

CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DOCENCIA ECONÓMICAS, A.C.



EFFECTOS DE LA MARGINACIÓN EN LAS OPORTUNIDADES LABORALES DE LOS  
INDIVIDUOS EN LA CIUDAD DE MÉXICO Y ÁREA METROPOLITANA

TESINA

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE

MAESTRO EN ECONOMÍA

PRESENTA

FEDERICO NICCOLO DAVERIO OCCHINI

DIRECTOR DE LA TESINA: DR. DAVID RICARDO HERES DEL VALLE

*Es a todos ustedes:  
alla nonna Anna,  
alla nonna Cita y  
por mi madre, bohemios.*

## **Agradecimientos**

Quiero agradecer a:

*mi asesor Dr. David Heres,*

*mi lectora Dr. Lúz Marina Arias,*

*Pinco,*

*Omar,*

*μ,*

*Blanca,*

*Giorgio Moroder,*

*y el súper perro.*

## Resumen

En este trabajo se intenta profundizar la relación entre la marginalidad de la zona de residencia y la oportunidad de trabajo de sus habitantes. El “Efecto barrio”, como viene definido en la literatura, esta al centro de la discusión académica de un lado en cuanto presenta importantes desafíos econométricos en la identificación del efecto causal y del otro siendo que tiene importantes implicaciones desde el punto de vista de políticas públicas dirigida a mitigar los factores que caracterizan las trampas de pobreza. Este estudio, después de un análisis de los principales resultados teóricos y empíricos encontrados en la literatura, trata de identificar, a partir de los datos del Censo y Censo de Población y Vivienda 2010 y otras bases de datos accesorias, el efecto de la marginalidad en los resultados laborales de los habitantes de la Zona Metropolitana del Valle de México.

En una primera fase, se analizó la distribución geográfica de la marginalidad, de los empleos, de los empleos formal y del nivel promedio de salarios, tanto a nivel AGEB como a nivel municipalidad encontrando que la zona sureste de la Ciudad de México y el sur, oeste y norte de la zona metropolitana son las que peor se desempeñan con respecto a la mayoría de las variables observables consideradas. El análisis espacial bivariado encontró algunos patrones geográficos que muestran una correlación entre la marginalidad de la zona de residencia y la probabilidad de tener un empleo formal y el nivel de salario percibido, mientras no se encontró un esquema significativo de correspondencia por lo que concierne la relación con la probabilidad de tener empleo.

Finalmente se utilizaron dos estrategias de identificación, el modelo de variables instrumentales estimados por el método generalizado de momentos en dos etapas y el propensity score matching, para intentar resolver los problemas relativos a la causalidad inversa y a la endogeneidad del índice de marginalidad y tratar de encontrar el efecto no sesgado de esta variable en los resultados laborales de los residentes. Los principales resultados obtenidos fueron que una regresión estimada por mínimos cuadrados con controles subestima el efecto de la marginalidad en los resultados laborales de los individuos. En particular se encontró que vivir en una zona marginada no impacta de manera estadísticamente significativa en la probabilidad de tener empleo mientras disminuye entre el 18 % y el 19 % la de tener un empleo formal. También el nivel de salario, medido en ingresos mensuales, viene afectado en caso de vivir en una zona marginada, la disminución con respecto al percibido en una zona no marginada es entre el 28 % y el 50 %. Los resultados fueron confirmados por el modelo de Propensity Score Matching y resultaron robustos al utilizar distintos instrumentos y especificaciones. Finalmente las estimaciones resultaron consistente al uso de un distinto índice de rezago social (CONEVAL) y el análisis con los datos del censo 2020 mostraron la persistencia de los efectos negativos de la marginalidad.

El uso del índice de marginalidad compuesto de CONAPO permitió intentar entender los mecanismos a través de los cuales la marginalidad impacta en las oportunidades de los individuos. Finalmente, esta investigación podría ayudar a entender mejor los componentes subyacentes a las trampas de pobreza urbana así de poder implementar más eficientemente políticas públicas destinadas a mitigar estas desigualdades.

*Palabras clave:* Marginalidad, Desempleo, Trabajo informal, Ingresos, Trampas de pobreza, Efecto vecindad, Sesgo de endogeneidad, Variables instrumentales

*Clasificación JEL:*I31, I38, R23, J30, J46

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Tema: el efecto barrio . . . . .	2
1.2. Motivación . . . . .	3
<b>2. Análisis de la literatura</b>	<b>6</b>
2.1. Los enfoques de estudio . . . . .	7
2.2. Marco teórico . . . . .	9
2.2.1. Los primeros modelos explícitos . . . . .	9
2.2.2. Los modelos de Levanthal y Newman . . . . .	12
2.2.3. El modelo epidemiológico de Galster . . . . .	13
<b>3. Datos</b>	<b>16</b>
3.1. Descripción base de datos . . . . .	17
3.2. Índice de marginación CONAPO . . . . .	18
3.3. Análisis exploratorio de los datos . . . . .	20
<b>4. Estrategia de identificación</b>	<b>33</b>
4.1. Identificación causal econométrica . . . . .	33
4.1.1. Sesgo de selección . . . . .	34
4.1.2. Efectos Promedios . . . . .	36
4.1.3. Mecanismos . . . . .	37

4.2.	Modelo de variables instrumentales . . . . .	38
4.3.	Los instrumentos . . . . .	42
4.3.1.	Arboles ornamentales . . . . .	45
4.3.2.	Número de viviendas particulares en departamento en edificio . . . . .	46
4.3.3.	Proporción estudiantes / docentes . . . . .	47
4.3.4.	Proporción de la población con menos de 12 años . . . . .	48
4.4.	Propensity Score Matching . . . . .	50
<b>5.</b>	<b>Resultados</b>	<b>54</b>
5.1.	OLS . . . . .	54
5.2.	Variables instrumentales . . . . .	58
5.2.1.	Primera etapa y Prueba J de Hansen . . . . .	59
5.2.2.	Resultados laborales IV . . . . .	60
5.2.3.	Efectos Heterogéneos . . . . .	65
5.3.	Análisis de robustez . . . . .	67
5.4.	Análisis 2020 . . . . .	69
5.5.	Propensity score matching . . . . .	72
5.5.1.	Análisis supuestos . . . . .	72
5.5.2.	Resultados laborales PSM . . . . .	73
<b>6.</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>75</b>
<b>7.</b>	<b>Apéndice</b>	<b>80</b>
7.1.	Anexo A . . . . .	80
7.2.	Anexo B . . . . .	81
7.3.	Tablas . . . . .	82
7.4.	Figuras . . . . .	89
	<b>Referencias</b>	<b>103</b>

# Índice de figuras

3.1. Marginalidad por AGEB CDMX . . . . .	21
3.2. Marginalidad por AGEB ZMVM . . . . .	22
3.3. Distribución desempleo por AGEB . . . . .	23
3.4. Histogramas % desempleos por AGEB . . . . .	24
3.5. Distribución desempleo por AGEB . . . . .	25
3.6. Histogramas % informalidad por AGEB . . . . .	25
3.7. Desempleo vs Marginalidad por AGEB . . . . .	26
3.8. Informalidad vs Marginalidad por AGEB . . . . .	27
3.9. Marginalidad AGEB-Municipios ZMVM . . . . .	28
3.10. Distribución marginalidad Municipios ZMVM . . . . .	29
3.11. Distribuciones por municipios . . . . .	30
3.12. Distribución bivariado por Municipio . . . . .	31
3.13. Distribución ingresos por Municipio . . . . .	31
3.14. Municipios tratados ZMVM . . . . .	32
4.1. Grafo variables instrumentales marginalidad . . . . .	44
5.1. Análisis translope . . . . .	73
7.1. Marginalidad categórica por AGEB CDMX . . . . .	89
7.2. Marginalidad categórica por AGEB ZMVM . . . . .	96
7.3. Distribución frecuencias marginalidad por AGEB CDMX . . . . .	97

7.4. Distribución frecuencias marginalidad categórica por AGEB CDMX . . . . .	98
7.5. Distribución frecuencias marginalidad por AGEB ZMVM . . . . .	99
7.6. Distribución frecuencias marginalidad categórica por AGEB ZMVM . . . . .	100
7.7. Marginalidad categórica por municipio ZMVM . . . . .	101



# Índice de cuadros

2.1. Mecanismos de interacción social . . . . .	14
2.2. Mecanismos ambientales . . . . .	14
2.3. Mecanismos geográficos . . . . .	14
2.4. Mecanismos institucionales . . . . .	15
3.1. Índice de marginación CONAPO . . . . .	19
5.1. OLS Intensivo sin controles . . . . .	55
5.2. OLS con controles . . . . .	57
5.3. Probabilidad Empleo Intensivo . . . . .	61
5.4. Probabilidad Trabajo Formal Intensivo . . . . .	63
5.5. Probabilidad Log Ingresos Intensivo . . . . .	64
5.6. Efecto Heterogéneos Intensivo Muestra Completa . . . . .	65
5.7. Efecto Heterogéneos Intensivo Hombres . . . . .	66
5.8. Efecto Heterogéneos Intensivo Mujeres . . . . .	66
5.9. Probabilidad Empleo Intensivo Coneval 2010 . . . . .	68
5.10. Probabilidad Trabajo Formal Intensivo Coneval 2010 . . . . .	68
5.11. Logaritmo Ingresos Intensivo Coneval 2010 . . . . .	69
5.12. Probabilidad Empleo Coneval 2020 . . . . .	70
5.13. Probabilidad Trabajo Formal Coneval 2020 . . . . .	70
5.14. Logaritmo Ingresos Coneval 2020 . . . . .	71
5.15. Tamaño muestra PSM . . . . .	72

5.16. Probabilidad Empleo PSM . . . . .	74
5.17. Probabilidad Trabajo Formal PSM . . . . .	74
5.18. Log Ingresos PSM . . . . .	74
7.1. Mecanismos de Efecto Barrio . . . . .	82
7.2. Probabilidad Empleo Intensivo Sobreidentificado . . . . .	86
7.3. Probabilidad Trabajo Formal Intensivo Sobreidentificado . . . . .	87
7.4. Logaritmo ingresos Intensivo Sobreidentificado . . . . .	88
7.5. OLS Extensivo sin controles . . . . .	89
7.6. Probabilidad Empleo Extensivo IV Arb-Dpto . . . . .	90
7.7. Probabilidad Empleo Extensivo Sociodem-Esc . . . . .	91
7.8. Probabilidad Trabajo Formal Extensivo IV Arb-Dpto . . . . .	92
7.9. Probabilidad Trabajo Formal Extensivo Sociodem-Esc . . . . .	93
7.10. Probabilidad Log Ingresos Extensivo IV Arb-Dpto . . . . .	94
7.11. Log Ingresos Extensivo Sociodem-Esc . . . . .	95
7.12. Análisis robustez Índice CONEVAL . . . . .	102

# Capítulo 1

## Introducción

México, y de manera particular la Ciudad de México, se caracterizan por altos niveles de pobreza y desigualdad. Celebérrima es la foto que acompañó un informe de la Oxfam (Inzunza, 2018) donde la división y segregación presente en la ciudad aparecía como una cicatriz. En esta portada se pueden notar los “futurísticos” rascacielos corporativos de Santa Fe, colindando con las rústicas casas del pueblo originario que se extienden hacia las inhóspitas cuevas del sistema montañoso que rodea la Ciudad de México. Pero Santa Fe no es una excepción, la Ciudad de México se caracteriza por zonas altamente marginadas, tanto social como geográficamente, con altos índices de pobreza (Campesi, 2010), pocos servicios e instituciones ausentes. Aunado a lo anterior, estas zonas se caracterizan también por altos índices de criminalidad, desempleo y abandono escolar volviéndose para sus residentes unas trampas de pobreza en la ciudad. A pesar de que la Ciudad de México resulte, en términos relativos, uno de los territorios con mayores oportunidades de movilidad social (Orozco, 2019) en efecto persisten en la capital mexicana condiciones sociales, estructurales, espaciales y políticas que favorecen y perpetúan desigualdades socioeconómicas y en acceso de oportunidades (Solís, 2011).

## 1.1. Tema: el efecto barrio

En este trabajo se analiza la organización socio-geográfica de la Ciudad de México para intentar identificar su efecto en la persistencia de las desigualdades. Se prestará particular atención a la identificación de los mecanismos a través de los cuales los barrios más segregados impactan en las oportunidades de sus residentes y en específico se analizará como el contexto en el cual vive y se desarrolla un individuo afecta sus posibilidades y sus oportunidades de vida desde un punto de vista laboral. Este análisis será hecho desde un punto de vista espacial como de uno econométrico.

A partir del marco teórico se buscarán los principales elementos que producen los efectos de barrio para analizar como impactan en los individuos. El principal obstáculo con respecto a este análisis son la causalidad inversa y la autoselección derivadas de las decisiones de los individuos de vivir en un determinado vecindario. La primera es dada por el efecto de la variable dependiente sobre la de tratamiento, por ejemplo podemos pensar que el hecho de tener un mejor sueldo lleve una persona a vivir en una zona menos marginada, mientras la segunda se da cuando las personas del grupo tratado difieren sistemáticamente de la del grupo de control, en concreto podría haber alguna característica no observable, como la habilidad, que influya tanto en la probabilidad de vivir en una zona rezagada como en la de no tener empleo. Este problema de endogeneidad se buscará resolver modelando explícitamente la decisión de localización de las familias a través de un modelo en dos etapas y de variables instrumentales, corroborando los resultados por medio de una segunda estrategia de identificación, el Propensity Score Matching.

Con respecto al modelo de variables instrumentales los principales resultados arrojados fueron que, por medio de una simple regresión con controles estimada por mínimos cuadrados, el efecto de la marginalidad de la zona de residencia en los resultados laborales de los individuos viene subestimado. En particular por medio de la estrategia en dos etapas se encontró que vivir en una zona marginada no impacta de manera estadísticamente significativa en la probabilidad de tener empleo mientras disminuye entre el 18 % y el 19 % la de tener un empleo formal. También el nivel de salario viene afectado en caso de vivir en una zona rezagada, la disminución

con respecto al percibido en una zona no marginada es entre el 28 % y el 50 %, en términos de ingresos mensuales con respecto al promedio de la muestra considerada. Los resultados resultaron robustos al utilizar distintos instrumentos y especificaciones y fueron confirmados por el segundo modelo, el Propensity Score Matching.

## **1.2. Motivación**

Pensamos que este trabajo puede dar, antes que todo, una contribución al mejor entendimiento de la persistencia de la marginación y desigualdad. Estos temas son apremiantes de abordar en un México que durante la pandemia de COVID-19 experimentó una grave crisis laboral, social y de salud que parece haber afectado de manera desproporcionada a los sectores más vulnerables. Por otro lado, la marginación no sólo tiene un componente de injusticia social, sino que también tiene como consecuencia una pérdida de la productividad potencial por la discordancia entre demanda y oferta laboral, así como, por la ineficiente asignación de habilidades.

En México, y más en general en América Latina, los estudios con respecto a la marginalidad son predominantemente de tipo cualitativo. Abundan los estudios sociológicos que intentan rastrear los orígenes históricos y sociales, así como, los efectos actuales de este fenómeno. Sin embargo, estos estudios cuyo carácter es más cualitativo o descriptivo, no contemplan un análisis más detenido en la identificación causal de las relaciones. Estos estudios describen a detalle los mecanismos característicos del fenómeno estudiado, pero siendo que la muestra es unitaria o pequeña no permite generalizaciones, validez externa o un análisis sistemático. Por su parte, los estudios cuantitativos muchas veces presentan problemas de endogeneidad, típicos de esta literatura, exacerbados por la falta de datos fidedignos y longitudinales. Small y Feldman (2012) en su meta-análisis sobre los estudios de efecto de vecindad afirman que “raramente los datos contienen la información necesaria para determinar con certidumbre porque diferentes individuos viven en distintos barrios. Por esta razón, en las regresiones estadísticas, los coeficientes asociados a la pobreza del barrio podría ser sesgado a causa de condiciones no observadas (Tienda,

1991)”. Un parte agua en el análisis cuantitativo de los efectos de barrio fue el experimento “Moving to Opportunity”, una intervención de movilidad aleatoria que permitió valorar los efectos de la vecindad de residencia según los estándares de los experimentos controlado-aleatorizados (RCT) consintiendo a los académicos (M. L. Small y Feldman, 2012; Katz y cols., 2008; Chetty y Hendren, 2018b, 2018a) una estimación causal sobre diferentes variables de resultados individuales. Aunque sus resultados fueron largamente debatidos representa, aún hoy en día, uno de los más importantes programas diseñado para la identificación del impacto del lugar de residencia en las oportunidades de vida de los individuos.

