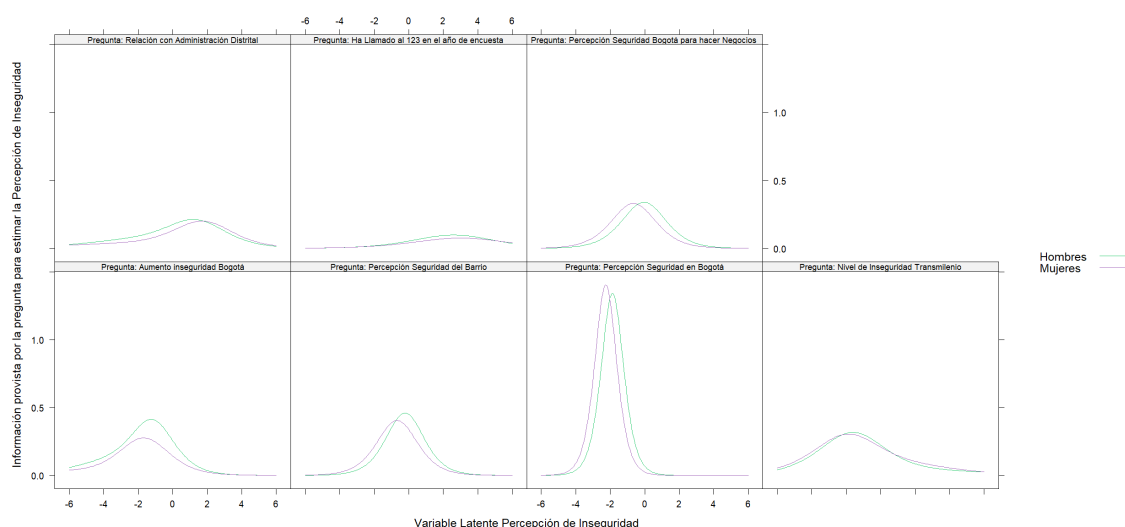
Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

5.2.1. Rectificación de la información capturada en el Índice-CHANGUA

La estimación del Modelo MIRT permite calcular la función de información de Fisher, que mide cuánta información aporta cada pregunta sobre la variable latente de percepción de inseguridad en distintos niveles de θ . Siguiendo a Hambleton y Swaminathan (2010), la información del test es aditiva, lo que permite identificar preguntas clave, redundantes o poco informativas en la medición de la percepción de inseguridad.

En este sentido, la Figura 14 compara la información proporcionada por las preguntas. Se observa que la pregunta sobre la percepción de inseguridad en Bogotá es la que más información aporta. Por otro lado, la pregunta sobre el aumento de inseguridad en Bogotá presenta aportes de información diferenciados, ya que se puede evidenciar que existe un rango de percepción para el cual aporta más información para determinar el nivel de percepción de inseguridad en los hombres que en las mujeres.

Figura 14: Información que aporta cada pregunta de la EPV en la estimación de la percepción de inseguridad



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización 2023

Por último, esto también permitirá identificar qué preguntas resultan redundantes o no relevantes para la estimación de la percepción de inseguridad. Como parte de la hipótesis, se incluyeron y analizaron en la estimación una pregunta relacionada con la relación con la administración distrital de la persona encuestada y otra acerca de si ha llamado al 123 durante el año de la encuesta. Se puede notar que la información que aportan ambas preguntas es considerablemente menor que la que aportan otras, como la de percepción de inseguridad en Bogotá o en el barrio.

5.2.2. Diferencias de género en la percepción de inseguridad

Bajo el marco conceptual de los modelos MIRT, una pregunta relevante consiste en identificar si existen diferencias estructurales entre grupos al responder un test o ítems específicos de un test. Siguiendo a Zumbo (1999), resulta importante verificar que un test que pueda ser utilizado para pruebas psicométricas sea justo para toda la población y no esté sesgado hacia algún segmento de los participantes.

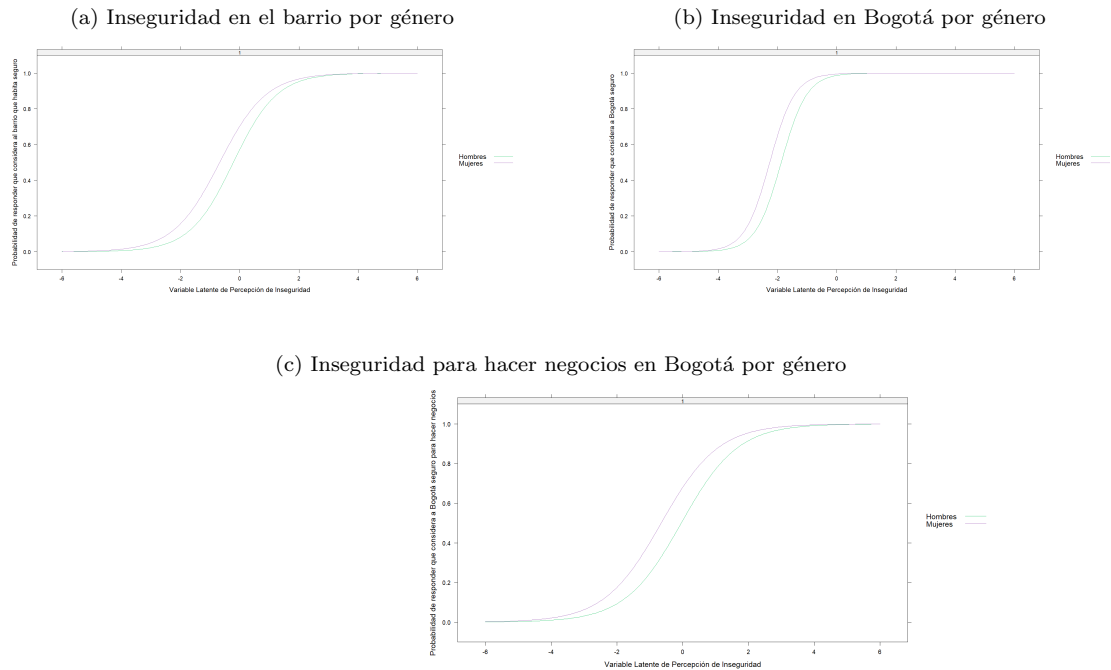
Dado que el modelo permite estimar la probabilidad diferenciada por género de responder alguna de las opciones para una pregunta específica (por ejemplo, la probabilidad diferenciada entre hombres y mujeres de responder que consideran que Bogotá es una ciudad insegura), establecer las diferencias entre probabilidades por grupo permite identificar posibles sesgos en la encuesta.

Para realizar este análisis, se siguió la metodología iterativa de dos etapas propuesta por Meade y Wright (2012) y Meade (2020) para detectar funcionamiento diferencial de los ítems (DIF, por sus siglas en inglés) entre grupos. Tras realizar las pruebas, se encontró evidencia estadística de que todos los ítems utilizados dentro del índice CHANGUA presentan funcionamiento diferencial por género.

Asimismo, este funcionamiento diferencial se refleja también en las funciones de probabilidad, que describen la probabilidad diferenciada por género de escoger una opción específica en una pregunta de la encuesta.

Por ejemplo, la Figura 15 ilustra que, para hombres y mujeres, dado un mismo nivel de la variable latente de percepción de inseguridad, la probabilidad de responder que consideran seguro el barrio, la ciudad o hacer negocios es más alta en un grupo que en el otro. Siguiendo a Zumbo (1999), esto sugiere la presencia de funcionamiento diferencial en estas preguntas, es decir se captura información diferente por género.

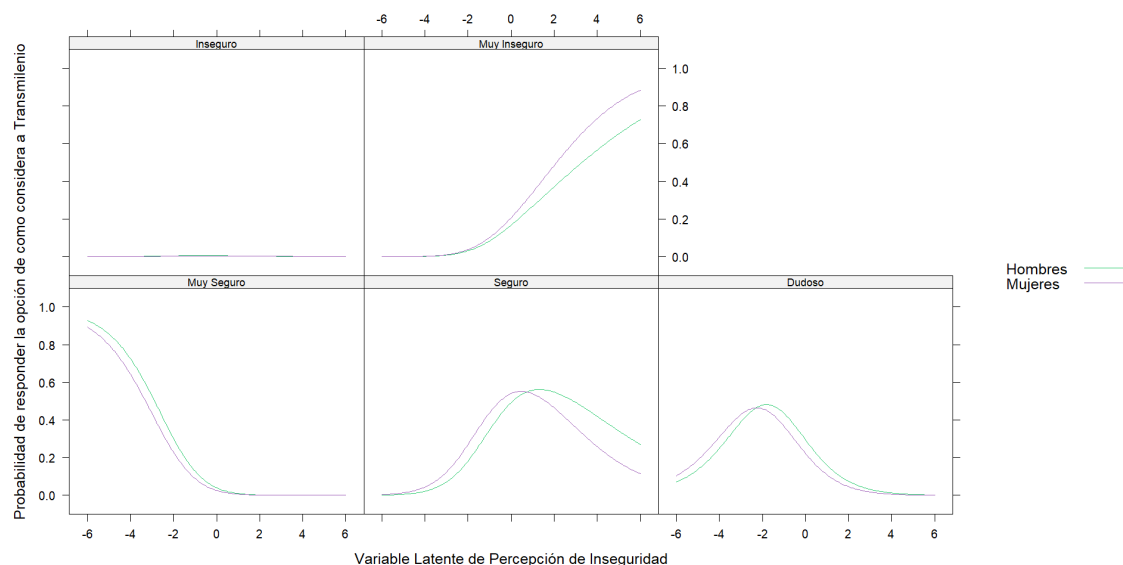
Figura 15: Probabilidad de respuesta a la percepción de inseguridad por género



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

La Figura 15 evidencia que las mujeres tienen más probabilidad de responder que TransMilenio es "Muy inseguro". Este resultado es coherente con la teoría del urbanismo feminista, ya que el transporte público es un espacio altamente marcado por la violencia de género (acoso sexual, tocamientos, vigilancia) (Falú 2014).