Otra carencia que podemos encontrar en la literatura, especialmente en la latinoamericana, es una falta de definición de los componentes de la marginalidad y los mecanismos a través de los cuales los individuos son afectados. Esto impide una identificación clara de los elementos más relevantes que determinan a las zonas marginadas, así mismo, plantean inconvenientes para la implementación de políticas públicas adecuadas y eficientes.

A pesar de estas dificultades el tema resulta extremadamente relevante pues tiene importantes repercusiones, no sólo desde el punto de vista económico sino también en aspectos de salud, educación y movilidad social de los individuos. Por esta razón en los años fueron implementadas numerosas políticas públicas dirigidas a combatir los efectos de la marginalidad y las trampas de pobreza. Por ejemplo en la Ciudad de México en 2017 fueron destinados 110 millones de pesos al programa “Mejora tu Barrio”<sup>1</sup> dirigido al mejoramiento del entorno de los residentes de la ciudad desde una perspectiva comunitaria. Por lo tanto, puede resultar importante identificar los elementos relevantes de la marginalidad y estimar sus efectos en las posibilidades de los individuos, al mismo tiempo que se proporciona una herramienta para el ejercicio eficiente del presupuesto y finalmente para atajar los mecanismos que perpetúan las trampas de pobreza en la zona metropolitana del Valle de México. El trabajo de investigación es organizado de la siguiente forma: el capítulo 2 trata de hacer un excursión en los principales artículos académicos sobre los efectos de barrio, evidenciando las dificultades econométricas y la construcción de un

---

<sup>1</sup> Excelsior - ¿Cómo impulsar la imaginación local para revitalizar la comunidad?- <https://bit.ly/343gZJ5>

marco teórico que pudiera explicar los mecanismos a través de los cuales la zona de residencia afecta los resultados individuales. En el capítulo 3 describiremos nuestras bases de datos y analizaremos tanto las variables dependientes de interés como la de tratamiento desde un punto de vista espacial buscando patrones univariados y bivariados. El capítulo 4 presenta los supuestos y los fundamentos teóricos de los dos modelos utilizados, el de variables instrumentales en dos etapas y el de propensity score matching, evidenciando sus ventajas y desventajas. Además, si ahonda en la discusión de la relevancia y exogeneidad de los instrumentos elegidos. El capítulo 5 reporta los principales resultados obtenidos con las distintas especificaciones por lo que concierne el impacto de la marginalidad en la probabilidad de empleo de los individuos, sus ingresos mensuales y la probabilidad de tener un trabajo formal. Se analiza la significancia de los mismos, sus magnitudes y la concordancia entre los distintos métodos de estimación y los instrumentos utilizados con respecto al modelo en dos etapas. Finalmente, el capítulo 6 presenta las conclusiones que podemos traer del análisis espacial y econométrico, evidenciando los principales resultados obtenidos y las posibles implicaciones de política pública.

## Capítulo 2

### Análisis de la literatura

Los efectos de barrio o de vecindario (Neighborhood Effects o NE por sus siglas en inglés) se refieren al impacto de las características de la vecindad y/o de las interacciones sociales que nacen de la cercanía espacial de los lugares de residencia sobre los comportamientos y/o los resultados individuales (Dietz, 2002). La idea es que vivir en un barrio en el cual hay condiciones de privación tiene un efecto negativo en las oportunidades de vida de los residentes más allá de sus características individuales (Van Ham y Manley, 2010). Los efectos de barrio pueden tener impacto en variables como los logros académicos, la tasa de abandono escolar, salud, movilidad social y ocupación entre otros (Ellen y Turner, 1997; Galster, 2002; Durlauf, 2004).

Estos efectos son particularmente relevantes, ya que serían parcialmente responsables de fenómenos como las trampas de pobreza (Wilson, 2012): en un círculo vicioso la “pobreza concentrada” socava las oportunidades de vida de los individuos más vulnerables y con menores ingresos. Mayer y Jencks (1989) escribieron un artículo donde la hipótesis principal fue que “los niños pobres viviendo en vecindarios abrumadoramente pobres encuentran más difícil escapar de la pobreza que los niños pobres que viven en vecindarios más ricos”. Por esta razón en los últimos 35 años las características del ambiente urbano en el cual se desarrolla el individuo han sido estudiadas no solo por economistas, sino también por antropólogos y sociólogos que buscaron evaluar el impacto desde un punto de vista cuantitativo y cualitativo. En este capítulo



analizaremos de forma general los diferentes enfoques de la literatura sobre los efectos de barrio para luego hacer un excursu con respecto a los principales modelos teóricos que se desarrollaron a lo largo de los últimos treinta años.

## **2.1. Los enfoques de estudio**

En la literatura el enfoque cualitativo se benefició de estudios etnográficos (M. Small, Manduca, y Johnston, 2018) y sociológicos donde se utilizaron técnicas “ecométricas” (R. Sampson, 2011; Raudenbush y Sampson, 1999), una ciencia de la evaluación ecológica basada en el desarrollo de procedimientos sistemáticos para medir los mecanismos de vecindad. Esta tipología de estudios se enfoca en las experiencias y las percepciones de los residentes y encontraron, con respecto a la literatura cuantitativa, evidencias más fuertes y consistentes de los efectos vecindario. Por ejemplo, por medio de estas técnicas Atkinson y Kintrea (2001) encontraron NE dados por la mala reputación de algunas vecindades con respecto a resultados de empleo, mientras Pinkster (2009) encontró efectos ligados a la red social cercana desarrollada para los individuos que viven en barrios con altos índices de deprivación sobre variables socioeconómicas.

Por su lado, analizando la literatura de enfoque cuantitativo encontramos el uso de diferentes estrategias de identificaciones que van desde experimentos aleatorios (RCTs) (Chetty y Hendren, 2018b, 2018a) y cuasiexperimentos (Galster, Santiago, Stack, y Cutsinger, 2016) a análisis de corte transversales (Ioannides, 2002) y análisis con datos de panel (D. J. Harding, 2003). Los resultados obtenidos por medio de esta metodología contrastan con los de las investigaciones cualitativas en cuanto lograron conclusiones menos claras y contundentes. Los efectos encontrados en estos estudios resultaron ambivalentes y muchas veces contradictorios. Esto se debe principalmente a la propia naturaleza contextual de los efectos de vecindad (R. Sampson, 2011) que dificultan validaciones externas y a unas carencias desde el punto de vista de las herramientas econométricas y en la definición de un marco teórico claro (van Ham, Manley, Bailey, Simpson, y Maclennan, 2011). Por ejemplo, Musterd (2005) y Galster et al. (2008) afirman haber

encontrado efectos causales estadísticamente significativos de la vecindad sobre los resultados de los individuos en el mercado laboral, mientras otros estudios concluyen que podría haber otros mecanismos, como el proceso de selección de la vecindad por parte del individuo, que influyen la aparente correlación entre el rezago social de un barrio con los pobres resultados laborales alcanzados por sus habitantes y sesgando los resultados (Oreopoulos, 2003; Propper y cols., 2007). Por lo tanto, sigue siendo difícil concluir de manera unívoca con respecto a cuanto inciden los efectos de barrio sobre las oportunidades de vida de los individuos (M. L. Small y Feldman, 2012). Aunque haya pocas dudas respecto a la existencia de los efectos de vecindad no hay aún suficiente conocimiento sobre los mecanismos causales que lo determinan, sus importancias relativas en relación con las características individuales y bajo cuáles circunstancias sociales y geográficas resultan significativas. En la última década, las investigaciones sobre los efectos de la pobreza en los barrios ha pasado de la discusión con respecto a la existencia de los mismos a preguntas más complejas como de cuándo, dónde y por qué el contexto del vecindario afecta los resultados individuales (Sharkey y Faber, 2014; R. J. Sampson, Morenoff, y Gannon-Rowley, 2002; Minh, Muhajarine, Janus, Brownell, y Guhn, 2017).

Sin duda los avances metodológicos en la econometría espacial y en la teoría económica, sobre todo lo que concierne a la teoría de juegos, han permitido incorporar una gama de efectos derramamiento en los modelos microeconómicos descriptivos de los mecanismos de barrio que permitieron un análisis más detallado de los mecanismos que caracterizan la vecindad (C. F. Manski, 2000). Finalmente Small y Feldman (2012) sostienen que la investigación de los efectos vecindad se tienen que mover hacia métodos donde tanto el aspecto cualitativos como los cuantitativos vienen considerados en el diseño de investigación como hizo Deluca en su estudio (2012). En este estudio se utilizará un enfoque cuantitativo, siendo que nuestro objetivo hasta el momento es una estimación de la magnitud del efecto. Se deja para investigaciones futuras complementar con trabajos cualitativos ad hoc y de campo, para mejor entender algunos resultados, sobre todo por lo que concierne el aumento de la probabilidad del empleo para mujeres en zonas marginadas sobre el cual ahora podemos hacer solo especulaciones.

## **2.2. Marco teórico**

Como hemos señalado, el análisis y la estimación de los efectos de barrio presentan numerosos desafíos. En primer lugar, desde un punto de vista econométrico, en la identificación de una relación causal real donde se desarrollaron técnicas estadísticas para corregir problemáticas relativas al sesgo de selección (van Ham y cols., 2011) y a la causalidad inversa (Gelman y Imbens, 2013a). En segundo lugar, desde una perspectiva del diseño de la investigación y de la definición de los mecanismos teóricos subyacentes, un aspecto menos considerado que puede dar hasta mejores resultados en términos de identificación e inferencia causal (Rubin, 2008) con respecto al uso de enrevesadas técnicas econométricas. A partir de esta última consideración en la próxima sección empezaremos el análisis de los NE con base en los principales marcos teóricos que se encuentran en la literatura y que intentan explicar los mecanismos a través de los cuales las características de los vecindarios impactan en los resultados potenciales de los individuos. Jencks y Mayer (1990) concluyeron que en muchos estudios los efectos de barrio se había abordado como una *caja negra* en la que se identifican un conjunto de relaciones inexplicables que necesitarían más investigaciones. Según Newman (2011) la crítica sigue vigente y los estudios de los últimos años no parecen presentar un decidido cambio de tendencia.

A pesar de esto, en la literatura podemos encontrar algunos marcos teóricos y modelos microeconómicos que intentan ahondar e investigar los diferentes mecanismos a través de los cuales las características propias de los vecindarios pueden influir sobre los resultados potenciales de los individuos que allí residen.

### **2.2.1. Los primeros modelos explícitos**

Fueron Jencks y Mayer (1989) unos de los primeros que intentaron desarrollar explícitamente los mecanismos de influencia ilustrados por Wilson (2012). Se identificaron tres principales características de la vecindad que pueden influenciar los comportamientos y los resultados de los residentes. En primer lugar, tener vecinos desaventajados podría afectar a los residentes po-

bres por medio de mecanismos de “contagio” o a través de la menor capacidad de mantener el orden social. En segundo lugar, tener que vivir en un barrio donde los vecinos son aventajados puede hacer sentir a los residentes más pobres una privación y podría inducirlos a desarrollar una subcultura desviada o de oposición. En tercer lugar, vivir en una vecindad rezagada socialmente podría afectar los residentes con menores ingresos limitando su acceso a recursos públicos y fuertes instituciones.

Una segunda clasificación fue la propuesta por Manski en 1992 (C. F. Manski, 1993) que, desde un punto de vista metodológico, identificó tres tipologías de efectos de vecindad: endógenos, exógenos y correlacionados. Estos mecanismos explican las influencias de comportamiento de un individuo en un grupo homogéneo espacialmente. Los efectos de vecindad endógenos son determinados por la influencia directa en la conducta de un individuo por el comportamiento promedio de sus pares. Los efectos exógenos o contextuales se refieren a la influencia de características exógenas del grupo de referencia, como en el caso de la pertenencia a una determinada religión, raza o ideología. Finalmente, los efectos correlacionados describen los mecanismos que surgen de la exposición de los individuos a factores institucionales y/o comunes debido a la clasificación o la autoselección en el grupo de referencia. En el caso del estudio de los efectos de vecindad estos son originados por la decisión de los individuos de vivir en un determinado barrio que da origen al famoso problema de reflexión o causalidad inversa (C. Manski, 1993). La principal dificultad en esta clasificación es lograr discernir y separar el efecto de cada mecanismo en los resultados potenciales del residente.

Ellen y Turner (1997) aportaron evidencias con respecto a cuáles características de las vecindades tienen más efectos sobre los individuos y en particular sobre los niños. En este estudio se agrupan estos efectos en seis categorías: calidad de los servicios locales, socialización por parte de los adultos, influencias de los pares, redes sociales, exposición a crímenes y episodios de violencia y distancia física y social. Por lo que concierne a los servicios locales el ejemplo más obvio es la existencia de escuelas públicas y de calidad. En el caso de la socialización por parte de los adultos los niños aprenden lo que es aceptable y normal a partir del comportamien-

to de los adultos que los rodean. La influencia de los pares y su relevancia en el desarrollo de los jóvenes es ampliamente analizada y comprobada (Cook y Goss, 1996). Las redes sociales influyen en los individuos en cuanto de ellas pueden depender la posibilidad y la información relativa a oportunidades tanto escolar como de trabajo (Temkin y Rohe, 1996) y muchas de estas redes tiene una connotación geográfica. Con respecto a la exposición a crímenes y violencias estos pueden provocar traumas en los jóvenes (Richters y Martinez, 1993) y en los adultos daños económicos y físicos, incluso fatales, que merman no solo su integridad sino también sus oportunidades. Finalmente, uno de los impactos más directos de la vecindad es la proximidad física y la accesibilidad a oportunidades económicas y en especial a oportunidades laborales. Los residentes de barrios segregados y alejados de oportunidades laborales o que carecen de acceso al transporte público pueden ser imposibilitados para encontrar un trabajo apropiado, aunque posean los requisitos y las habilidades necesarias.

Este fenómeno urbano-económico toma el nombre de “spatial mismatch” y fue por primera vez introducido por Kain (1968). En su artículo mostró como la discriminación en la vivienda había segregado a los negros a unos pocos barrios del centro donde los trabajos escaseaban pues estos se habían movido hacía los suburbios. Sucesivamente su tesis fue extendida a los blancos pobres que no se pudieron mover a las áreas suburbanas donde se estaba concentrando el mercado laboral (Ihlanfeldt y Sjoquist, 1998). Por su lado, Gobilon (2007) analizó que puede darse también un efecto estigma por el vecindario de residencia, es decir, una estructura espacial segregada puede dar origen a una discriminación por parte del empleador con base al lugar de residencia del candidato. En el caso de México, y en particular en su capital, la segregación, como en el último estudio presentado, es predominantemente socioeconómica y no tanto racial. Esta segregación espacial de la ciudad es dada por lo tanto a las condiciones socioeconómicas o sociodemográficas no controlable por los individuos que son objetos de la segregación o exclusión (Vilalta Perdomo, 2008).

### 2.2.2. Los modelos de Levanthal y Newman

Una tercera propuesta de clasificación de los efectos de barrio fue dada por Levanthal y Brooks-Gunn (2000) que identificaron los siguientes mecanismos potenciales: recursos institucionales, relaciones y normas o eficacia colectiva. Los primeros representan la disponibilidad, la accesibilidad, la asequibilidad y la calidad de servicios públicos a disposición. Los segundos modelan las características del entorno familiar (salud mental y física, características comportamentales) y del círculo más cercano, lo que en otra literatura se define como lazos fuertes (Granovetter, 1973). Finalmente, las normas o la eficacia colectiva indican el grado en que existen instituciones formales e informales a nivel comunitario para supervisar y monitorear el comportamiento de los residentes, como conductas desviadas y antisociales de grupos de pares.

La identificación y teorización de los efectos de barrio hecha por Small y Newman (2001) se enfoca en el impacto que estos tienen en las oportunidades de vida de los residentes. En particular encuentran dos categorías de mecanismos principales basados en los trabajos de Massey y Denton (1993) y de Jencks y Mayer (1990). La primera incluye los mecanismos de socialización en los vecindarios que impactan a los individuos que viven en un espacio geográfico, determinando la difusión de comportamientos negativos a través del contagio, agudizado por la escasez de modelos a seguir, que hace vanos los esfuerzos de los maestros y de los representantes de la fuerza pública. Estos mecanismos consideran a los individuos como relativamente pasivos, pues al ser moldeados por su entorno, este determina sus patrones de comportamiento. Hay seis modelos de socialización: el modelo epidémico (Wilson, 2012), el modelo de socialización colectiva (Jencks y Mayer, 1990), el modelo institucional (Mayer y Jencks, 1990), el modelo de aislamiento lingüístico (Labov, 2006), el modelo de deprivación relativa (Jencks y Mayer, 1990) y el modelo de cultura de oposición (Massey y Danton, 1993). Los modelos instrumentales se enfocan en como las características del entorno de barrio limitan las posibilidades y las oportunidades de los individuos que allí residen. El más destacado de ellos es el modelo de aislamiento de redes (*networks isolation model*), que sostiene que vivir en un barrio pobre, o con altas tasas de desempleo, desconecta las personas de las redes sociales de personas ocupadas,

lo que les dificultará obtener información sobre oportunidades laborales (Elliott, 2005). Otros modelos que pertenecen a esta categoría son el de los recursos, que se enfoca en las limitaciones determinadas por la imposibilidad de acceder a recursos público e institucionales (Brooks-Gunn y Duncan, 1997), y el de limitación de las alianzas políticas que sostiene que vivir en un barrio con altos índices de privación y de segregación complica atraer y conseguir fondos públicos para mejorías y resolver sus problemáticas en cuanto son peculiares y por lo tanto no compartidas por los demás ciudadanos, imposibilitando por lo tanto la presión social necesaria para los cambios (Massey y Danton, 1993).

### **2.2.3. El modelo epidemiológico de Galster**

Finalmente, una de las estructuraciones y teorizaciones más articulada de los efectos de barrio y de sus mecanismos es la de Galster (2013) que desde un punto de vista epidemiológico identifica quince potenciales vías causales de las características de la vecindad en los individuos, categorizadas en cuatro grupos: interacciones sociales, ambientales, geográficas e institucionales. Los mecanismos de interacción social son procesos endógenos, entre los cuales se encuentran los que se reportan en la tabla 2.1

La segunda categoría de mecanismos a través de los cuales las características de la vecindad tienen un impacto en las posibilidades de los individuos es representada por los de tipo ambiental. Con esto nos referimos a todas las características naturales o artificiales que pueden afectar directamente la salud mental o física de los residentes sin incidir en sus comportamientos. En este caso tenemos tres mecanismos principales reportados en la tabla 2.2 Los mecanismos geográficos se refieren a características espaciales del barrio que surgen en un contexto más amplio, como la localización de la vecindad con respecto a la zona metropolitana. Esto puede determinar la involucración de la vecindad en políticas de gran escala o el aislamiento respecto a determinados fenómenos económicos como, por ejemplo, la suburbanización del trabajo manufacturero que tuvo lugar en la ciudad de México en los últimos 30 años. En particular podemos encontrar entre estos mecanismos los que se reportan en la tabla 2.3.

Cuadro 2.1: Mecanismos de interacción social

Mecanismo	Descripción
Contagio social	modificación comportamental a partir de la influencia de los pares
Socialización colectiva	proceso de conformación de las normas sociales locales por presiones sociales
Redes sociales	lazos fuertes o débiles que se crean en la vecindad y guían la información
Cohesión y control social	grado de orden/desorden social del barrio que influye en los comportamientos de los residentes (R. J. Sampson, Morenoff, y Earls, 1999)
Competencia	es una rivalidad entre grupos en el barrio para recursos escasos
Deprivación relativa	es generada a partir de marcadas diferencias en los recursos poseídos entre los residentes y que afecta psicológicamente a los de menores recursos
Mediación parental	Efecto indirecto en los niños a través de los padres y de los mecanismos precedentes.

Fuente:Elaboración propia a partir de Galster (2013)

Cuadro 2.2: Mecanismos ambientales

Mecanismo	Descripción
Exposición a la violencia	tiene repercusiones físicas, económicas y psicológicas en las víctimas y en las personas a su alrededor
Entorno físico	determinado por un contexto decadente que puede tener efectos psicológicos en los residentes (i. e. sensación de impotencia) y afectar su capacidad de decisiones (Winkel, 1999)
Exposición a agentes tóxicos	afecta directamente a través de contaminante la salud de los residentes

Fuente:Elaboración propia a partir de Galster (2013)

Cuadro 2.3: Mecanismos geográficos

Mecanismo	Descripción
Desajuste espacial	falta de infraestructura de transporte público u otras condiciones geográfico-urbanas que impide a los residentes acceso completo al mercado laboral
Carencia de servicios públicos	caracterizadas por una oferta local de bienes e infraestructuras públicas de menor calidad con respecto a otras zonas, implica menores oportunidades para los residentes

Fuente:Elaboración propia a partir de Galster (2013)



La última categoría de mecanismos identificada por Galster son los de tipo institucional e involucra acciones de personas que típicamente no viven en la vecindad, pero tienen el control de importantes recursos institucionales allí situados o son el punto de contacto entre los residentes del barrio y mercados vitales. Entre ellos podemos encontrar los que se identifican en la tabla 2.4.

Cuadro 2.4: Mecanismos institucionales

Mecanismo	Descripción
Estigmatización	tiene repercusiones físicas, económicas y psicológicas en las víctimas y en las personas a su alrededor
Disponibilidad de recursos institucionales	determina la discriminación laboral e institucional de los residentes a causa del barrio a que pertenecen
Actores de mercado local	la ubicación de agentes privados del mercado y sus características socioeconómicas determina la oferta para los residentes

Fuente:Elaboración propia a partir de Galster (2013)

En la tabla 7.1 en apéndice se encuentran mayores detalles sobre estos mecanismos. Una vez identificados los mecanismos teóricos potenciales a través de los cuales las características de la vecindad impactan en el desarrollo y los resultados de los individuos que allí residen el reto es cuantificarlos de manera insesgada en el caso de estudios cuantitativos.

# Capítulo 3

## Datos

Los estudios en América Latina sobre los efectos de las características del entorno residencial son escasos con respecto al mundo anglosajón. Esto se debe en parte a una menor disposición de recursos para la implementación de experimentos aleatorios y de la otra, la más relevante, de falta de datos robustos, sobre todo de tipo longitudinal. La Zona Metropolitana del Valle de México no resulta ser una excepción en el contexto Latinoamericano y por lo tanto se tuvieron que implementar técnicas econométricas para corregir el sesgo originado para los problemas típicos de la literatura de los efectos de vecindad vistos en el capítulo anterior. En esta sección se describirán inicialmente los datos utilizados y su análisis cuantitativo para luego definir las variables escogidas y finalmente los modelos seleccionados para la identificación causal. Para poder hacer un análisis exhaustivo y que tuviera representatividad a nivel municipal se utilizó el formulario ampliado del Censo y Conteo de Población y Vivienda (CCPV) 2010 del INEGI. Además, se utilizaron los "principales resultados por localidad (ITER)", los resultados sobre infraestructura y características del entorno urbanoz los "principales resultados por AGEB y manzana urbana"del INEGI tanto para un análisis exploratorio de las características de los individuos y de las unidades geográficas de la zona metropolitana del valle de México, como para la construcción de los instrumentos necesarios para una correcta identificación de los estimadores del modelo. Siempre para este último fin se utilizó también los "indicadores y

estadísticas educativas por municipio” del INEE. Finalmente se utilizó el índice de marginación desarrollado por CONAPO en 2010 con sus relativos indicadores. Los datos utilizados fueron los del 2010 en cuanto nos permiten tener panorámica más amplia con respecto al recién público CCPV 2020 que presentó en abril del 2020 solo los resultados de este y no habríamos tenido a disposición las demás bases y el indicador de marginación que aún no vienen publicadas para el 2020.

A continuación, describiremos más detalladamente cada una de las bases utilizadas.

### **3.1. Descripción base de datos**

El CCPV 2010 nos da información con respecto a las características de las viviendas de los hogares entrevistados y de los individuos que lo componen. La estrategia de estratificación y la metodología utilizada para el muestreo permite su representatividad a nivel municipal y para localidades con más de 50 mil habitantes. Esta encuesta por lo que concierne la vivienda nos da información sobre la identificación geográfica, a nivel municipal, las características físicas de la vivienda, como la tipología de piso y techos, los servicios a disposición del hogar, desde el agua hasta la disponibilidad de tecnologías de información para sus habitantes, y otras caracterizaciones del domicilio. Respecto a los individuos en el cuestionario ampliado tenemos más información con respecto al básico, normalmente utilizado en estos estudios, cosa que nos permite un análisis más detallado del impacto de la marginalidad en los resultados laborales de los individuos, especialmente por cuanto concierne su nivel de ingresos. Las informaciones individuales presentes en este base de datos son relativas a su nivel de escolaridad, su situación laboral, así como edad, sexo y otras características que nos permiten describir detalladamente los componentes del hogar muestreado.

En particular nuestro estudio se concentra en la población entre 15 y 65 años para un total de 387,815 observaciones que debidamente contabilizadas con el relativo factor de expansión representan 8,456,768 personas que vivían en la Zona Metropolitana del Valle de México (ZMVM)

en 2010. Los municipios que se consideraron como parte de la ZMVM fueron determinados con base al documento del INEGI “Delimitación de las Zonas Metropolitanas de México 2010 “.

El ITER nos da características promedias de la composición sociodemográficas de las localidades, así como la descripción de su población migrante e indígena, las características educativas promedias, los servicios de salud a disposición y las características salientes de los hogares, como la disponibilidad de agua y de electricidad. La base relativa a "principales resultados por AGEB y manzana urbana" no da la misma información, pero a un nivel geográfico más fino.

Los resultados sobre infraestructura y características del entorno urbano nos permiten definir los municipios en cuanto sus características urbanas como la disponibilidad de servicios (teléfonos públicos, drenaje pluvial, entre otros) y su conformación (presencia de planta de ornato, de pavimento. . . ). A través de esta base pudimos describir de manera más precisa la unidad de análisis objeto del estudio y encontrar instrumentos adecuados a corregir el sesgo debido a la endogeneidad de la marginalidad como veremos en el capítulo 4.

Otra base de datos utilizados para la definición de instrumentos apropiados fue la de los “indicadores y estadísticas educativas por municipio” del INEE. En esta podemos encontrar estadísticos a nivel municipal sobre cantidad de escuelas públicas, números de estudiantes y de docentes.

Finalmente se utilizó la base de datos de CONAPO para identificar el grado de marginalidad tanto a nivel AGEB como a nivel municipio. En esta vienen reportadas también estadísticas descriptivas sociodemográficas promedias con respecto a la unidad geográfica analizada. Las variables que componen este índice, así como la metodología utilizada para su construcción, se trataran de manera más detenida en la sección 3.2.

### **3.2. Índice de marginación CONAPO**

El índice de marginación (IM) utilizado en este estudio para identificar el efecto de esta sobre las variables de resultados laborales dependientes. Tanto el índice de marginación urbana a nivel

AGEB como el a nivel municipal representan medidas resumen que permiten diferenciar las unidades geográficas del país según las carencias que padecen sus poblaciones como resultado de falta de acceso a educación, servicio de salud, bienes y viviendas inadecuadas. Desarrollado por el Consejo Nacional de Población (CONAPO) con la finalidad de incluir la población vulnerable en los programas de desarrollo económico y social nos permite tener un indicador sintético apto a una identificación de los distintos componentes de la marginalidad en los resultados laborales de los individuos. El índice viene obtenido por medio de un análisis de las componentes principales (PCA) de las cuales se considera la primera, ósea la que explica la máxima varianza. Las distintas variables consideradas en la PCA se reportan en la tabla 3.1.

Cuadro 3.1: Índice de marginación CONAPO

Dimensión	Indicador
Educación	% Población de 6 a 14 años que no asiste a la escuela
	% Población de 15 años o más sin educación básica completa
Salud	% Población sin derechohabiencia a los servicios de salud
	% Hijos fallecidos de las mujeres de 15 a 49 años de edad
Vivienda	% Viviendas particulares habitadas sin drenaje conectado a la red pública o fosa séptica
	% Viviendas particulares habitadas sin excusado con conexión de agua
	% Viviendas particulares habitadas sin agua entubada dentro de la vivienda
	% Viviendas particulares habitadas sin excusado con conexión de agua
	% Viviendas particulares habitadas sin agua entubada dentro de la vivienda
Bienes	% Viviendas particulares habitadas sin refrigerador

Fuente: Estimaciones del CONAPO con base en el INEGI

El IM varía a nivel nacional entre  $-4,89$ , que representa unidades geográficas menos marginadas a  $11$ , que indica zonas con un alto nivel de marginación. Por lo tanto, a mayor valor del IM tendremos zonas con mayor marginación. Además CONAPO desarrollo a partir de esta variable continua una variable categórica que divide las unidades espaciales analizadas entre de muy baja, baja, media, alta y muy alta marginación.

Podemos relacionar las variables consideradas en la construcción del índice con los mecanismos identificados por Galster (2013) que representa una de las estructuraciones más completa con respecto a la identificación de los elementos del contexto urbano de residencia que afectan los resultados de los individuos. Los elementos relativos a la educación del indicador de CO-

NAPO pueden ser considerados buenas proxies para los mecanismos de contagio social. Esto se caracterizan en mayor medida por la influencia entre pares que se da en el barrio y el efecto de role model así como el contagio social. Todos elementos que vienen en parte explicados por estas componentes educativas del IM.

Las variables relativas a las características de la vivienda y los bienes a que tienen acceso en promedio en la unidad geográfica sintetizan en parte los aspectos ambientales identificados por Galster mientras las variables relativas a la salud nos permiten aproximar los aspectos institucionales identificados por el economista estadounidense.

Finalmente, en el IM no hay ninguna variable que nos podría permitir aproximar los mecanismos geográficos. Como el spatial mismatch, identificados en “The Mechanism(s) of Neighbourhood Effects: Theory, Evidence, and Policy Implications”, se construirá por lo tanto una proxy para controlar con respecto a estos.