Figura 16: Probabilidad de respuesta a la percepción de inseguridad en Transmilenio por género

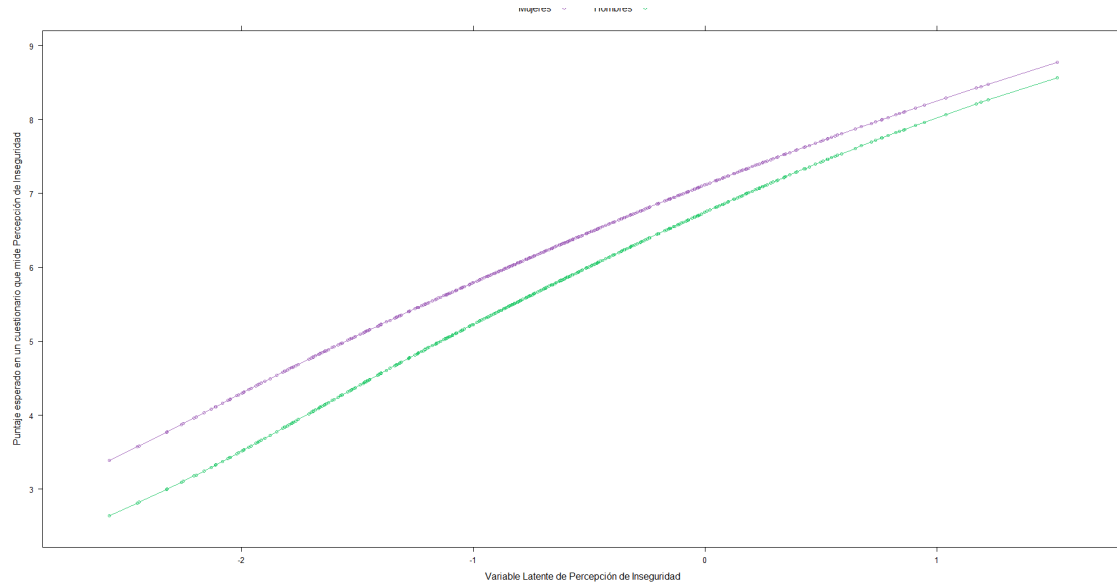


Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

La Figura 16 muestra que las Mujeres tienen sistemáticamente una percepción de inseguridad más alta para la EPV 2023. Esto refleja que la encuesta captura información diferente para las mujeres que para los hombres.

A partir de la Figura 16 se considera que las preguntas seleccionadas de la encuesta podrían estar captando correctamente una experiencia de inseguridad más aguda o frecuente para las mujeres. Este resultado concuerda con la más reciente publicación: “Estudios Feministas de Seguridad desde América Latina y el Caribe” (Jungs de Almeida 2025). O puede reflejar una mayor sensibilidad o conciencia del riesgo en la vida cotidiana de las mujeres, derivada de su exposición continua a formas diferenciadas de violencia, como la Violencia Basada en Género (VBG) y/o Violencia Sexual (VS).

Figura 17: Puntaje esperado en un cuestionario sobre percepción de inseguridad por género



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

En general, el análisis anteriormente presentado optimiza encuestas para obtener información más precisa, resolviendo así también el problema detectado por el trabajo de preguntas con respuesta diferencial, donde hombres y mujeres, pese a tener la misma percepción de inseguridad, eligen opciones con distinta frecuencia. Además, la segmentación por grupos y ver el aporte diferenciado de información permite identificar las preguntas más efectivas según el contexto, como en zonas cercanas al metro, mejorando así los instrumentos de medición y la toma de decisiones para abordar la inseguridad con mayor precisión.

5.3. Índice Moran

Al calcular el índice de Moran del índice CHANGUA en el programa estadístico R, se obtuvieron los siguientes resultados. Este índice mide la autocorrelación espacial, es decir, si los valores altos o bajos del índice CHANGUA tienden a agruparse geográficamente en los barrios analizados. A continuación, se presentan los resultados:

Cuadro 2: Resultados del Índice de Moran

Estadística	Valor
Desviación Estandar del I Moran	3.6265
valor-p	0.0001436
Estadístico I Moran	0.1337

Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

El valor p del índice de Moran es significativamente menor al umbral de significancia de 0.05, lo que nos permite rechazar la hipótesis nula, la cual indica la no autocorrelación espacial de la variable. Esto indica que existe evidencia estadística de autocorrelación espacial en el índice CHANGUA. Además, el valor del estadístico de Moran sugiere una asociación predominantemente positiva, es decir, los barrios con un índice CHANGUA alto tienden a estar geográficamente próximos a otros barrios con valores igualmente elevados.

5.4. LISA

El resultado del mapa LISA asociado al índice CHANGUA fue el siguiente:

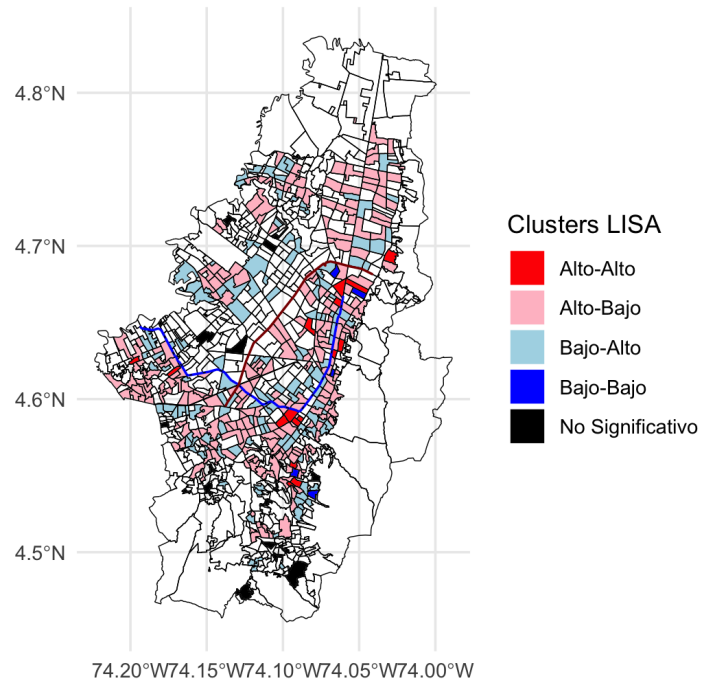


Figura 18: Mapa LISA del índice CHANGUA

Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

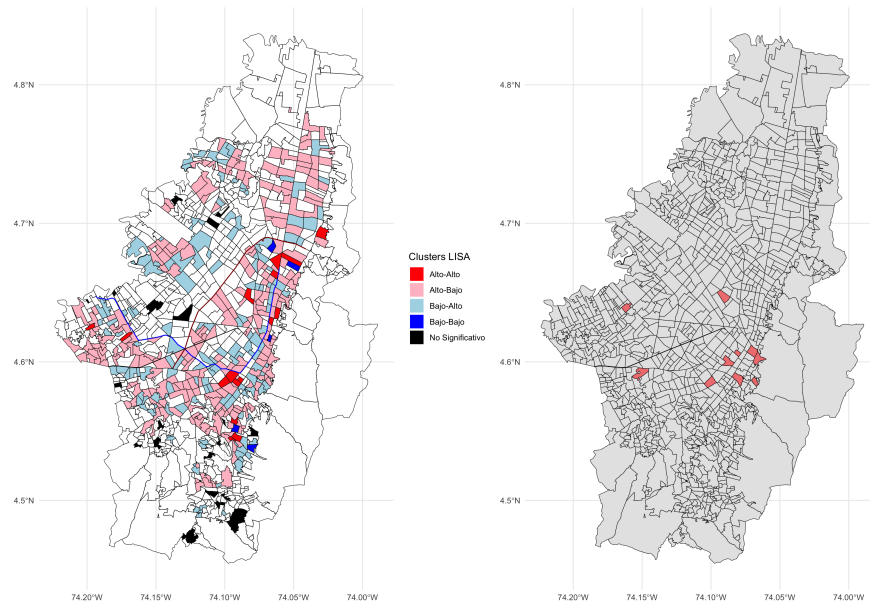
Este mapa revela la presencia de *clusters* de barrios con un CHANGUA alto, es decir, una elevada percepción de inseguridad, particularmente en las zonas cercanas al final de la obra de TransMilenio por la Avenida 68 y al tramo final de la Primera Línea del Metro, siendo Polo Club el barrio central en este *cluster*. Asimismo, se identifican *clusters* similares a lo largo del trazado del metro, siendo los barrios San Antonio, Casa Blanca Sur y Restrepo Occidental el centro de estos grupos, lo que sugiere una relación entre concentraciones de una alta percepción de inseguridad y las megaobras de transporte en la ciudad.