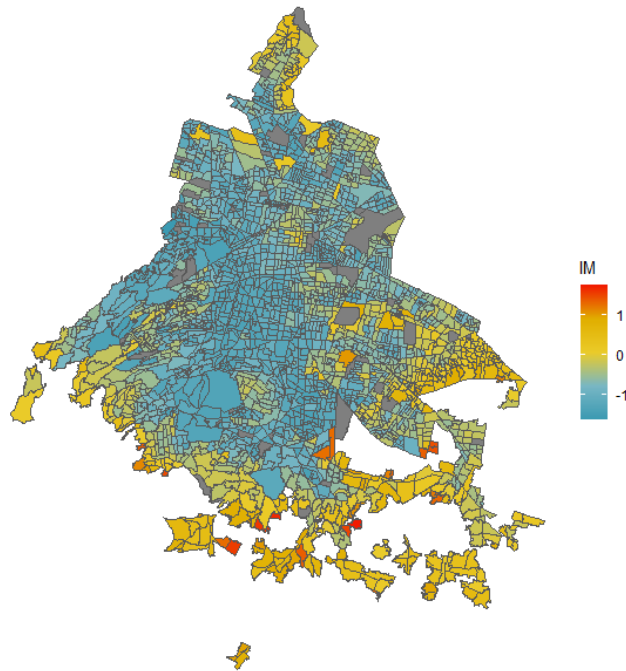
### **3.3. Análisis exploratorio de los datos**

Empezamos nuestro análisis estudiando las características relevantes para el estudio a nivel AGEB. Nuestra pregunta de investigación intenta explorar la relación entre la marginalidad y los resultados laborales de los individuos, en particular enfocándonos en su probabilidad de empleo, la de tener un empleo formal y el nivel de ingresos percibidos. Primeramente, por lo tanto analizaremos la distribución espacial del índice de marginalidad en la ciudad de México y en la Zona Metropolitana del valle de México así de identificar eventuales patrones espaciales. En la figura 3.1 se reporta la distribución espacial de la marginalidad en la Ciudad de México.

Podemos notar como las AGEB más marginadas se concentran en la zona sur y sur este de la ciudad, aunque también en el extremo norte podemos encontrar barrios marginados. Además, podemos notar como la distribución de la marginalidad es bastante uniforme, aunque haya si pasajes abruptos en algunas zonas que pasan de menos a más marginadas en barrios confinantes para luego dar pie a una zona uniformemente más marginada. Las zonas rojas y amarilla

Figura 3.1: Marginalidad por AGEB CDMX

Marginación por AGEB CDMX



*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI y CONAPO*

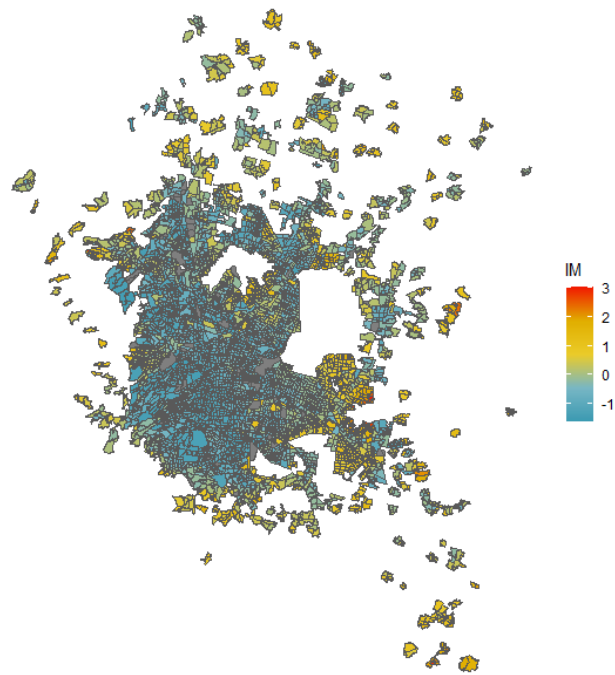
representan las zonas más marginadas mientras las azules son menos desaventajadas. El valor mínimo de marginalidad es  $-1,6123$  mientras el máximo es de  $1,7455$ .

En la figura 3.2 podemos ver el patrón espacial con que se distribuye la marginalidad en la zona metropolitana del Valle de México. La primera cosa que podemos notar es que la CDMX, como podíamos esperarnos, presenta los valores más bajos de marginación mientras conforme nos vamos alejando del centro esta va aumentando. En particular resulta una mayor concentración de AGEB marginadas en la zona sur, este y norte de la ZMVM. En este caso la marginalidad varía desde un mínimo de  $-1,6123$  a un máximo de  $3,027$ .

En apéndice en las figuras 7.1 y 7.2 son reportados los mismos mapas, pero considerando la variable categórica de la marginación en lugar de la continua mientras en las figuras 7.3 y 7.4 podemos observar la distribución de densidad y de frecuencias de las marginalidades de las AGEBs con los respectivos límites categóricos para la Ciudad de México mientras en las figuras

Figura 3.2: Marginalidad por AGEB ZMVM

Marginación por AGEB ZMVM



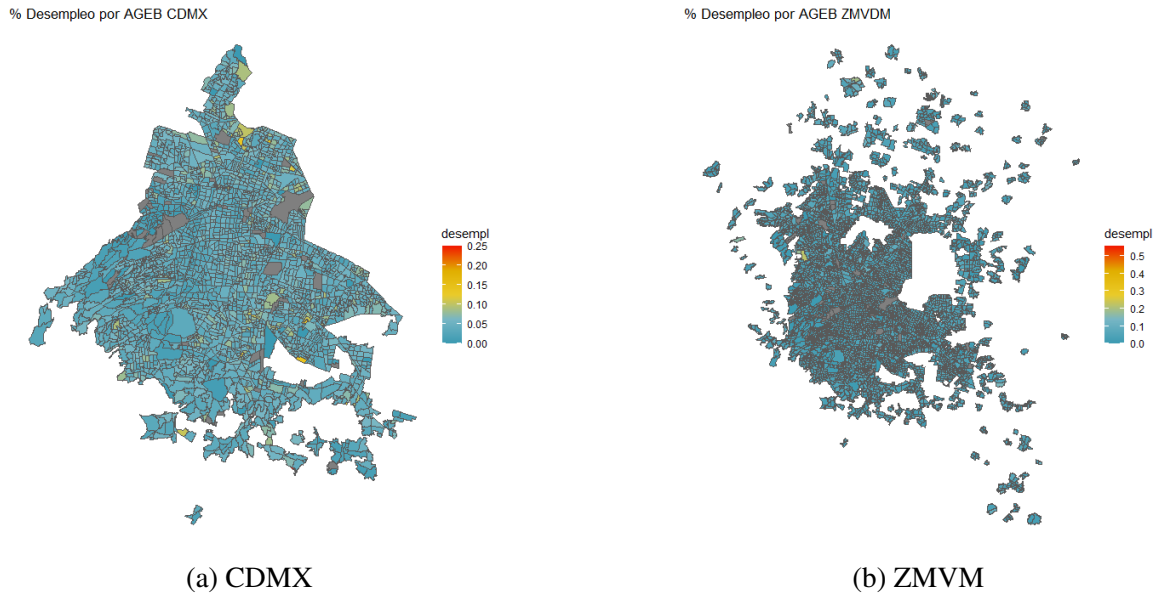
*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI y CONAPO*

7.5 y 7.6 para la zona metropolitana.

Ahora bien, vamos a analizar las variables dependientes de interés de nuestro estudio siempre a nivel AGEB. Empezamos analizando la distribución del desempleo en la CDMX y en la ZMVM. Esto viene reportado en los mapas de las figuras 3.3a y 3.3b.



Figura 3.3: Distribución desempleo por AGEB

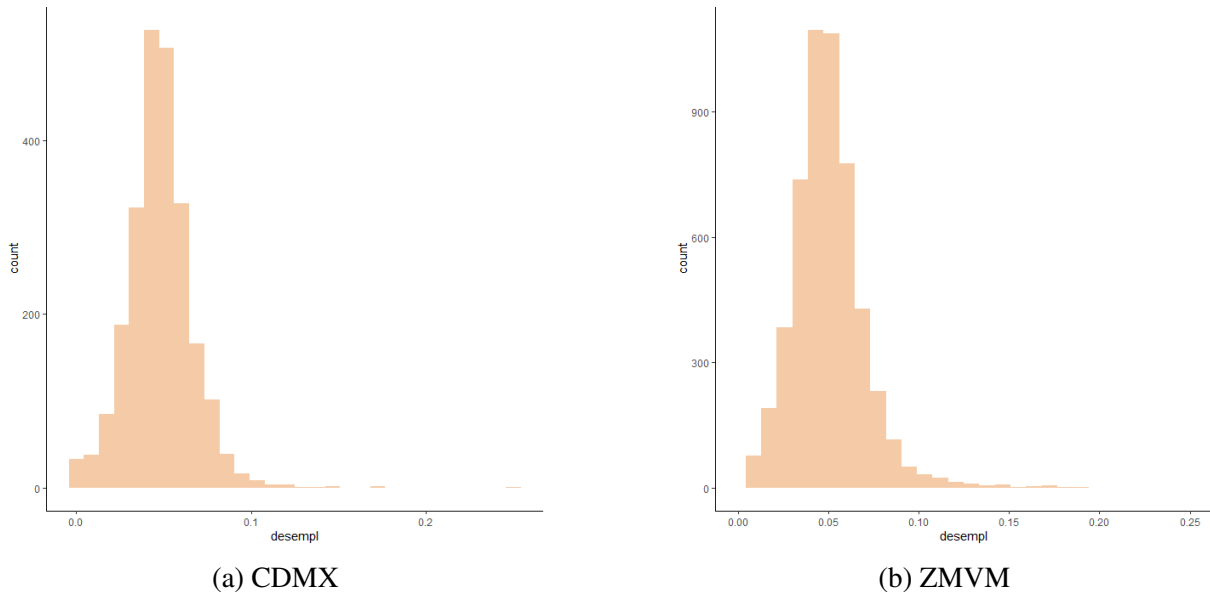


*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI*

Podemos observar que no hay un patrón claro de la distribución del desempleo en las dos unidades geográficas analizadas. Analizando más detenidamente los momentos centrales de la distribución del desempleo, media y varianza, nos percatamos que en general tanto en la ZMVM como en la CDMX tenemos en promedio pocas personas sin empleo, respectivamente el 4,8 % y el 4,9 %, y los valores son poco dispersos alrededor del primer momento de la distribución en ambos casos, las desviaciones estándares correspondientes valen 0,019 y 0,024.

En los histogramas de las figuras 3.4a y 3.4b vienen reportadas las distribuciones de frecuencias del desempleo por AGEB tanto por la Ciudad de México como de la Zona Metropolitana, a través de los cuales podemos visualizar el análisis descriptivo hecho.

Figura 3.4: Histogramas % desempleos por AGEB

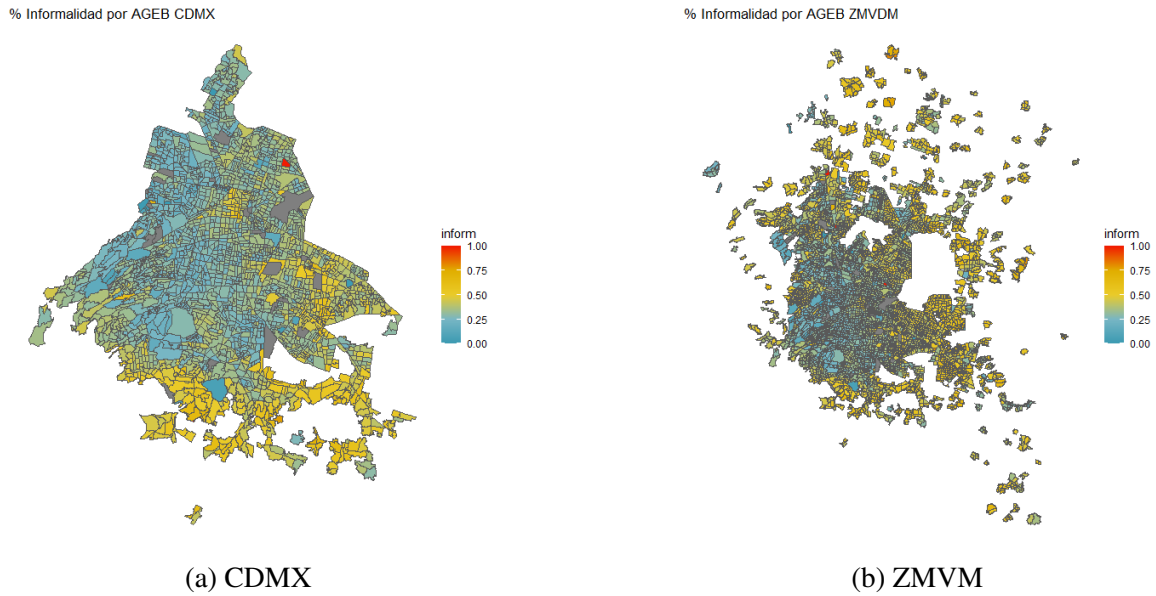


*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI*

El mismo análisis se realizó con respecto a la distribución del trabajo informal en las dos unidades geográficas analizadas. Podemos notar en las figuras 3.5a y 3.5b que en este caso parece haber un patrón espacial donde los trabajos formales se concentran en las AGEB más céntricas de la CDMX y de la ZMVM, mientras los informales se concentran sobre todo en el sur y en el este de la Ciudad de México. Este patrón se repita para la zona metropolitana, aunque en este caso también la zona norte presenta un importante porcentaje de trabajadores en la informalidad.

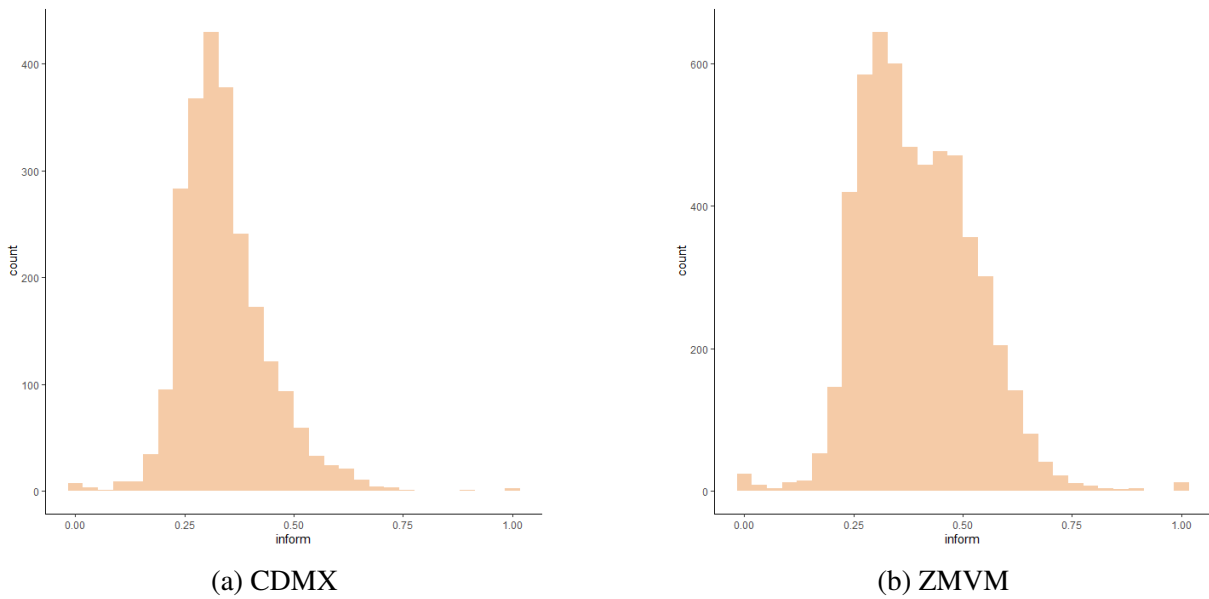
Como hecho en precedencia, analizamos las distribuciones de los trabajos informales por AGEB y sus momentos centrales: en promedio la Ciudad de México presenta el 33,8 % de individuos que trabajan en la informalidad mientras la ZMVM el 39,6 %, también la distribución presenta una mayor dispersión con respectivamente unas desviaciones estándar de 0,1 y 0,13. De los histogramas reportados en las figuras 3.6a y 3.6b podemos percatarnos como las distribuciones presentan mayor heterogeneidad con respecto a la del desempleo.