5.5. Aplicabilidad del LISA-CHANGUA al Sector Empresarial

5.5.1. Informalidad

La Figura 12 muestra en el lado izquierdo el mapa del Modelo LISA-CHANGUA y, en el lado derecho los barrios donde hay una fuerte presencia de economías informales.

Figura 19: Mapa LISA-CHANGUA de la Informalidad en Bogotá



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

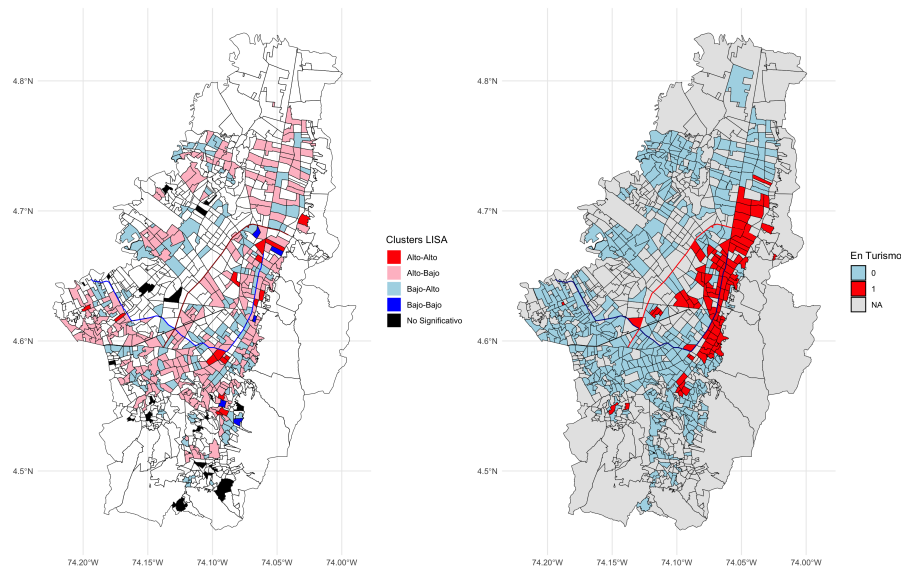
Al analizar estos barrios en contraste con el CHANGUA, se observa que algunos presentan valores elevados, como La Estanzuela (0.63), Isla del Sol (0.60) y Restrepo Occidental (0.54). Esto sugiere que la informalidad económica y la percepción de inseguridad tienden a estar relacionadas espacialmente.

Además, desde el LISA se muestra que los barrios con una alta presencia de economía informal coinciden con aquellos pertenecientes a los clústeres con una alta percepción de inseguridad.

5.5.2. Sector Turismo

La Figura 14 muestra, en el lado izquierdo El mapa del Modelo LISA-CHANGUA, en el lado derecho, la distribución de lugares turísticos en Bogotá.

Figura 20: Mapa LISA-CHANGUA del Sector Turismo en Bogotá



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización y Datos Abiertos Bogotá

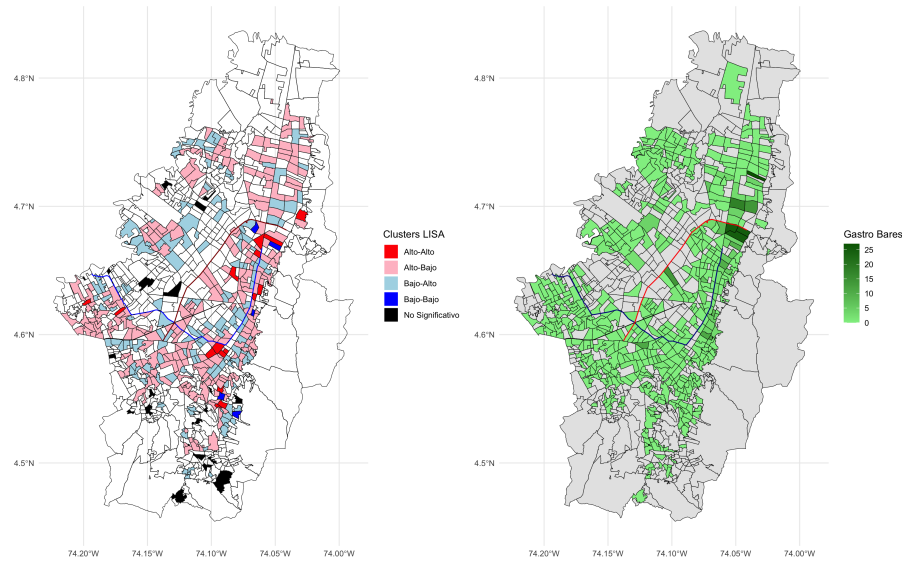
Al estudiar estos barrios en contraste con el índice, se puede decir que zonas como La Candelaria (0.65), Las Nieves (0.60), Santa Fe (0.58) y San Victorino (0.55) presentan una alta percepción de inseguridad, lo que podría afectar la afluencia de visitantes, el desarrollo de actividades culturales y la sostenibilidad del sector turístico en estas áreas.

En términos de la clasificación LISA, se evidencia que barrios como Egipto, La Capuchina y Veracruz presentan una percepción de inseguridad Alta en comparación con sus vecinos.

Por otro lado, sectores como Usaquén, La Macarena y el Parque de la 93 presentan una clasificación Bajo-Bajo, lo que indica que son percibidos como zonas seguras para la actividad turística, favoreciendo la permanencia de visitantes y el crecimiento del sector en estas áreas.

5.5.3. Restaurantes y Bares

Figura 21: Mapa LISA-CHANGUA de Restaurantes y Bares en Bogotá



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización y Datos Abiertos Bogotá

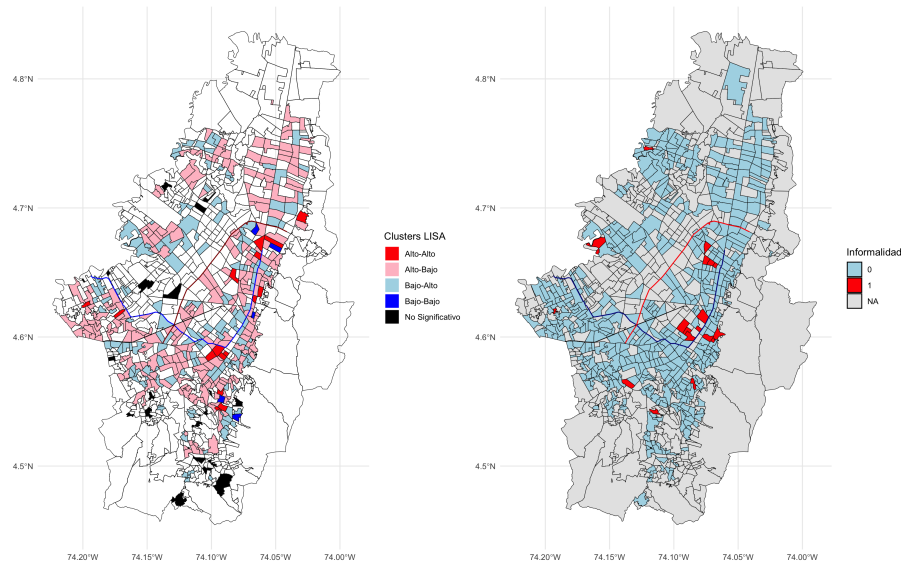
En relación con la seguridad en zonas de ocio nocturno, se observan valores elevados de percepción de inseguridad en barrios como La Candelaria (0.60), Las Nieves (0.57), Chapinero Central (0.55) y Restrepo (0.52). En estas áreas, la actividad nocturna puede verse afectada por la percepción de riesgo, lo que influye en la afluencia de clientes y la dinámica económica local.

En términos de la clasificación LISA, se evidencia que los barrios Lourdes (Chapinero), Galerías, Marly y Santa Fe presentan una percepción de inseguridad Alta en comparación con sus barrios vecinos, lo que sugiere que los establecimientos en estas zonas pueden enfrentar desafíos relacionados con la seguridad.

Por otro lado, los barrios Usaquén, Quinta Camacho y Parque de la 93 presentan una clasificación Bajo-Bajo, lo que significa que son percibidos como zonas seguras para la vida nocturna y la gastronomía en comparación con sus alrededores.

5.5.4. Zonas Empresariales de Bogotá

Figura 22: Mapa LISA-CHANGUA de Zonas Empresariales en Bogotá



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización y Datos Abiertos Bogotá

Al estudiar estos barrios en contraste con el índice, se puede decir que zonas como San Victorino (0.62), Las Nieves (0.59), Paloquemao (0.57) y Ricaurte (0.54) presentan una alta percepción de inseguridad, lo que podría afectar la atracción de inversión, la permanencia de empresas y la movilidad de trabajadores en estas áreas.

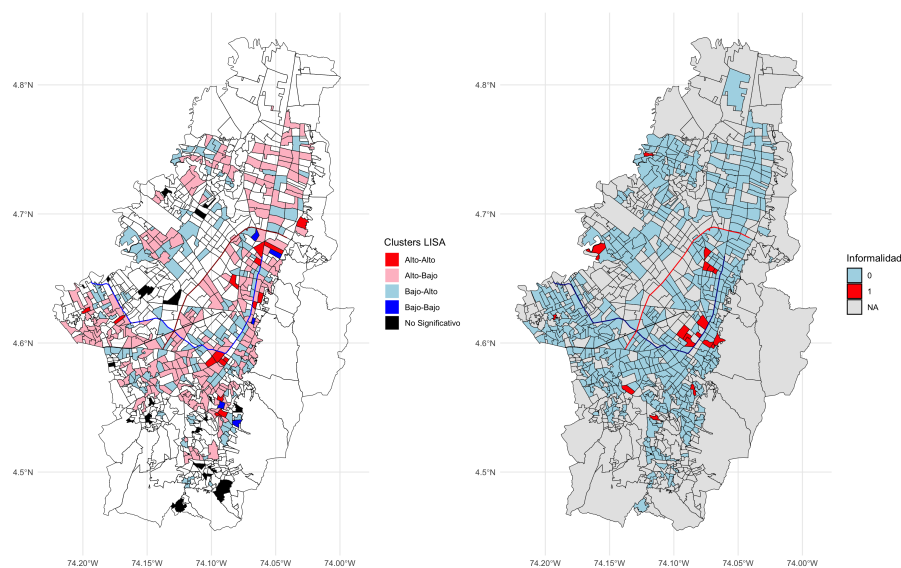
En términos de la clasificación LISA, se evidencia que barrios como el Centro Internacional, Chapinero Central y Puente Aranda presentan una percepción de inseguridad Alta en comparación con sus vecinos, lo que sugiere la necesidad de fortalecer estrategias de seguridad para mitigar riesgos y fomentar un entorno más confiable para el sector empresarial.

Por otro lado, sectores como El Nogal, Santa Bibiana y Ciudad Salitre presentan una clasificación Bajo-Bajo, lo que indica que son percibidos como zonas seguras para el desarrollo empresarial, favoreciendo la estabilidad de negocios y la llegada de nuevas inversiones.

5.6. Aplicabilidad del LISA-CHANGUA a la igualdad de género y la seguridad en Bogotá

5.6.1. Seguridad y Manzanas del Cuidado

Figura 23: Mapa LISA-MUJERES-CHANGUA de Manzanas de Cuidado en Bogotá



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización y Datos Abiertos Bogotá

La Figura 16 presenta, en el lado izquierdo, el mapa del Modelo LISA-CHANGUA para mujeres y, en el lado derecho, la ubicación de las Manzanas de Cuidado con su alcance. Al estudiar estos barrios en contraste con el índice, se puede decir que:

Los barrios dentro de las Manzanas de Cuidado tienen una percepción de seguridad heterogénea en comparación con sus alrededores.

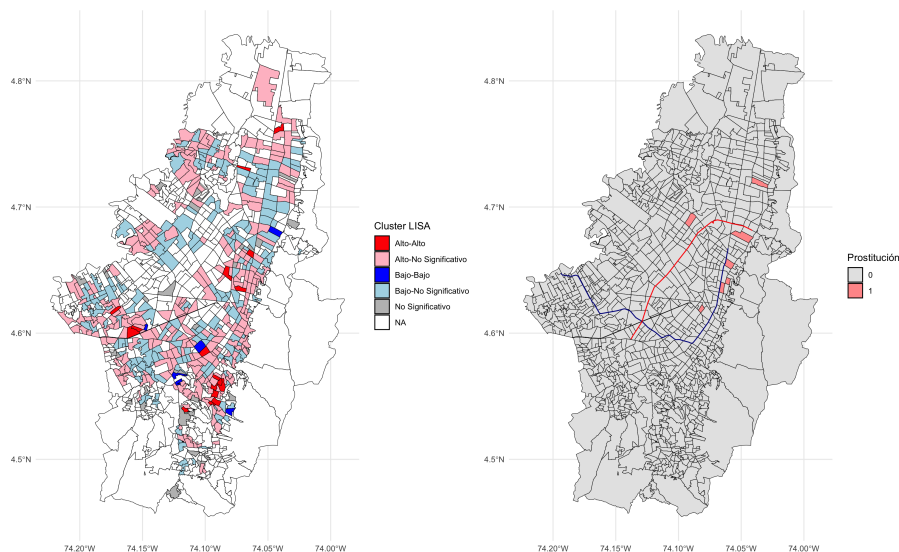
Se observan efectos positivos de las Manzanas de Cuidado frente a la percepción de seguridad, ya que los barrios con Manzanas tienden a presentar un clúster Bajo-Alto, lo que indica una mejor percepción de seguridad en comparación con sus vecinos. Sin embargo, esta percepción de seguridad no necesariamente coincide con el área de cobertura de las Manzanas, lo que sugiere que otros factores pueden estar influyendo en la percepción de riesgo en estas zonas.

En este contexto, barrios como La Fragueta, Parcela El Porvenir, Santa Fe y Palermo, donde se ubican algunas Manzanas de Cuidado, muestran variaciones en los niveles de percepción de inseguridad.

5.6.2. Seguridad y Prostitución

a Figura 18 presenta, en el lado izquierdo, el mapa del Modelo LISA-CHANGUA para mujeres y, en el lado derecho, la ubicación de los barrios donde —en su mayoría— mujeres ejercen la prostitución. De esto se puede decir que:

Figura 24: Mapa LISA-MUJERES-CHANGUA de Prostitución



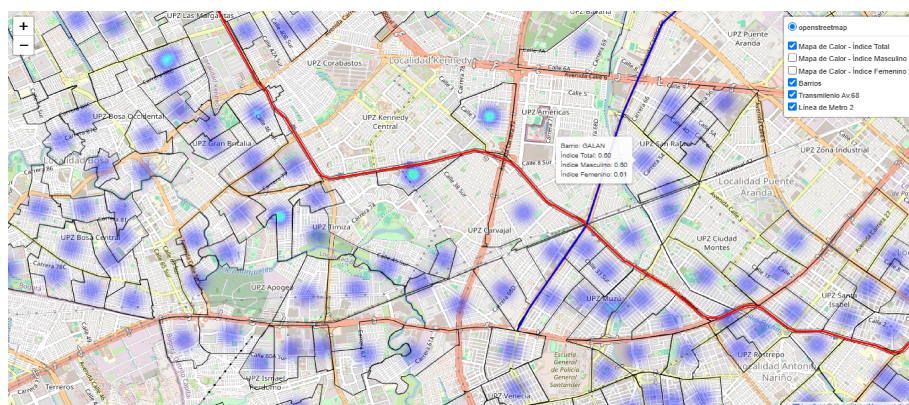
Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

Los barrios con mayor presencia de prostitución presentan una percepción de inseguridad elevada, lo que sugiere una relación Alta-Alta en términos espaciales. Sectores como Santa Fe (0.44) y Doce de Octubre (0.54) destacan por niveles significativos de percepción de riesgo, lo que indica que la actividad de prostitución podría estar asociada con condiciones de inseguridad estructural en estas zonas.