Figura 3.5: Distribución desempleo por AGEB



*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI*

Figura 3.6: Histogramas % informalidad por AGEB



*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI*

Una vez analizadas nuestras variables de interés singularmente exploramos eventuales correlaciones entre la variable de tratamiento, la marginalidad, con respecto a las variables depen-

dientes, la tasa de desempleo y la de informalidad. En las figuras 3.7a y 3.7b vienen reportados los resultados del análisis espacial bivariado.

Figura 3.7: Desempleo vs Marginalidad por AGEb



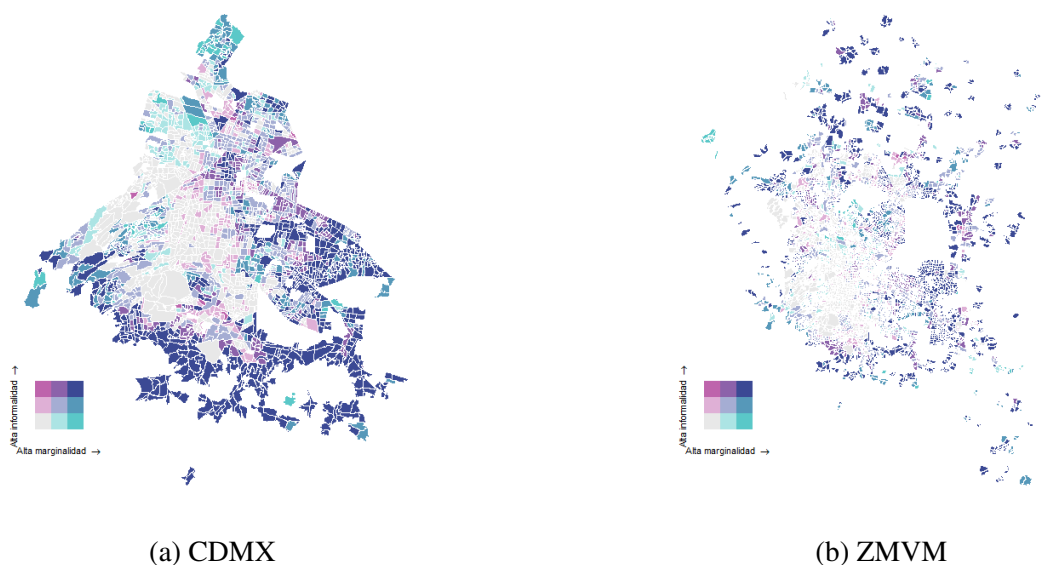
*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI*

Cuando una unidad espacial tiende a un color más azul significa que es caracterizada por una mayor marginalidad mientras con respecto al eje de la informalidad/desempleo valores tendentes al morado representan valores más alto de la variable de interés. Los colores de las AGEb son asignados con base en a cuál tercil de la distribución de la variable de estudio pertenece la unidad geográfica. En caso de alta correlación entre marginalidad y las variables dependientes nos esperaríamos que los colores más frecuentes presentes en los mapas fueran los de la diagonal principal (gris-azul-azul oscuro) mientras una distribución heterogénea de colores en caso de falta de correlación.

Lo que podemos notar en las figuras 3.7a y 3.7b es que por cuanto concierne el desempleo no hay un claro patrón espacial. Podemos encontrar AGEb altamente marginadas con altos niveles de desempleo, así como barrios con baja marginación con alto desempleo. Esto resulta cierto también al revés. Eso podría deberse a la baja tasa de desempleo de la ZMVM y de la poca varianza espacial encontrada en la distribución de la misma.

Al contrario, por cuanto concierne el trabajo formal, podemos observar un patrón espacial más claro en las figuras 3.8a y 3.8b. Notamos como la mayoría de las AGEBS se colocan, como coloración, en la diagonal principal. Esto nos induce pensar que hay una alta correlación entre la marginalidad y la probabilidad de tener un trabajo informal. En las zonas identificadas precedentemente del sur, del este y, en el caso de la ZMVM, del norte como más marginadas el porcentaje de trabajadores en la informalidad resulta mayor. Esto resulta ser nada más una correlación, pero nos da un adelanto sobre como la marginalidad podría impactar los resultados laborales de los individuos.

Figura 3.8: Informalidad vs Marginalidad por AGEB



*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI*

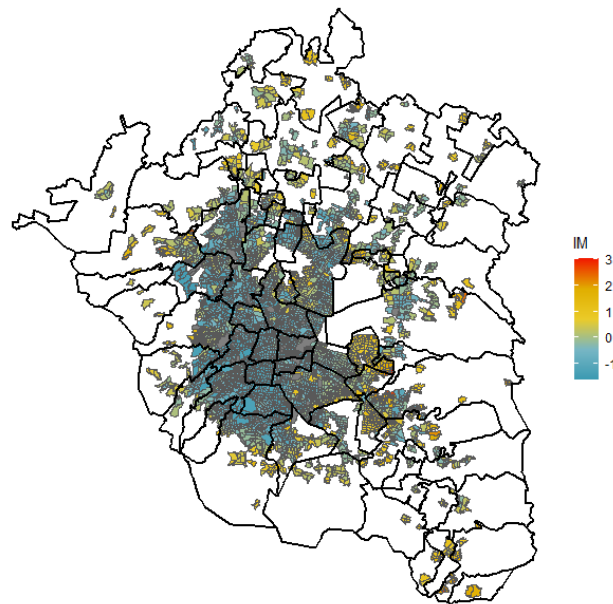
Finalmente, los datos que tenemos a disposición en el Censo Ampliado de Población y Vivienda son a nivel municipal. Por la situación peculiar del COVID19 resultó imposible acceder a los microdatos a nivel AGEB, se propone como futura dirección de investigación el uso de datos más granulares. Por lo tanto, resultó necesario pasar a un nivel más alto de agregación espacial: el municipio. Antes de hacer eso se analizó la homogeneidad o menos de las AGEBS pertenecientes al mismo municipio.

Por ende, procedimos a un análisis espacial de la homogeneidad de la marginalidad de la

AGEBs en los distintos municipios de la zona metropolitana. Podemos observar en la figura 3.9 que, aunque con algunas excepciones, la marginalidad parece distribuirse bastante homogéneamente dentro de los distintos municipios.

Figura 3.9: Marginalidad AGEB-Municipios ZMVM

Marginación por AGEB ZMVM

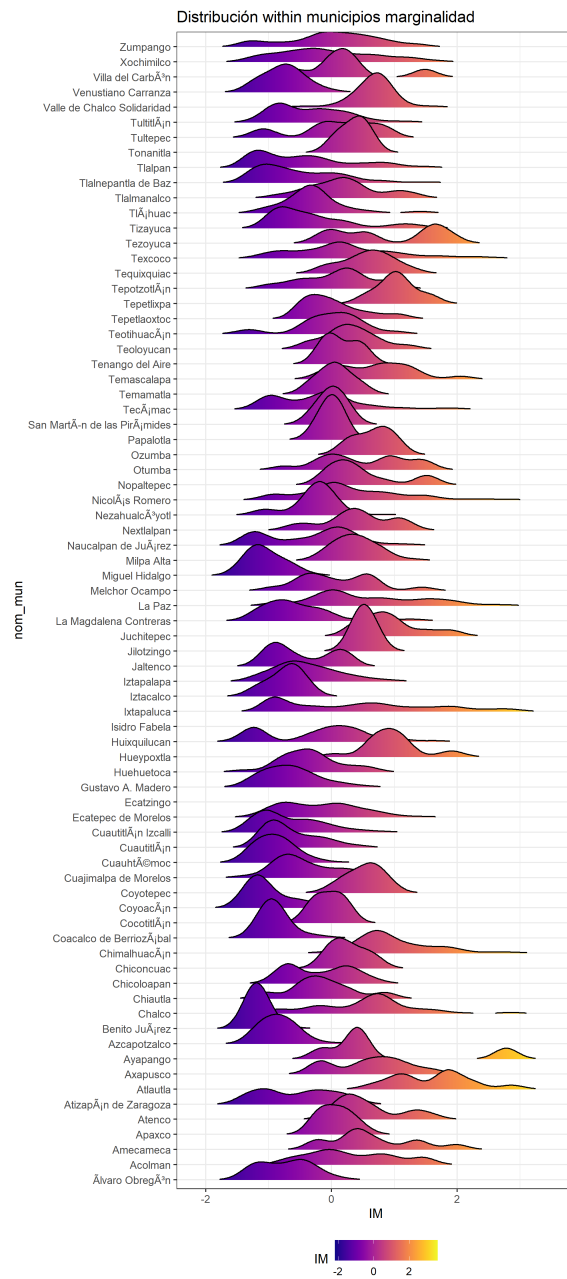


*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI*

Para corroborar el examen visual en la figura 3.10 hemos planteado las distribuciones de las marginalidades a nivel AGEBs por cada municipio. Podemos notar que para la mayoría de los municipios las diferencia en medias de la marginalidad es sustancial y la dispersión alrededor de esta es baja. Esto nos permite suponer que haya una homogeneidad suficiente dentro de estas unidades geográficas para poder hacer un análisis robusta también a este nivel de agregación espacial. Indudablemente, teniendo acceso a datos con una geolocalización más precisa podríamos eliminar parte de la heterogeneidad que podría sesgar parcialmente nuestros resultados.

Repetimos por lo tanto los análisis hechos en precedencia sobre la distribución de los niveles de marginalidad, la tasa de desempleo y el porcentaje de trabajadores informales, esta vez a nivel municipal. En las figuras 3.11a, 3.11b, 3.11c son reportados los resultados de este análisis.

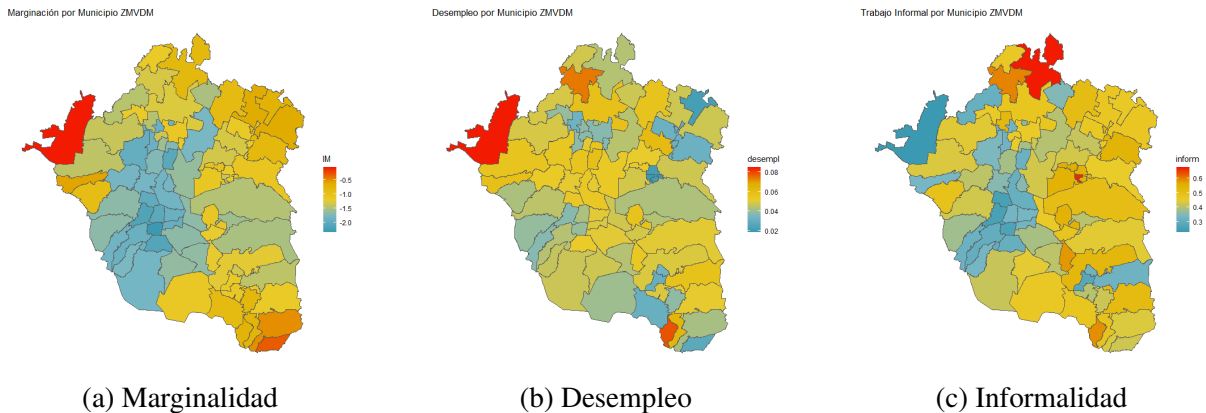
Figura 3.10: Distribución marginalidad Municipios ZMVM



Fuente: Elaboración propia con datos INEGI

Podemos observar como los patrones espaciales individuados a nivel AGEBS se repiten también a nivel municipal: las zonas más marginadas son las periféricas y, sobre todo, las del sur, del este y del norte, mientras las alcaldías de la Ciudad de México resultan las con niveles de marginación más bajos (en apéndice podemos encontrar la figura 7.7 con la distribución de la

Figura 3.11: Distribuciones por municipios



*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI*

variable categórica). Por cuanto concierne el desempleo de nuevo no encontramos algún patrón espacial mientras para el trabajo formal sigue siendo en las zonas periféricas, aunque el patrón resulta menos claro con respecto al análisis a nivel AGEB.

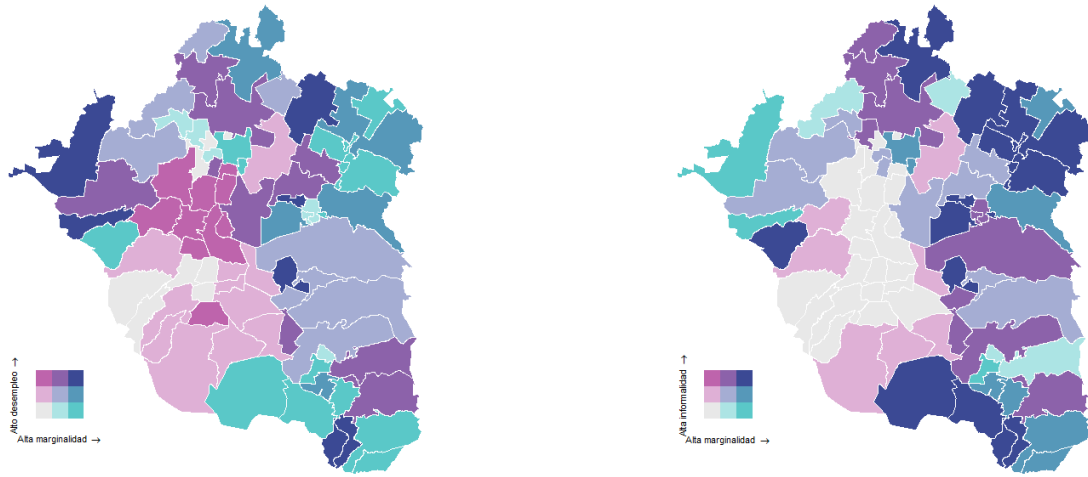
Finalmente reportamos los mapas con las distribuciones bivariados que confirman las conclusiones, aunque respecto el trabajo formal el patrón espacial es más matizado. Podemos pensar que eso se debe principalmente a la disminución de la heterogeneidad espacial debida al utilizar datos más agregados.

En cuanto al análisis a nivel municipal tenemos a disposición, gracias al censo ampliado, también los datos de los ingresos mensuales individuales. Calculando el valor promedio por cada municipio obtenemos el mapa de la figura 3.13a. Repitiendo el análisis bivariado para los ingresos promedio a nivel municipal obtenemos los resultados representados en el mapa de la figura 3.13b.

Podemos notar como. Así como para el trabajo formal, resulte evidente una alta correlación entre la marginalidad y el nivel de los ingresos, pero, a diferencia de la primera los cambios resultan más marcados y bruscos. Observamos que la zona de la CDMX presenta una baja marginalidad y altos ingresos mientras en el norte, el sur, y en parte en el este, tenemos altos niveles de marginalidad e ingresos promedios pertenecientes al último tercil de la distribución de ingresos mensuales.