5.7. Aplicación interactiva (App)

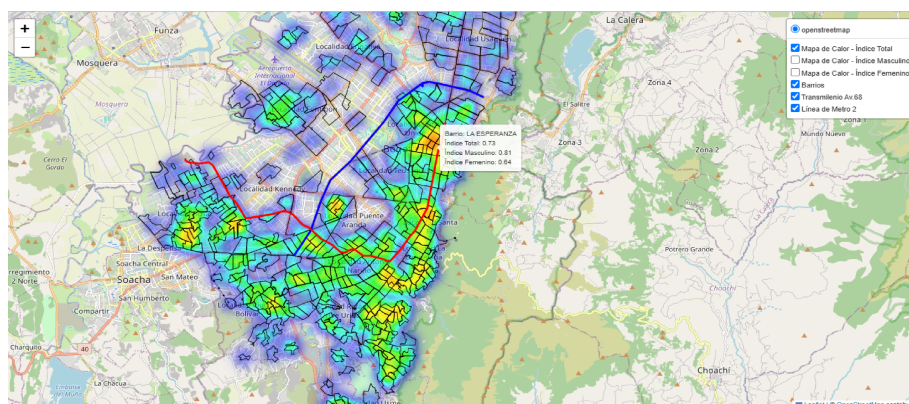
Este análisis comparativo puede resultar tedioso en su forma previamente presentada. Por ello, utilizando los resultados del ÍNDICE CHANGUA-LISSA, se llevó a cabo la siguiente aplicación:

Figura 25: Captura de pantalla de la App desarrollada para visualización espacial del INDICE CHANGUA



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

Figura 26: Captura de pantalla de la App desarrollada para visualización espacial del INDICE CHANGUA



Fuente: Elaboración propia con datos de la Encuesta de Percepción y Victimización

6. Recomendaciones

1. Sobre la Encuesta de Percepción de la Victimización:

Se recomienda a la Cámara de Comercio de Bogotá completar la Encuesta de Percepción de Inseguridad y Victimización para capturar información más representativa, a través de:

- a) Diseñar la encuesta con un nivel de desagregación territorial a escala de barrio, incorporando un diseño muestral probabilístico que garantice la representatividad estadística a ese nivel, junto con la aplicación de factores de expansión adecuados para proyectar los resultados a la población total del barrio.
- b) Aplicar la encuesta con una identificación explícita y autodefinida del género de la persona encuestada, evitando suposiciones por parte del encuestador y garantizando el respeto a la identidad de género.
- c) Incorporar nuevas preguntas, o modificar aquellas que hayan sido identificadas como no significativas para medir la percepción de inseguridad y que actualmente generan ruido. Así mismo, mejorar las preguntas teniendo en cuenta que existen . En un escenario ideal serían encuestas diferentes, o considerar preguntas

2. Sobre las Empresas Cercanas a Obras del Metro y TransMilenio:

Se propone la incorporación del Índice CHANGUA como herramienta de análisis y seguimiento dentro del actual Plan Distrital de Desarrollo “Bogotá Camina Segura”, específicamente en el marco del Objetivo Estratégico “Bogotá avanza en seguridad”, artículo 7, programas 2 (“Cero tolerancia a las violencias contra las mujeres y basadas en género”) y 6 (“Espacio público seguro e inclusivo”). Esta incorporación busca sustentar un plan de acompañamiento en seguridad para las zonas empresariales, con énfasis en empresarias y empresarios que reportan afectaciones por la duración de las obras de infraestructura, a través de las siguientes acciones:

- a) Identificar, mediante la aplicación de la APP del Índice CHANGUA, los barrios con alta concentración empresarial y mayor percepción de inseguridad en zonas aledañas a obras de infraestructura, con el fin de focalizar territorialmente la política pública de integración institucional, tecnológica y ciudadana.
- b) Evaluar periódicamente la efectividad del plan de acompañamiento, mediante el monitoreo continuo del Índice CHANGUA en los barrios priorizados, permitiendo ajustar de forma oportuna las intervenciones en función de los cambios en la percepción de inseguridad y en las dinámicas del entorno.

3. Sobre el Uso del Índice CHANGUA para el Desarrollo Empresarial:

En concordancia con los objetivos del Plan Estratégico Institucional 2025–2027 de la Secretaría Distrital de Desarrollo Económico, especialmente los relacionados con el fortalecimiento de unidades productivas, el impulso a la formalización y el desarrollo económico territorial, se propone institucionalizar el Índice CHANGUA y su aplicación digital como una herramienta transversal para el diseño y seguimiento de estrategias de desarrollo empresarial en Bogotá.

Esta herramienta permitirá identificar de manera georreferenciada las zonas con mayores desafíos en términos de percepción de inseguridad, afectaciones por obras públicas y condiciones del entorno económico local.

- a) Utilizar los datos del Índice CHANGUA como criterio de priorización en intervenciones del proyecto 7874 (Fortalecimiento del crecimiento empresarial en emprendedores y MiPymes) y otros programas orientados a reducir brechas económicas y de seguridad territorial.
- b) Integrar el Índice CHANGUA en la plataforma de análisis y toma de decisiones de la Secretaría Distrital de Desarrollo Económico como insumo para la focalización de programas de fortalecimiento empresarial, acceso a financiación, y acompañamiento a emprendedores y MiPymes en barrios priorizados.

4. Sobre la percepción de inseguridad y estrategias con perspectiva de Género

Considerando la relación identificada entre barrios con presencia de Manzanas del Cuidado y una percepción diferenciada de seguridad, se recomienda fortalecer y ampliar esta estrategia. En particular, se sugiere su extensión a través del fortalecimiento del programa “Cuidado sobre ruedas”, ya que este no solo apoya la distribución del cuidado sino que también fortalecen las redes comunitarias, promueven el empoderamiento de las mujeres y generan entornos más seguros y solidarios.

- a) Utilizar el Índice CHANGUA, desagregado por género, como herramienta diagnóstica para identificar los barrios donde sería prioritario implementar nuevas Manzanas del Cuidado o redistribuir las rutas de los buses del cuidado, ampliando la cobertura en zonas con alta percepción de inseguridad entre mujeres con el objetivo de fortalecer las redes comunitarias de apoyo y la educación en Violencia Basada en Género (VBG) y Violencia Sexual (VS).
- b) Incorporar el Índice CHANGUA-MUJERES como indicador público dentro del portal web del Observatorio de Mujeres y Equidad de Género de la Secretaría de la Mujer, con el fin de que las comunidades e instituciones puedan acceder a información actualizada y territorializada que respalde procesos de incidencia, planeación participativa y seguimiento a políticas públicas con enfoque de género.

7. Conclusiones

El estudio evidencia que la percepción de inseguridad en Bogotá varía según la ubicación, el perfil demográfico y el género de los encuestados. A través del Índice CHANGUA, se identificaron mayores niveles de inseguridad en barrios cercanos a las obras de la Primera Línea del Metro y TransMilenio en la Avenida 68. Mediante análisis de autocorrelación espacial con el Índice de Moran y el modelo LISA, se mapearon con precisión los clústeres de inseguridad percibida y su relación con el entorno urbano y económico.

Desde una perspectiva de género, el estudio confirma que las mujeres perciben mayores y distintas formas de inseguridad en ciertas zonas, resaltando la necesidad de estrategias de seguridad diferenciadas. La relación entre la percepción de inseguridad y la distribución de Manzanas del Cuidado sugiere que estos espacios pueden mejorar la sensación de seguridad en algunas áreas, aunque en zonas de alto riesgo su impacto resulta insuficiente para mitigar el problema integralmente.

En el ámbito económico y empresarial, la percepción de inseguridad afecta la inversión, la estabilidad de los negocios y el comercio. Las zonas con alta informalidad económica suelen coincidir

con mayores niveles de inseguridad percibida, lo que exige políticas integrales. Además, la seguridad impacta sectores como el turismo, bares y restaurantes, resaltando la necesidad de mejorar la seguridad y la percepción para impulsar el desarrollo económico.

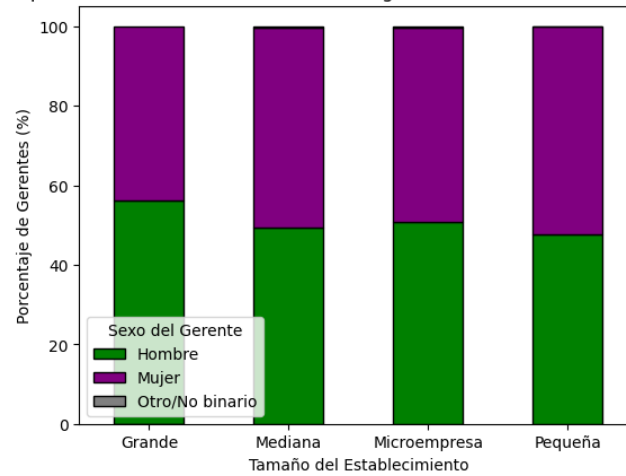
En síntesis, este estudio refuerza la importancia de una visión integral de la seguridad urbana, articulando enfoques de género, desarrollo económico y planificación territorial. La aplicación basada en el Índice CHANGUA emerge como una herramienta innovadora para identificar patrones espaciales de inseguridad, proporcionando información clave para la toma de decisiones.