Figura 3.12: Distribución bivariado por Municipio



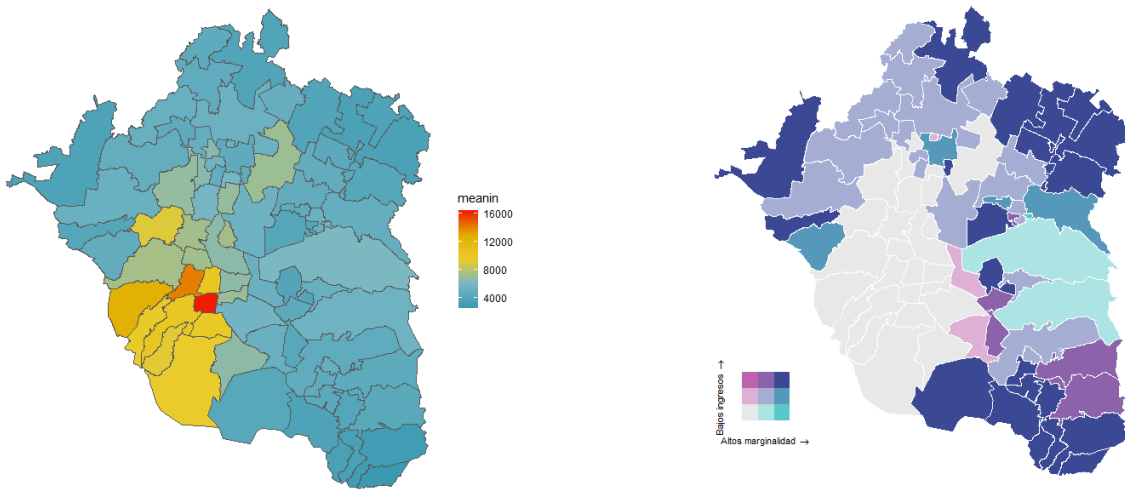
(a) Desempleo vs Marginalidad

(b) Informalidad vs Marginalidad

*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI*

Figura 3.13: Distribución ingresos por Municipio

Ingresos promedios por Municipio ZMVDM



(a) Ingresos promedios

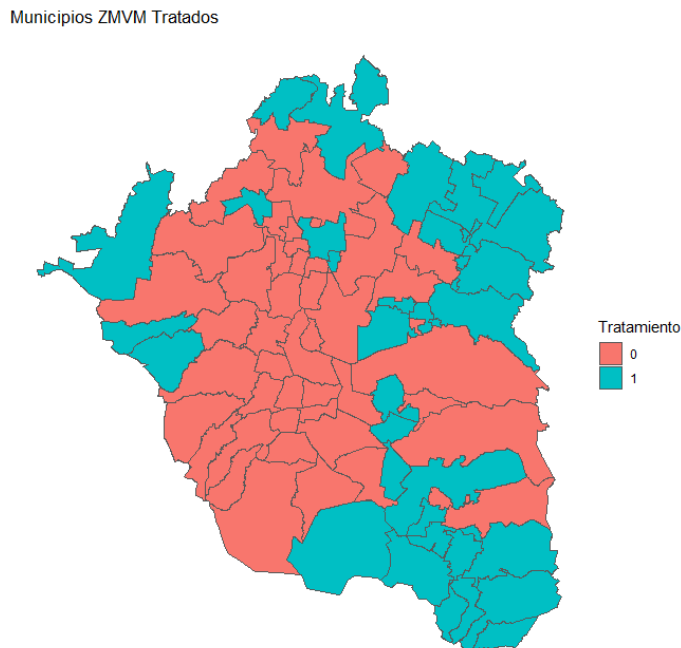
(b) Bivariado

*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI*

Finalmente, a partir del índice de marginación vamos a definir los municipios “tratados” como los que pertenecen al 20 % más marginados en la zona metropolitana, así como propuesto por Sari (2012). Para hacer eso se consideraron como marginados los municipios con un Im

mayor de  $-1,24$ . El resultado es reportado en la figura 3.14.

Figura 3.14: Municipios tratados ZMVM



*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI*

Notamos que, como podíamos esperarnos, las municipalidades “tratadas” se ubican en las zonas anteriormente individuadas en los análisis anteriores. Esto nos permitirá hacer un análisis tanto extensivo como intensivo del efecto de la marginalidad sobre los resultados laborales individuales. En particular, el margen intensivo obtenido por medio de la definición de un valor límite, nos permitirá capturar eventuales dinámicas no lineales y efectos umbral. Hasta ahora el análisis descriptivo de nuestras variables de interés nos permitieron identificar unas correlaciones entre el índice de marginalidad de CONAPO, medida de síntesis de los mecanismos relevantes del “efecto barrio”, y las variables laborales objeto de nuestro estudio: el desempleo, la probabilidad de trabajar en la informalidad y los ingresos promedio. Además, pudimos identificar los patrones espaciales de estas en la zona metropolitana del valle de México. En la próxima sección estructuraremos una estrategia de identificación para intentar definir una relación causal entre la marginalidad y las variables relativas a los resultados laborales individuales.

# Capítulo 4

## Estrategia de identificación

En este capítulo empezaremos describiendo los principales retos que se encuentran en la literatura por cuanto concierne la identificación causal de los efectos de barrio y como estos fueron abordados en este trabajo. Sucesivamente se describirán los modelos que se utilizaron para intentar resolver estos problemas, enfatizando sus características teóricas y las hipótesis necesarias para su correcta identificación

### 4.1. Identificación causal econométrica

Como vimos en el capítulo 2 uno de los principales desafíos en la literatura cuantitativa es la identificación econométrica del efecto causal real e insesgado de la vecindad en la variable de resultado analizada (Durlauf, 2004; Moffitt, 2000). Las principales problemáticas son relativas al sesgo de selección, a la consideración de los efectos como promedios y a la identificación de los distintos mecanismos y la evaluación de su importancia relativa en la determinación de la variable analizada (M. L. Small y Feldman, 2012).

### 4.1.1. Sesgo de selección

La mayoría de los estudios sobre los efectos de las vecindades se basa sobre datos observacionales recabados de encuestas de cortes transversales (Oakes, 2004). Además, muchas veces está a disposición de los investigadores solo un punto en el tiempo. Esto impide determinar de manera directa las características inobservables de los individuos estudiados que pueden incidir en la decisión de las personas con respecto a donde vivir. A partir de eso los coeficientes estimados por medios de regresiones para la estimación de los efectos de la vecindad puede resultar sesgado (D. J. Harding, 2003; D. Harding, 2010; Katz y cols., 2008). Pues hay características no observadas que pueden implicar una diferencia sistemática entre personas de distintos barrios, y estas ser relevantes en la variable dependiente del objeto de la investigación. Parafraseando a Susan Clampet-Lundquist (Clampet-Lundquist y Massey, 2008): “son los lugares pobres que hacen a la gente pobre, o... los lugares pobres atraen gente pobre”.

Para intentar resolver esta duda y así identificar la componente causal de las características de la vecindad en los resultados potenciales de los individuos se empezó a utilizar técnicas econométricas basadas en el modelo contrafactual de Rubín (1974) donde la concentración de pobreza en el barrio, u otro mecanismo que teóricamente afecta la variable de estudio a partir de las características de la vecindad (i. e. accesibilidad a trabajos, redes sociales fuertes y débiles), es utilizada como un tratamiento que tiene secuelas en los resultados potenciales de los individuos que viven allí. Para que efectivamente otros barrios puedan representar un buen contrafactual los residentes de las vecindades tratadas y de control no tienen que diferir sistemáticamente siendo que los efectos son estimados en promedio (Morgan y Winship, 2007; Cunningham, 2021). Para obtener esto se necesitaría asignar aleatoriamente individuos a barrios con características distintas, como por ejemplo una vecindad servida por el servicio de transporte público y una segregada desde el punto de vista de la accesibilidad a los trabajos.

La implementación de RCTs es compleja y onerosa, tenemos algunos ejemplos en Estados Unidos con el proyecto Gautreaux y el programa Moving To Opportunity. Este último fue un experimento de movilidad de vivienda que preveía la asignación de un vócher a familias que

vivían en proyectos públicos de vivienda ubicados en barrios con un índice de pobreza superior al 40 %. Las 4,600 familias que hicieron parte del experimento fueron asignadas aleatoriamente a tres brazos distintos del experimento: (i) el "grupo tratadorecibía un vóucher y una consultoría para escoger entre los vecindarios "opportunity" que tenían la característica de tener un índice de pobreza inferior al 10 %; (ii) el "grupo sector 8" a quien se le daba el vóucher para mudarse, pero no tenían ninguna restricción sobre la zona a donde ir a vivir ni tampoco recibían asesoría; (iii) y finalmente el "grupo de control" que no recibía ningún tratamiento. A partir de este experimento aleatorio surgieron numerosos estudios que investigaron los efectos sobre la salud mental de los participantes (Leventhal y Brooks-Gunn, 2003), la movilidad social (Musterd, Ostendorf, y de Vos, 2003), la autosuficiencia (Kling y Liebman, 2004), en los ingresos a largo plazo (Ludwig y cols., 2013), en los niños y los jóvenes (Chetty y Hendren, 2018b, 2018a; Gennetian y cols., 2012) y hasta políticos (Gay, 2012).

Sin embargo, los resultados encontrados muchas veces resultaron inconsistentes (Solignac, 2011), en parte a causa de las características idiosincrásicas del diseño (R. Sampson, 2008; Sobel, 2006), dado que las familias consideradas para la aleatorización provenían de un determinado contexto se comprometió su validación externa y generalización, además que la métrica unidimensional de identificación de los barrios segregados podría ser demasiado reductiva (Clampet-Lundquist y Massey, 2008). Por otro lado, debido a los enfoques y las técnicas estadísticas que se utilizaron para extrapolar los resultados, en la mayoría de los estudios se buscaron efectos homogéneos sin considerar la heterogeneidad intrínseca de los individuos que participaron en el proyecto y de las variables analizadas (Angrist, 2004). La misma problemática se repite en estudios con cuasi experimentos y experimentos naturales, acentuada por la presencia muchas veces de un sesgo de selección (Galster y cols., 2016; Galster y Santiago, 2017; Zimmerman, 2003).

Esta problemática es la más relevante para nuestra estrategia de identificación dada la estructura de los datos a disposición, caracterizada por ser un único corte transversal (Oakes, 2004). Esto puede llevar al sesgo de los coeficientes estimados (D. Harding, 2010) siendo que hay

heterogeneidad no observada que podría determinar una diferencia no idiosincrática entre los individuos de distintos barrios/municipios. El otro elemento que podría llevar a la confusión en la identificación de los efectos de la marginación es dado por la posibilidad de una relación de causalidad inversa (Gelman y Imbens, 2013b). Esta se daría en el momento en que los individuos escogieran el barrio/municipio, y por ende la relativa marginalidad, de residencia con base en su situación laboral.

Siendo que la asignación de los residentes en la ciudad no es aleatoria se utilizaron técnicas cuasiexperimentales para identificar el efecto causal. Para intentar corregir este sesgo, y al fin de obtener estimadores consistentes, se utilizaron distintos métodos de evaluación: variables instrumentales, con la introducción de controles para aumentar la precisión de los coeficientes estimados, y propensity score matching. Se utilizaron especificaciones distintas para averiguar la robustez de los resultados obtenidos y la sensibilidad de los modelos a diversas especificaciones. Se prestó particular atención en la identificación de distintos instrumentos para el modelo de dos etapas así de analizar la consistencia de los resultados.

#### **4.1.2. Efectos Promedios**

A fin de lograr estimar de manera estadísticamente significativa los efectos de barrio, la mayoría de los estudios asumió que los efectos del tratamiento sobre las variables de interés fueran homogéneos transversalmente a la población objeto de estudio y a macro contextos, como el cultural. Lo anterior les facilitó la determinación del contrafactual y la generalización de los efectos de barrio en las oportunidades de vida de las personas, además permitió de manera tentativa dar una respuesta única con respecto al efecto de barrio dada una variable de interés, independientemente de la ubicación del vecindario y su contexto sociocultural, histórico y político. También llevó a los investigadores a preguntarse sobre la existencia de estos efectos y no sobre el porqué, para quién y en qué resultados potenciales, las características de la vecindad tenían un impacto.

Desde un punto de vista estadístico los primeros trabajos sobre NE se enfocaron sobre todo en la estimación directa de los efectos por medio de modelos basados en regresiones

(M. L. Small y Feldman, 2012) sin considerar los aspectos contextuales y las interacciones (Wilson, 2012; Mayer y Jencks, 1989). En realidad, como vimos en el análisis de la literatura, estos últimos factores tienen una relevancia sustancial en la determinación de los efectos (Sharkey y Faber, 2014) y por lo tanto deben ser considerados, añadiendo unos análisis circunstanciales que pueden ser también cualitativos. Por ejemplo, la inclusión de estudios etnográficos y de entrevistas permitirían identificar desviaciones con respecto a modelos universales.

Con respecto a esta problemática hemos intentado analizar eventuales impactos no lineal por medio de una especificación intensiva del tratamiento y se analizaron los resultados también para poblaciones específicas así de identificar efectos no transversales a los diferentes grupos, en particular hemos analizados efectos heterogéneos por género.

### **4.1.3. Mecanismos**

Como vimos anteriormente la definición de un claro marco teórico y de los relativos mecanismos a través de los cuales las características de los vecindarios afectan los resultados potenciales de sus residentes (Tienda, 1991) es fundamental para la individuación de efectos realmente causales. Como vimos en la sección previa hay diferentes construcciones teóricas relativas a las características y los mecanismos a través de los cuales la vecindad tiene un impacto en las oportunidades de vida de los residentes. Esta falta de homogeneidad teórica complica la estimación empírica de los efectos de barrio. Por ejemplo, muchos de los mecanismos analizados por parte de Sampson (2008) operan a nivel de vecindad (i.e. eficacia colectiva y control social informal), mientras los estudiados por Small (2007) tienen origen a nivel individual (i.e. aislamiento y comportamientos desviados). Además, muchas veces este debate queda implícito pues los investigadores no declaran abiertamente acerca de los mecanismos teóricos que llevan las características de las vecindades a afectar los resultados potenciales de sus residentes (Hedström y Swedberg, 1998; Hedström y Ylikoski, 2010). Respecto a la identificación precisa de los mecanismos a través de los cuales los resultados de los residentes vienen afectados por las características del barrio. Para eso se utilizó el marco conceptual de Galster (2013) relacionán-

dolo al indicador sintético de la CONAPO así de entender mejor los mecanismos puntuales del efecto vecindad. Además, siempre gracias al utilizar el índice de marginación, pudimos tener en cuenta de los aspectos peculiares de la marginalidad de este país siendo que este fue construido por CONAPO con base en las características contextuales mexicanas.

En esta sección la revisión de la literatura y su análisis nos permitió identificar las principales problemáticas relativas a la estimación de los efectos de barrio. En primer lugar, hay que prestar atención al sesgo de selección, al problema de causalidad inversa y endogeneidad y a los factores inobservables en cuanto podrían llevar a una sobreestimación o subestimación de los efectos de los vecindarios. En segundo lugar, hay que considerar los factores contextuales que caracterizan el entorno estudiado desde un punto de vista histórico, cultural y político, considerando las heterogeneidades intrínsecas de la población estudiada tomando en cuenta que los efectos de barrio no tienen un impacto homogéneo y uniforme en las variables de resultados estudiadas. Finalmente, es importante, antes de la estimación empírica, analizar el nexo entre las variables y los modelos econométricos utilizados y los mecanismos teóricos a través de los cuales pensamos que los vecindarios pueden afectar a los residentes.

En las próximas secciones analizaremos los modelos de variables instrumentales y de propensity score matching enfocándonos en las hipótesis necesarias a la identificación causales, los supuestos hechos y las áreas de oportunidad de estas técnicas cuasiexperimentales.

## **4.2. Modelo de variables instrumentales**

El uso de variables instrumentales es particularmente útil cuando queremos corregir algunos problemas de estimación, puede servirnos en caso de error de medición, variables omitidas, que da origen a una correlación entre la variable dependiente y alguna heterogeneidad no observable contenida en el término de error, y simultaneidad, que a veces puede caracterizarse como una causalidad inversa. Nuestro modelo lineal más sencillo para identificar la relación entre marginalidad y resultados laborales individuales es representado en la ecuación 1.



$$y_{im} = \beta_0 + \beta_1 D_{im} + \epsilon_i \quad (4.1)$$

$y_{im}$  es nuestra variable de resultado que en caso del análisis sobre el desempleo toma el valor 1 en caso de que la persona tenga un trabajo, siempre 1 en caso de tener un trabajo formal o será una variable continua igual al logaritmo de sus ingresos mensuales en para el análisis del impacto de la marginalidad en los ingresos individuales.  $\beta_0$  representa el intercepto,  $D_{im}$  una dummie que toma valor 1 cuando el individuo  $i$  vive en una municipalidad marginada  $m$  y  $\epsilon_i$  el término de error.  $D_{im}$  cuando hacemos el análisis extensivo del tratamiento es un valor continuo igual al valor del índice de marginación del municipio de residencia del individuo.

Una estimación de este modelo por medio de mínimos cuadrados llevaría, pero a un  $\hat{\beta}_0$  sesgado en cuanto  $D_{im}$  es con toda probabilidad correlacionado con el error  $\epsilon_i$ . Ósea:

$$Cov(D, \epsilon) \neq 0$$

Para intentar disminuir este sesgo, antes que todo, controlaremos por algunas características individuales que en la literatura vienen usualmente utilizadas para la estimación de los resultados laborales y de los mecanismos que los afectan. En nuestro estudio los controles utilizados fueron:

- *edad*, como proxy de la experiencia;
- *edad al cuadrado*, para capturar eventuales comportamientos cuadráticos del impacto de la edad en  $y$ ;
- *sexo*, en cuanto el mercado laboral, tanto formal como informal, presenta desafíos distintos para los dos géneros (Arizpe, 1977);
- *estado civil*, ósea una dummie que toma el valor 1 si la persona tiene una pareja estable, la escolaridad acumulada, una variable categórica que distingue entre individuos con primaria trunca, primaria completa, secundaria completa, preparatoria terminada o licenciatura;

- *accesibilidad al trabajo*, un índice que se creó a partir de los datos a disposición que mide las oportunidades de empleo a nivel municipal y fue calculado a partir de la proporción de individuos que trabaja en el mismo municipio;
- *jefe hogar*, una variable binaria que indica si el individuo es el jefe del hogar, y finalmente unas variables indicadoras para los efectos fijos a nivel estatal, así de poder controlar para políticas laborales estatales distintas en los tres estados que hacen parte de la zona metropolitana y por características específicas de los mismos.

La ecuación 4,1 por lo tanto tomará la siguiente forma:

$$y_{im} = \beta_0 + \beta_1 D_{im} + \beta_2 X_{i(m)} + \beta_3 S_e + \epsilon_i \quad (4.2)$$

Donde  $S_e$  son los efectos fijos por estado y  $X_i$  las características individuales utilizadas como controles.

Aunque hemos añadido los controles podemos seguir pensando que no se está cumpliendo la hipótesis de independencia condicional:

$$\{y_{0i}, y_{1i}\} \perp D_i | X_i$$

Esto en cuanto nuestra variable de tratamiento  $D_{im}$  podría ser correlacionada todavía con el error, y por lo tanto endógena, o ser sesgada a causa de la causalidad inversa, ósea que (Davidson y MacKinnon, 1993) el tratamiento no determine no solo cause sino también sea influenciado por la variable dependiente. Finalmente podría haber una subestimación también por un error de medición el cual, pero no parece ser nuestro caso siendo la metodología del INEGI robusta y experimentada.

Por medio del uso de variables instrumentales y de mínimos cuadrados en dos etapas podemos eliminar la correlación entre el término de error y el regresor endógeno. Para hacer eso necesitaremos una nueva variable que no pertenezca a la ecuación estructural y ortogonal a  $\epsilon$ .

La primera etapa consta de una regresión estimada por mínimos cuadrados ordinarios donde la variable endógena es regresada sobre el instrumento y las demás variables independientes exógenas. Siguiendo la notación previamente introducida nuestro sistema de ecuaciones será el siguiente:

$$D_{im} = \pi_0 + \pi_1 Z_{im} + \pi_2 X_{i(m)} + \sum_e \pi_{3e} S_e + u_i \quad (4.3)$$

$$y_{im} = \beta_0 + \beta_1 \hat{D}_{im} + \beta_2 X_{i(m)} + \sum_e \beta_{3e} S_e + \epsilon_i \quad (4.4)$$

Donde  $Z_i$  representa el instrumento.

Una vez que logramos estimar la primera etapa, los coeficientes obtenidos vienen utilizados para calcular los valores ajustados de la variable endógena, que serán empleados en lugar de esta en la segunda etapa. Estos, siendo que fueron calculados por medio de puros regresores exógenos incorrelacionados con el error, serán a su vez ortogonales a este. Tanto  $y_{im}$  como  $D_{im}$  pueden ser variables continuas o discretas (Wooldridge, 2010). En nuestro caso tendremos tanto el caso en que ambas son discretas, como en el cálculo intensivo de la probabilidad de empleo, como él en que las dos son continuas, cuando estimamos el efecto intensivo en el logaritmo de los salarios.

Usualmente los programas de cálculo sustituyen directamente la ecuación de la primera etapa en la segunda para obtener errores estándar más precisos. Por lo tanto la ecuación estimada será:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 (\pi_0 + \pi_1 Z_i + \pi_2 X_i + \pi_3 S_e + u_i) + \beta_2 X_i + \beta_3 S_e + \epsilon_i \quad (4.5)$$

En el anexo A se reporta las eventuales problemáticas relativas al sesgo del estimador  $\beta_{VI}$ . Cuando se satisfacen los supuestos de variables instrumentales, tendremos un instrumento válido que nos llevará a una estimación consistente. Por lo tanto, será fundamental la elección de buenos instrumentos para identificar correctamente los efectos de la marginalidad en los resultados laborales de los individuos en la Zona Metropolitana del valle de México.

La próxima sección se dedicará a analizar qué características deben tener los instrumentos para ser válidos.

### 4.3. Los instrumentos

Las dos propiedades fundamentales para que un instrumento sea válido son la relevancia y la exogeneidad. Formalizando tendremos que:

- *Relevancia*: nos indica que el instrumento permite explicar la varianza de la variable endógena. Esto significa económicamente que el instrumento está correlacionado con la variable endógena:

$$Cov(Z, D) = 0$$

Esta condición puede ser comprobada empíricamente gracias a la estimación de la primera etapa. Resulta fundamental tener una alta correlación entre el instrumento y la variable endógena en cuanto una correlación débil puede llevar a errores estándares mayores o hasta un sesgo asintótico del estimador dado que:

$$plim\hat{\beta}_{1,IV} = \beta_1 + \frac{Corr(Z, \epsilon) \sigma_\epsilon}{Corr(Z, X) \sigma_x}$$

Podemos notar que si  $Corr(Z, X) \rightarrow 0$  el sesgo de nuestro estimador tenderá al infinito, ósea  $plim\hat{\beta}_{1,IV} \rightarrow \infty$ . En la literatura se analizaron detenidamente los efectos en la estimación de los *instrumentos débiles* (Staiger y Stock, 1997) y en su distribución asintótica, una regla comúnmente utilizada para determinar la bondad de un instrumento es que la prueba  $F$  asociada a la primera etapa de un estadístico mayor de 10 (Stock, Yogo, y cols., 2005).

- *Exogeneidad*: nos asegura que el instrumento no está correlacionado con el término de

error, ósea que no pertenece a la ecuación estructural 4,2. Matemáticamente tendremos que:

$$Cov(Z, \epsilon) = 0$$

La exogeneidad del instrumento implica que  $Z$  no tiene ningún efecto parcial directo sobre la variable dependiente una vez que las variables endógenas y las omitidas se han controlado (Wooldridge, 2015). Esta condición no se puede probar econométricamente, siendo que implica la independencia respecto a un término, el error, que no es directamente observable, pero tiene que ser sostenida y justificada por medio de la teoría y de la intuición.

Cuando tenemos un instrumento para cada variable endógena se dirá que el modelo es exactamente identificado, en este caso se podrá proceder directamente a la estimación, y será suficiente evaluar el valor del estadístico F de la primera etapa para averiguar la relevancia del instrumento. Al contrario, cuando tenemos más que un instrumento para un regresor endógeno se tendrá necesariamente utilizar un procedimiento en dos etapas además de hacer una prueba de sobreidentificación. En este estudio se utilizará la prueba J de Hansen (Hansen y Singleton, 1982), cuyo estadístico es dado por:

$$J = \left( \frac{1}{N} \sum_i \hat{h}_i \right)' \hat{S}^{-1} \left( \frac{1}{N} \sum_i \hat{h}_i \right) \stackrel{a}{\sim} \chi^2(r - q)$$

Si este resulta grande se rechaza la hipótesis de que las condiciones de momentos poblacionales se cumplen y por lo tanto el estimador resultará inconsistente.

Una vez definido el cuadro teórico que nos permitió determinar las características relativas a un buen instrumento y las problemáticas asociadas a uno débil; en las próximas secciones ilustraremos y justificaremos los instrumentos que hemos utilizado para resolver los problemas de endogeneidad y causalidad inversa asociados al índice de marginalidad.

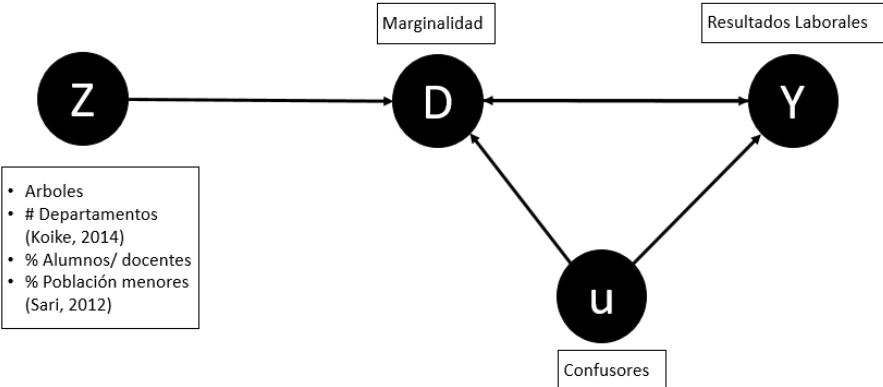
Por cuanto concierne la endogeneidad, como mencionamos previamente, el IM podría estar

correlacionado a alguna variable omitida presente en el término de error. Esto se daría en el momento en que alguna característica observable o no de los individuos, no especificada en el modelo, determinara tanto la elección de sus municipios de residencia, y la relativa marginalidad, así como sus resultados laborales. Por ejemplo, si el número de hermanos/hermanas de un individuo determinara tanto su decisión de residencia como su probabilidad de estar ocupado, y esta no viene incluida explícitamente en el modelo, tendremos un problema de correlación de la marginalidad con el término de error y por lo tanto el coeficiente estimado estará sesgado.

Respecto a la causalidad inversa, como señalamos anteriormente, es un problema inherente a la literatura sobre los efectos de barrio y es determinado por la simultaneidad entre la realización de las variables laborales y las decisiones de ubicación de los individuos. Podemos suponer que una persona con un trabajo estable buscará vivir en un barrio/municipio con mejores condiciones y por lo tanto menos marginado.

Para solucionar estas problemáticas hemos utilizado los instrumentos reportados en la figura 4.1. En este grafo acíclico hemos representado como nuestros instrumentos Z no deben estar correlacionados con el término de error de la ecuación estructural y que sus efectos sobre Y deben darse únicamente a través de la variable endógena. Todos los instrumentos fueron definidos a nivel municipio así de aumentar su exogeneidad como hecho por Foster y McLanahan (1996).

Figura 4.1: Grafo variables instrumentales marginalidad



Fuente:Elaboración propia

### 4.3.1. Árboles ornamentales

La primera variable escogida como instrumento es la cantidad de árboles ornamentales presentes a nivel municipio. Para eso, se creó un índice a partir de la base de datos resultados sobre infraestructura y características del entorno urbano" de INEGI. En esta encuesta viene reportada la presencia de árboles ornamentales a nivel manzana. Las posibles opciones son:

- *Todas las vialidades* a que se le asignó el valor de 1
- *Alguna vialidad* a que se le asignó el valor de 0,5
- *Ninguna vialidad* a que se le asignó el valor de 0

Una vez asignados los valores a nivel manzana, se agruparon los datos así de crear un índice a nivel municipio dividiendo la suma vertical resultante por el número de manzanas presentes. Se excluyeron del análisis los conjuntos habitacionales en cuanto tienen dinámicas propias con respecto a la gestión de las áreas verdes. Este indicador sintético nos permitió obtener un proxy de las áreas verdes ornamentales presentes en cada municipio objeto de nuestro estudio.

Por cuanto concierne la relevancia del instrumento, como veremos en la sección de resultados, las pruebas F resultante de la primera etapa arrojan valores mucho mayores que 10 con respecto a las especificaciones del tratamiento extensivo y de poco mayor que 8 en el intensivo. Podemos pensar por lo tanto que resulte relevante en la determinación de la marginalidad en ambos casos, aunque los resultados del margen intensivo tendrán que ser tomados con circunspección.

Desde un punto de vista teórico podemos pensar que la inversión tanto privada como pública en áreas verdes ornamentales es mayor en zonas menos marginadas, además resultan ser históricamente más fértiles y menos accidentadas favoreciendo la presencia de más árboles ornamentales. Finalmente, en zonas marginas se priorizan esfuerzos e inversiones en elementos del entorno urbano como la pavimentación, el alumbrado público o el drenaje con respecto a las áreas verdes. La exogeneidad del instrumento es dada por el hecho que el número de árboles

ornamentales a nivel municipal no está correlacionado con ninguna característica específica del individuo, observable o no, y no determina la probabilidad de tener un empleo o un empleo formal sino a través de la marginalidad misma. Además, podemos pensar que el número de árboles ornamentales en un municipio no afecte directamente la probabilidad de tener un empleo o un trabajo formal de manera directa.

Con respecto a la causalidad inversa, ósea la decisión de un individuo con un trabajo más estable o remunerado de ir a vivir en un municipio con un mayor número de árboles ornamentales, reputamos que las elecciones de residencia en la Zona Metropolitana de la Ciudad de México privilegian otras características como la seguridad, el acceso al transporte público o la cercanía a otros servicios. Además, siendo el instrumento a nivel municipio se refuerza la idea que el individuo escoja eventualmente con base en las características de unidades geográficas más pequeñas, como un conjunto de manzanas.

#### **4.3.2. Número de viviendas particulares en departamento en edificio**

A partir de la misma encuesta sobre el entorno urbano construimos un segundo índice. Este fue obtenido normalizando el número de viviendas particulares en departamento en edificio con respecto a la población residente en la manzana. Este instrumento, ya utilizado similarmente en la literatura de efectos de barrio por Koike (Quintanar y Sabate, 2014), no resultó relevante por el tratamiento intensivo mientras sí lo fue en el margen extensivo. Esto podría deberse a la conformación urbana de la ciudad y de un desarrollo vertical en zonas específicas de la zona metropolitana.

La idea es que a mayor marginalidad los terrenos potencialmente edificables se vuelven más inaccesibles, además, como vimos en los análisis espaciales, las zonas marginadas son las periféricas donde el costo oportunidad para un desarrollo vertical resultará mucho más alto dado los menores beneficios potenciales. Por lo tanto, existe una correlación entre la marginalidad y la cantidad de departamentos presentes en un municipio. Finalmente, el hecho de vivir en un municipio con más o menos departamentos no tiene un efecto directo en la probabilidad



individual de tener un empleo o en el nivel de sus ingresos, podemos por lo tanto excluir efectos parciales.

Por cuanto concierne la exogeneidad con respecto a las variables de empleo, consideramos que la elección de vivir en una zona de departamentos es ligada más a exigencias personales y familiares y no tanto al nivel de ingreso o el hecho de tener un trabajo formal. Por ejemplo, familias numerosas o con hijos podrían preferir vivir en casas o en zonas menos densamente pobladas, mientras la función de utilidad relativa al lugar de residencia de personas solteras podría ser determinada por otros elementos como la cercanía a amenidades y lugares de diversión. Por lo tanto, este indicador resultará exógeno a las características peculiares del individuo evitando errores de selección causados por la correlación con el error.

Además la elección de tipo residencia parece independiente a los resultados laborales de una persona siendo que, además, el mercado inmobiliario capitalino ofrece soluciones para ambas tipologías de vivienda para casi todo tipo de presupuesto: desde los departamentos en los complejos habitacionales de Pani a las casas de las Lomas, o de los departamentos de Polanco a las casas construidas en terrenos baldíos.