Referencias

- Cámara de Comercio de Bogotá (2023). *Encuesta de Percepción y Victimización de Bogotá 2023*. Último acceso: 15 de marzo de 2025. URL: <https://bibliotecadigital.ccb.org.co/items/36a54f40-74c9-4898-8b2f-8264439e8832>.
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) (2018). *Censo Nacional de Población y Vivienda 2018*. Consultado el 11 de abril de 2025. URL: <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/demografia-y-poblacion/censo-nacional-de-poblacion-y-vivienda-2018>.
- Falú, Ana María (2014). “El derecho de las mujeres a la ciudad. Espacios públicos sin discriminaciones y violencias”. En: *Vivienda Y Ciudad* 1, págs. 10-28. URL: <https://revistas.unc.edu.ar/index.php/ReViyCi/article/view/9538>.
- Hambleton, Ronald K y H Swaminathan (dic. de 2010). *Item response theory*. en. 1.^a ed. Dordrecht, Netherlands: Springer.
- Jungs de Almeida, Alessandra, ed. (2025). *Estudios feministas de seguridad desde América Latina y el Caribe*. Spanish. Florianópolis: UFSC.
- Li, J., Z. Cai y L. Duan (2020). “Spatial Distribution Characteristics and Optimum Layout of Urban and Rural Areas in Different Geomorphological Types”. En: *Earth Sciences Research Journal* 24.3, págs. 267-275. DOI: 10.15446/esrj.v24n3.89450.
- Lopez Rivas, G. E., S. Stark y O. S. Chernyshenko (2009). “The effects of referent item parameters on differential item functioning detection using the free baseline likelihood ratio test”. En: *Applied Psychological Measurement* 33, págs. 251-265. DOI: 10.1177/0146621608321760.
- Lord, Frederic M., Melvin R. Novick y Allan Birnbaum (1968). *Statistical Theories of Mental Test Scores*. Addison-Wesley.
- Meade, Adam W. (2020). *Guide to IRT Invariance Tests in R: A tutorial on conducting invariance tests and computing effect sizes using the package MIRT in R*. URL: <https://meade.wordpress.ncsu.edu/r-resources/>.
- Meade, Adam W. y Nathan A. Wright (2012). “Solving the measurement invariance anchor item problem in item response theory”. En: *The Journal of Applied Psychology* 97.5, págs. 1016-1031. DOI: 10.1037/a0027934.
- Morales, Domingo et al. (2021). *A Course on Small Area Estimation and Mixed Models: Methods, Theory and Applications in R*. Springer International Publishing. ISBN: 9783030637576. DOI: 10.1007/978-3-030-63757-6. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-63757-6>.
- Parnigoni, A. (2020). “Feminist city: Claiming space in a man-made world, by Leslie Kern: New York, Verso, 2020”. En: *Journal of Urban Affairs* 43.5, págs. 727-729. DOI: 10.1080/07352166.2020.1835284.
- Tennant, Alan y Julie F. Pallant (2012). “Rasch Measurement Transactions”. En: *Rasch Measurement Transactions* 25.4, págs. 1348-1349.
- Zumbo, Bruno D. (1999). *A Handbook on the Theory and Methods of Differential Item Functioning (DIF): Logistic Regression Modeling as a Unitary Framework for Binary and Likert-Type (Ordinal) Item Scores*. Professor of Psychology & of Mathematics. University of Northern British Columbia.

Figura 27: Distribución de género de gerentes de empresas cercanas al metro

Distribución porcentual del Género del Gerente según el Tamaño del Establecimiento en la PLM



8. Anexos

Figura 28: Grado de acuerdo con el proyecto de empresas cercanas a las obras de PLM Y transmilenio Avenida 68

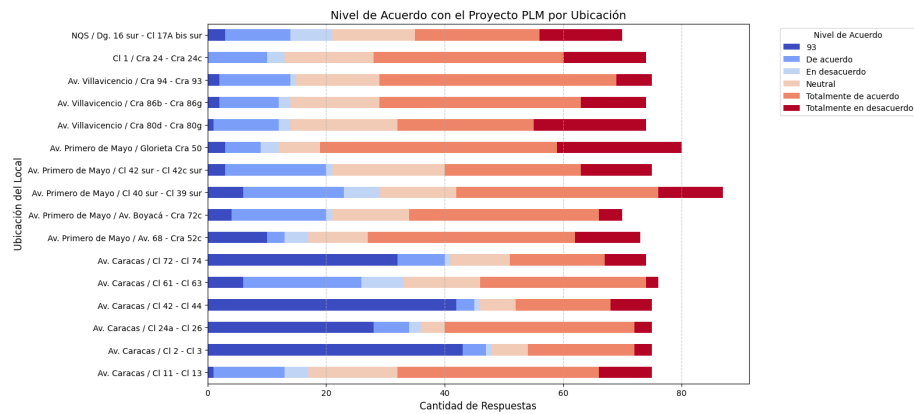


Figura 29: Percepcion de la Calidad del espacio público de las empresas

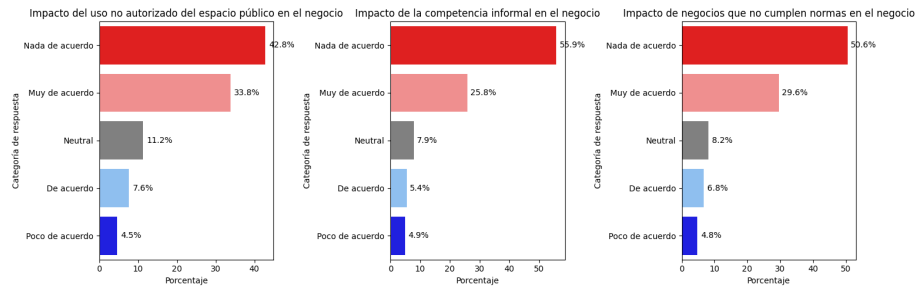


Figura 30: Satisfacción con el espacio público de las empresas

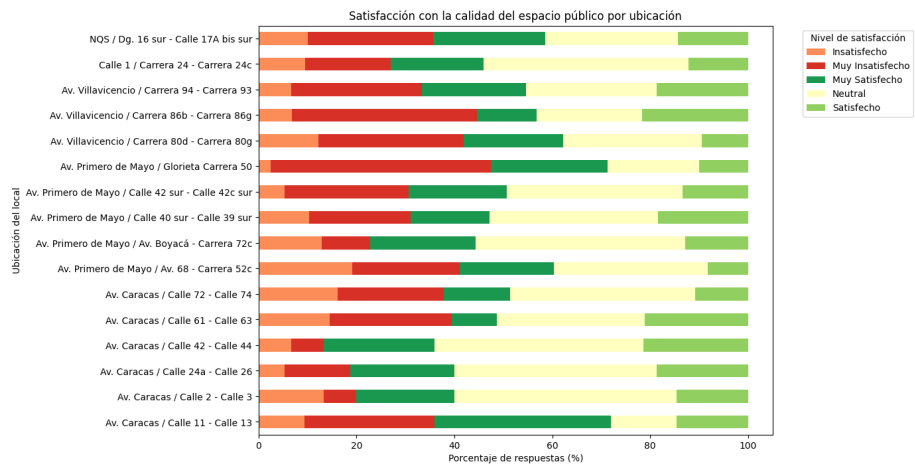


Figura 31: Satisfacción con el transporte público de las empresas

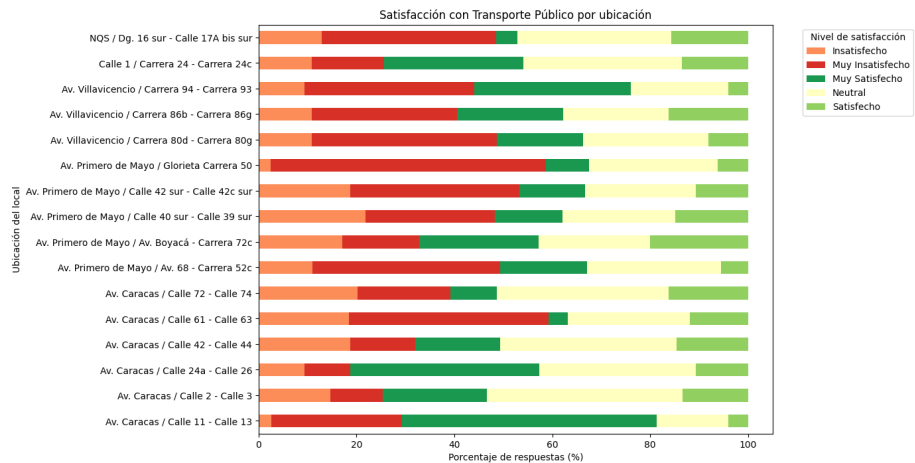


Figura 32: Percepción de seguridad por estación de la PLM

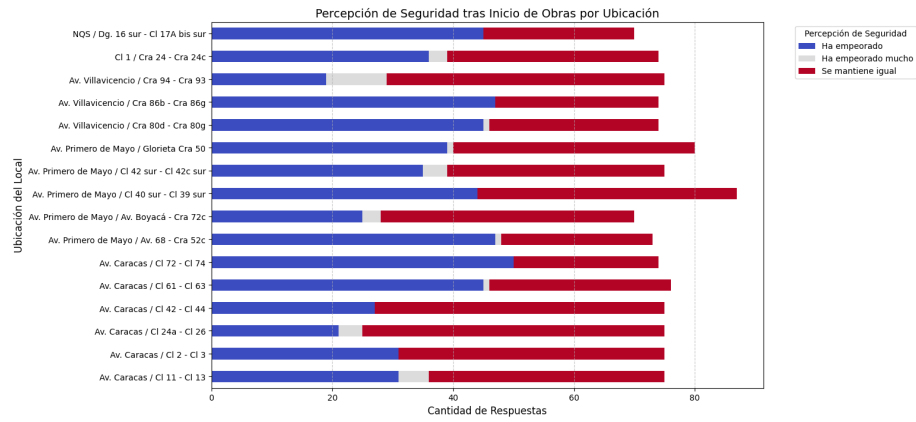


Figura 33: Satisfacción de las empresas con el Uso del espacio público

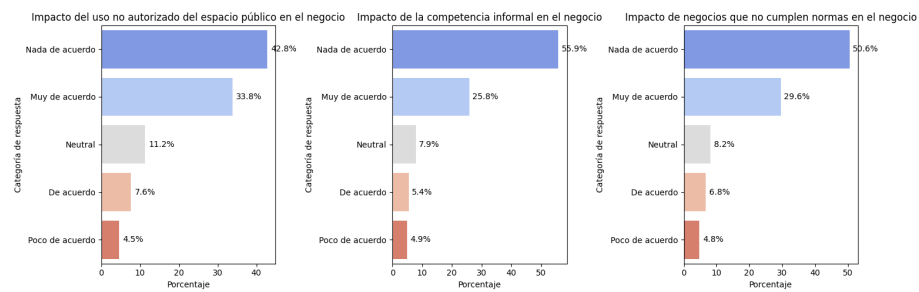
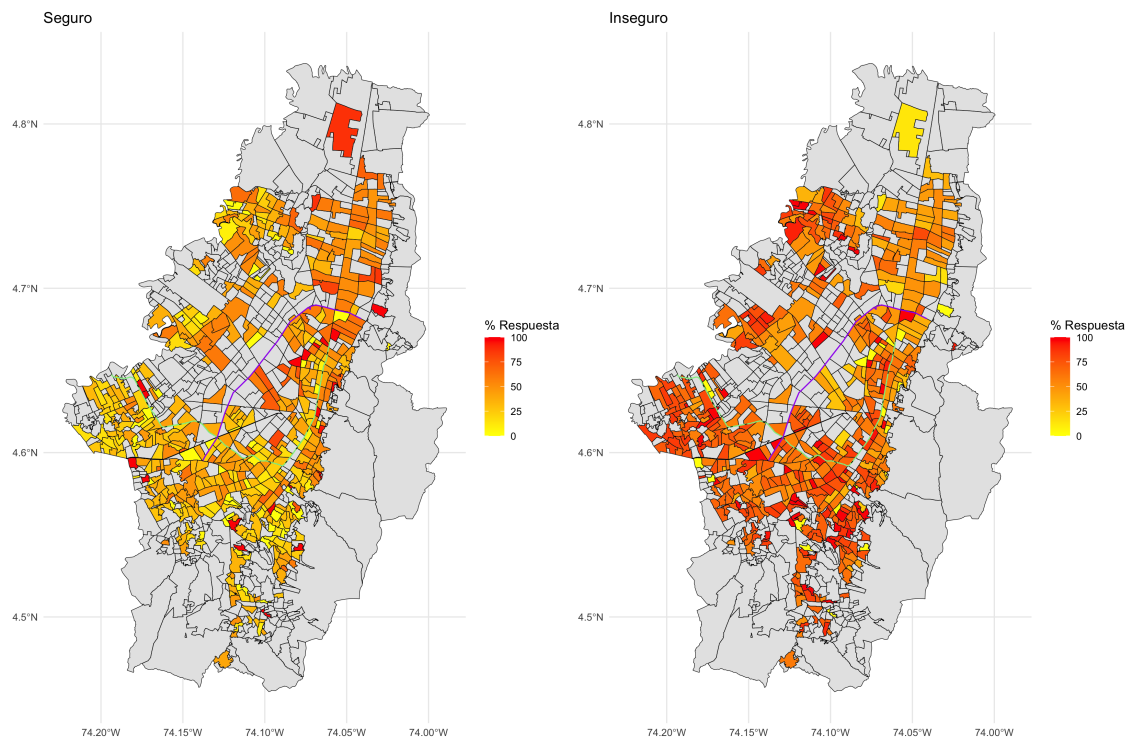
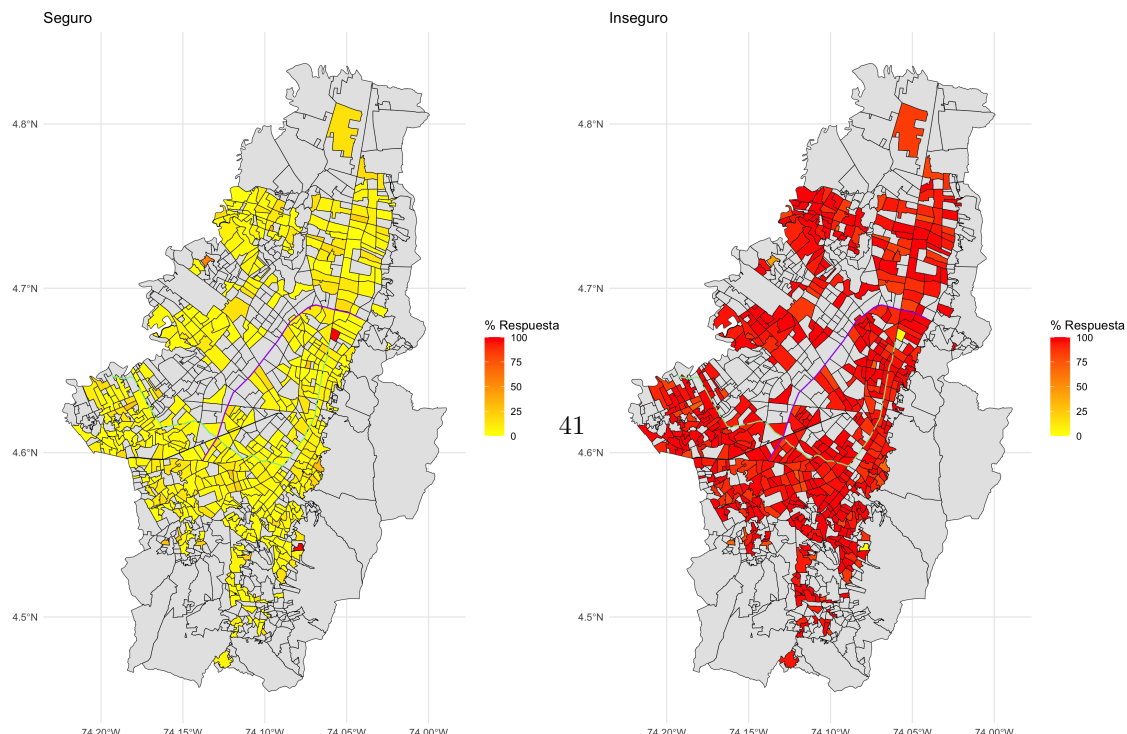


Figura 34: P.102 ¿ustedes cree que la seguridad en su barrio...?

0.3



0.3



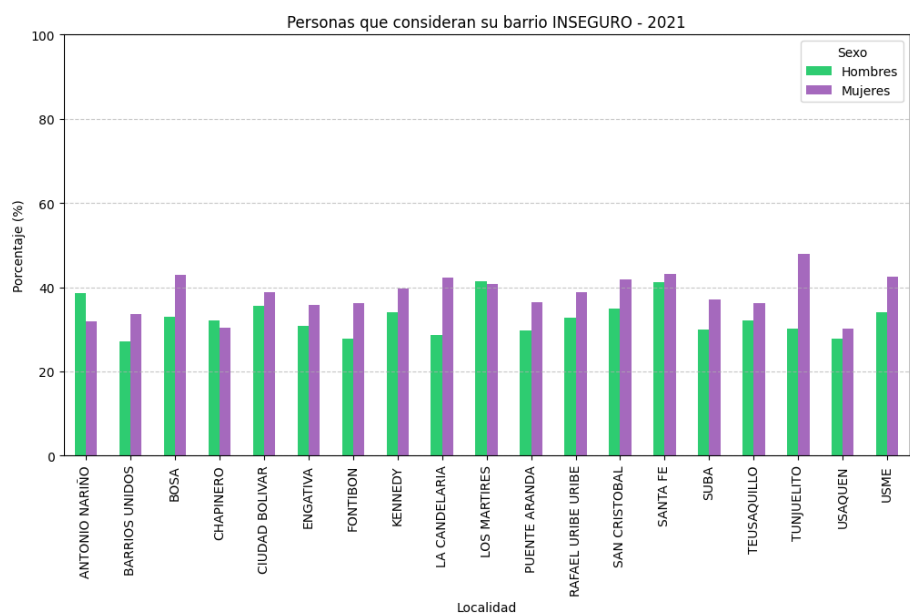


Figura 41: Resultados de P102 en 2021

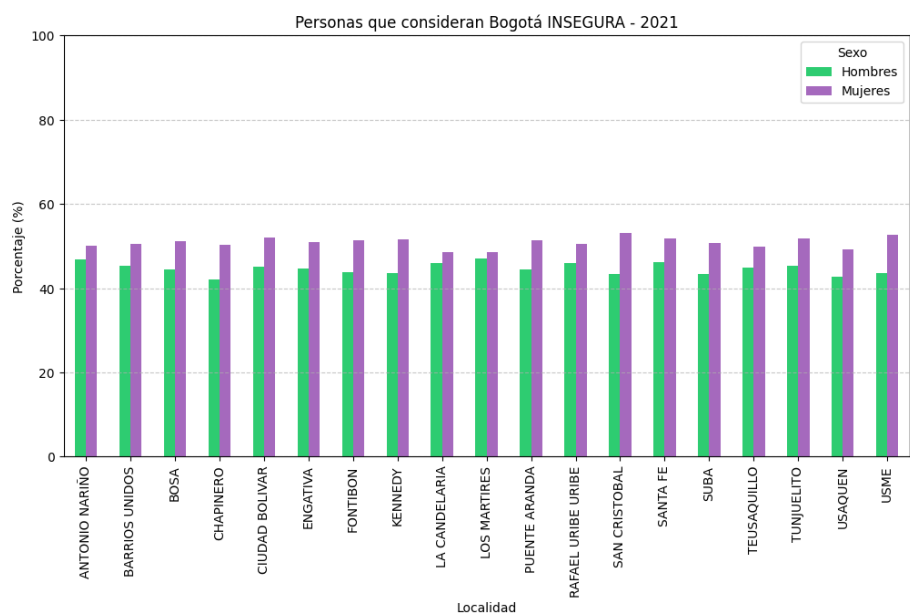


Figura 42: Resultados de P103 en 2021

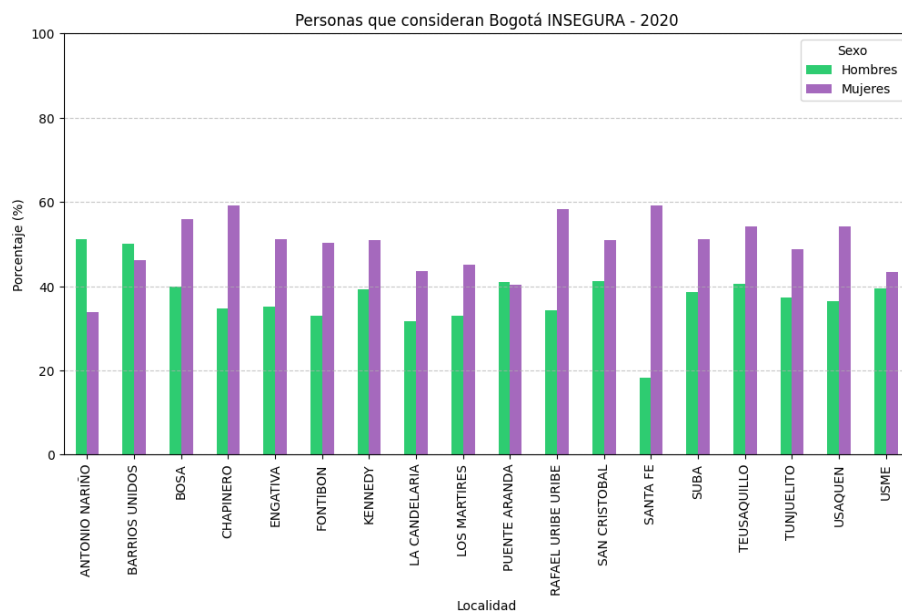


Figura 43: Resultados de P103 en 2023

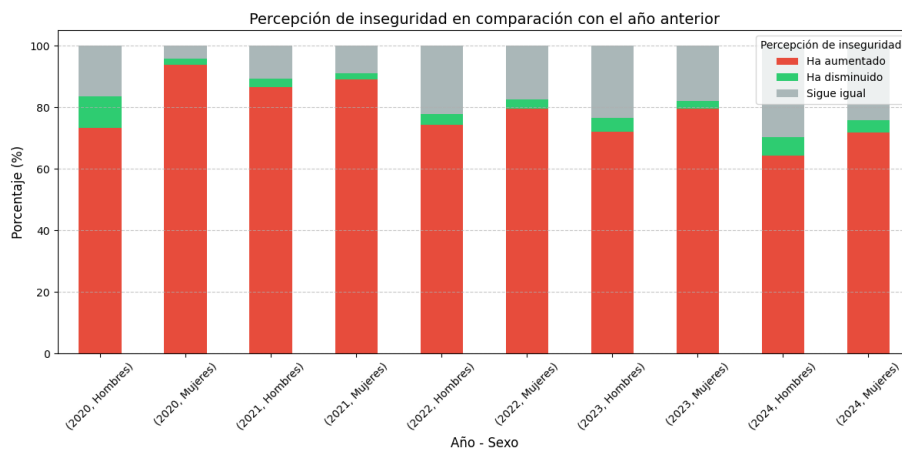


Figura 44: Variable P106

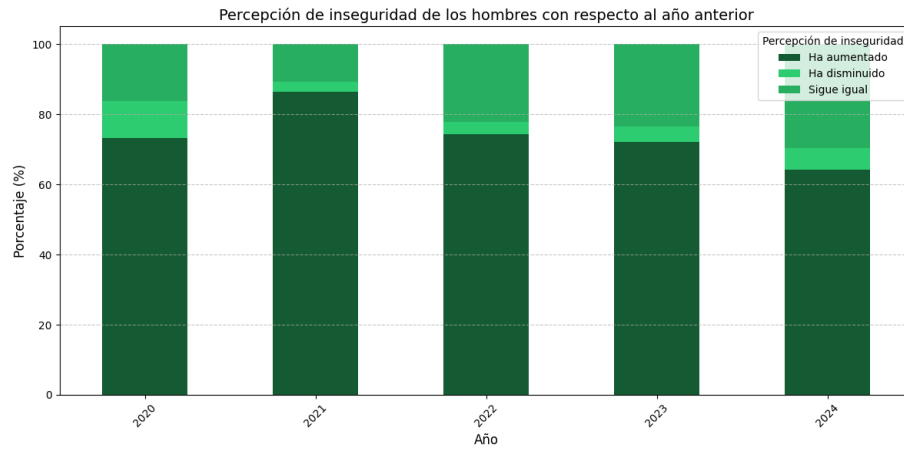


Figura 45: Resultados de P106 (hombres)

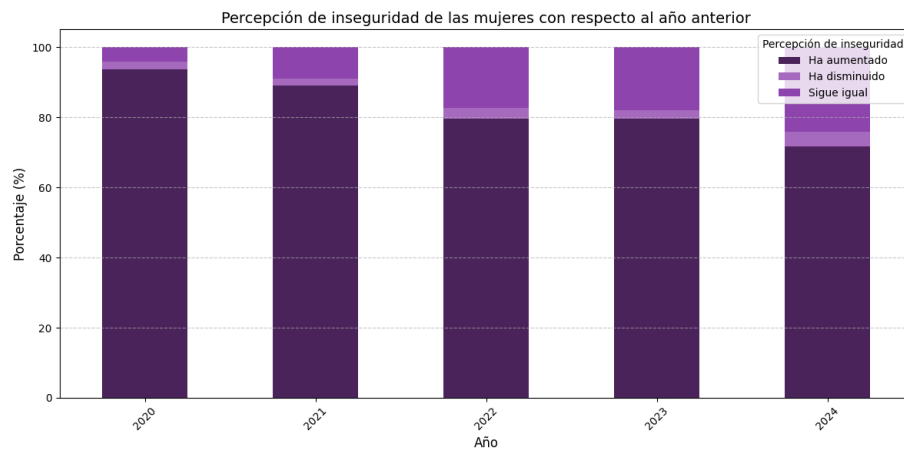


Figura 46: Resultados de P106 (mujeres)