### **4.3.3. Proporción estudiantes / docentes**

A partir de la base de datos del INEE “indicadores y estadísticas educativas por municipio” que nos da información sobre la situación de la estructura educativa a nivel municipal, hemos construido un indicador sintético representado por la proporción entre estudiante y docente en primarias públicas. Típicamente utilizado en la literatura de desarrollo esta medida resulta relevante tanto por el tratamiento extensivo como por el extensivo bajo las condiciones sobre el F previamente expuestas.

Desde el punto de vista teórico la relevancia del instrumento es dada por el hecho que las zonas más marginadas, como constatamos en el análisis de la literatura, muestran una menor presencia institucional y de los relativos servicios. Entre ellos uno de lo más relevantes es el sistema de educación pública que en estos municipios resulta carente tanto en planteles co-

mo en personal docente. Además, la ausencia de instituciones educativas privadas, dada la baja demanda, aumenta ulteriormente esta problemática que tiene efectos a corto plazo. Independientemente de esto, en el corto plazo, el número de estudiantes por docente a nivel municipal no afecta directamente los resultados en el mercado laboral de los individuos sino a través de la marginalidad.

En cuanto a la exogeneidad de este instrumento con respecto a la ecuación estructural, siendo que la calidad de la oferta educativa contemporánea de primer nivel resulta ortogonal a las características individuales de los individuos del estudio que tiene más de 15 años. Además, dado que no hay ningún vínculo legislativo con respecto a la ubicación de la primaria que los niños tienen que frecuentar y los altos niveles de movilidad urbana de la zona metropolitana, podemos suponer que los resultados laborales actuales de los residentes no son determinados por nuestro indicador a nivel municipal.

Finalmente consideramos que la elección de residencia de los individuos no es dada por el número de docente por estudiantes a nivel municipal, ni por la calidad de las escuelas públicas. Como notamos la decisión del domicilio normalmente es guiada para otras prioridades como la cercanía al lugar de trabajo, acceso a servicios públicos y seguridad. Por lo tanto, podemos excluir una relación de causalidad inversa que implicaría que la tipología de trabajo o la probabilidad de este definiera el lugar de residencia de un individuo con base en la oferta educativa de las escuelas primarias del municipio. Además, solo una parte exigua de la muestra tiene hijos en este rango de edad, reforzando nuestra hipótesis de exogeneidad.

#### **4.3.4. Proporción de la población con menos de 12 años**

El último instrumento utilizado en el análisis es representado por la proporción de individuos menores de 12 años presente en el municipio. Después haber probado diferentes características sociodemográficas a nivel municipal, decidimos elegir esta en cuanto tiene un buen desempeño con respecto a la relevancia tanto en el análisis extensivo como en el intensivo y, sobre todo, ya que tiene el mejor sustento teórico. Un enfoque similar en la evaluación de los efectos de

vecindad fue utilizado por Sari (Sari, 2012) en un estudio sobre la marginalidad en París. La diferencia en nuestro estudio es que el instrumento es al nivel del tratamiento y no del individuo.

La relevancia desde un punto de vista teórico es dada por el hecho que familias más numerosas tenderán a vivir en zonas más periféricas y por ende más marginadas en nuestro estudio tanto por exigencias de espacio como por una optimización del presupuesto del hogar. Por lo tanto, una mayor población menor de 12 años a nivel municipal determina una mayor marginalidad de este. Siendo esta población no es activa en el mercado laboral, podemos considerar que los efectos en las variables dependientes se dan solo a través de la marginalidad, ósea no tiene un impacto directo sobre  $Y$ .

Desde el punto de vista de la exogeneidad el porcentaje de población menor de 12 años a nivel municipal no tiene correlación con los regresores que caracterizan los individuos ni con alguna característica no observable que daría origen a un problema de variable omitida. Independientemente de esta caracterización sociodemográfica de la unidad espacial, la probabilidad de tener un empleo o un empleo formal de un individuo no viene afectada. Además, podemos suponer que la situación laboral de los individuos no determina el porcentaje de joven a nivel municipal excluyendo así la posibilidad de una causalidad inversa.

A pesar de las pruebas estadísticas y las argumentaciones teóricas, estos instrumentos pueden presentar debilidades sobre todo desde el punto de vista de la exogeneidad con respecto a la ecuación estructural y su error. En particular podemos pensar que algunas de ellas sean relacionadas en parte a la riqueza o los ingresos del individuo, o que los supuestos sobre las funciones de utilidad y las preferencias de los agentes en su decisión de localización no sean las hipotetizadas.

Para corroborar los resultados que se mostrará en el próximo capítulo con variables instrumentales Utilizamos también una segunda estrategia de identificación que se presenta en la siguiente sección.

## 4.4. Propensity Score Matching

Según el modelo de Rubin (1974) resulta fundamental para una correcta identificación causal en un contexto cuasiexperimental la creación de un contrafactual válido. Para hacer eso una de las estrategias de identificación más utilizadas en la evaluación de las políticas de mercado laboral es el Propensity Score Matching (PSM) (Dehejia y Wahba, 1999). Este método intenta resolver el problema del sesgo de selección dado por la imposibilidad de implementar un experimento aleatorio en el momento en que utilizamos datos históricos, como en nuestro caso.

La idea subyacente al PSM es la de encontrar entre un numeroso grupo de individuos de control los que son similares a los sujetos tratados con respecto a unas características ( $X$ ) pre-tratamiento, o inmutables con respecto a este, relevantes en la determinación del resultado  $Y$ . A partir de esta construcción una simple diferencia en los resultados entre grupo tratado y los individuos seleccionados del grupo de control nos permitirá evaluar el efecto del tratamiento.

Para que esto efectivamente lleve a una identificación válida es necesario que se cumplan algunos supuestos reportados en el Anexo B. En caso de que estos vengan satisfechos es necesario utilizar un método de pareamiento para construir el contrafactual. La técnica más intuitiva consta en el matching exacto entre individuos tratados y no para cada característica observable considerada en  $X$  para luego calcular el efecto del tratamiento como el promedio de las diferencias. Pero, para obtener individuos que puedan representar un buen contrafactual es necesario considerar varias características que pueden influenciar el resultado de la variable dependiente. Esto da origen al problema de la dimensionalidad: con el aumentar de las  $X$  consideradas aumentamos la precisión de nuestro pareamiento, pero al mismo tiempo determinamos un aumento exponencial de las posibles combinaciones de las características, sobre todo en que esta no sean discretas o limitadas en los valores que pueden tomar. Por eso Rosenbaum y Rubin en 1983 introdujeron el teorema del propensity score. Con este teorema se introduce el concepto de incofundibilidad dado el propensity score  $P(X)$ , ósea:

$$Y(0), Y(1) \perp D | P(X)$$

El PS permite disminuir la dimensionalidad del problema de matching por medio de la definición de una probabilidad de ser tratado a partir de las características individuales:  $P(X) = P(D = 1|X)$ . El PS estimado se obtiene por medio de una regresión, probit o logit, y nos facilita en la sucesiva fase de matching. En específico, en nuestra investigación hemos utilizado para calcular el PS se escogió como mejor especificación un modelo probit con las siguientes características  $X$ :

- *sexo*: una dummie como valor 1 si el individuo es un hombre
- *edad*: descrita con como variable discreta
- *nivel de escolaridad*: una variable categórica que distingue entre individuos con primaria trunca, primaria completa, secundaria completa, preparatoria terminada o licenciatura
- *indigena*: una dummie que nos indica si el individuo si identifica como de origen indígena
- *estado civil*: una variable binaria que toma el valor de 1 si la persona tiene una pareja estable
- *jefe de hogar*: una dummie que nos señala si la persona tratada es la responsable del hogar

Podemos notar que la mayoría de las características consideradas para el cálculo del PS son natas (*edad*, *indigena*, *sexo*) y por ende independientes del tratamiento, ósea de vivir en una zona marginada o menos. *jefe de hogar* y *estado civil* dependen más de decisiones relativas al hogar que no tienen correlación con el tratamiento. Finalmente, el *nivel de escolaridad* podría ser una característica eventualmente afectada por la marginalidad, un individuo que vive en una zona marginada podría tener menos oportunidad de proseguir en sus estudios.

Pero hay dos factores que matizan esta posibilidad, la movilidad residencial en la zona metropolitana del valle de México es alta y por lo tanto un porcentaje importante de los entrevistados habrá vivido su juventud en otro municipio que podría haber sido marginado o no, y también la movilidad escolástica resulta ser alta en nuestra área de estudio: muchas personas frecuentan

escuelas en municipios distintos con respecto al de residencia sobre todo en cuanto crece el nivel escolar, por ejemplo la decisión de la universidad no depende del municipio en que se encuentre la misma.

Además, los tiempos de traslados relativamente bajos y la infraestructura de transporte pública desarrollada e interconectada en la ZMVM disminuye ulteriormente el costo de oportunidad de frecuentar una escuela en un municipio distinto. Por lo tanto, podemos considerar que también el nivel de escolaridad de los individuos adultos considerados no viene afectado por el hecho de estar viviendo en el momento del censo en una zona considerada como marginada o no.

Estas variables se escogieron con base en distintas técnicas propuestas por Caliendo y Koenig (2008) como la “Hit or Miss” y la “Leave-One-Out Cross-Validation”.

A partir del teorema de Rosenbaum y Rubin definido previamente podemos definir el TOT como:

$$TOT = E_{P(X)|D=1} (E(Y(1)|D = 1, P(X)) - E(Y(0)|D = 0, P(X)))$$

Ósea la diferencia en los resultados entre tratados y no tratados debidamente ponderados. Por definición el PSM puede solo ser calculado de forma intensiva.

Para definir el match se pueden utilizar distintos algoritmos como el del radio o el del Kernel. En nuestro estudio hemos utilizado el método del vecino más cercano sin remplazo:

$$A_i(p(x)) = \left\{ p_j \mid \min_j \|p_i - p_j\| \right\}$$

Regresaremos sobre este aspecto del modelo utilizado en el capítulo de los resultados.

Finalmente, el Propensity Score Matching representa una estrategia de identificación que nos permite identificar con precisión un contrafactual, especialmente en caso como el nuestro donde el grupo de control es particularmente grande, bajo algunos supuestos claros. Una de las problemáticas de este método es, pero que estos mismos asuntos no pueden ser probados empíricamente y que los resultados estimados pueden depender mucho de la especificación tanto

de la muestra como del algoritmo de matching y las características utilizadas para la definición del PS.

Ahora que hemos definido el marco teórico, las ventajas y los límites de los modelos que utilizaremos para la identificación causal del efecto de la marginalidad en los resultados laborales de los individuos, en el próximo capítulo presentaremos y discutiremos los resultados obtenidos.

# Capítulo 5

## Resultados

Dadas las estrategias de identificación de los posibles efectos de la marginalidad identificadas previamente, en este capítulo analizaremos los resultados arrojados por la implementación de los modelos. Se empezará examinando los resultados de una regresión de mínimos cuadrados sin controles para luego complejizar la definición de los modelos para aumentar la precisión de la estimación.

Presentaremos los resultados del tratamiento intensivo asignados geográficamente como en la figura 3.14, esto en cuanto a partir del análisis de la literatura resulta evidente que los efectos de barrio presentan comportamientos no lineales y que sus efectos se manifiestan cuando se alcanza un valor umbral (Vartanian, 1999; Weinberg, Reagan, y Yankow, 2004).

Por completitud se presentan en apéndice las estimaciones obtenidas con el margen extensivo.

### 5.1. OLS

Un primer análisis ingenua para averiguar la correlación entre marginalidad y las variables dependientes relativas a los resultados laborales individuales puede tomar la forma de la ecuación 5.1.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 D_i + \epsilon_i \quad (5.1)$$



Los resultados de esta estimación son reportados en la tabla 5.1.

Cuadro 5.1: OLS Intensivo sin controles

	(1)	(2)	(3)
	PE	TF	loging
Marginalidad Dummie	-0.00377 (0.00405)	-0.163*** (0.0216)	-0.330*** (0.0374)
Constant	0.952*** (0.00151)	0.631*** (0.0123)	8.514*** (0.0357)
Observations	8439085	8439085	7086659

Standard errors in parentheses

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

En la columna (1) son reportados los resultados con respecto a la probabilidad de empleo, en la (2) sobre el trabajo formal y en la (3) en el logaritmo de los ingresos mensuales. Podemos notar como no haya una correlación estadísticamente significativa entre la marginalidad del municipio donde vive el individuo y su probabilidad de tener empleo. Al contrario, parece que la marginalidad del lugar de residencia disminuye la probabilidad de tener un trabajo formal del 16,3% y de 0.3 puntos el logaritmo de los ingresos mensuales. Ambos efectos resultan significativos al 1%. Los errores en todas las especificaciones fueron agrupados a nivel municipal así de tener en cuenta eventuales correlaciones espaciales de los errores.

Indudablemente con esta especificación no estamos considerando que los resultados laborales individuales pueden ser afectado por algunas de sus características, a su vez correlacionadas con la marginalidad del municipio de residencia. Estaríamos frente a un problema de variable omitida que nos llevaría a estimar un coeficiente sesgado. Por lo tanto, se introdujeron los controles especificados en la sección 4,4 al fin de mejorar la estimación y corregir el sesgo con base en la hipótesis de independencia condicional.

La nueva especificación estructural del modelo será por lo tanto la que se reportó en la ecuación 4,2 y que se vuelve a reportar.

$$y_{im} = \beta_0 + \beta_1 D_{im} + \beta_2 X_{i(m)} + \beta_3 S_e + \epsilon_i$$

Los coeficientes estimados por mínimos cuadrados ordinarios de esta ecuación son presentados en la tabla 5.2.

Podemos notar como la marginalidad sigue siendo no significativa con respecto a la probabilidad de tener empleo mientras sus coeficientes en las regresiones de la probabilidad de tener trabajo formal y del logaritmo de los ingresos mensuales disminuyen sustancialmente. En particular tenemos que la disminución en la probabilidad de tener un empleo informal pasa del 16,3 % al 9,7 % mientras el salario pasa de disminuir de un 30 % a solo un 12,7 %.

En consecuencia, podemos pensar que los individuos no se distribuyen homogéneamente con respecto a estas características en los municipios de la zona metropolitana de valle de México y, una vez controlado por estas variables que tienen un impacto en los resultados laborales, los efectos de vivir en un barrio marginado tienen una magnitud menor. Entre los controles notamos como el ser mujer aumenta la probabilidad de tener un empleo y un trabajo formal. Esto, aunque parezca contraintuitivo con relación a la estructura del mercado laboral mexicano, podría desprenderse del hecho que nuestro análisis está basado en las personas que buscan activamente trabajo remunerado, de las barreras de ingreso al mercado laboral para las mujeres y un fenómeno de selección. Pero cuando analizamos el logaritmo de los salarios notamos que las mujeres tienen ingresos mensuales significativamente menores, espejo de un mercado que sigue favoreciendo a los hombres. Todos los coeficientes resultan significativos al 1 %.

La edad, siendo proxy de la experiencia resulta tener un impacto estadísticamente significativo en todas nuestras variables laborales, pero no muestra comportamientos cuadráticos sustanciales. La accesibilidad al empleo no tiene un efecto distinto de cero. La no significatividad de este proxy, introducida para identificar eventuales efectos de spatial mismatch, podría ser determinada por una infraestructura de transporte público urbano que permite mitigar los efectos de las grandes distancias entre lugar de domicilio y de trabajo presentes en la ciudad además de la normalización de los largos recorridos en una ciudad definida por el arquitecto mexicano Teodoro González de León como un “Monstruo [...] que asombrosamente aún funciona”.

Los efectos de la educación para todos los niveles tienen el signo esperado, aunque podemos

Cuadro 5.2: OLS con controles

	(1) OLS PE	(2) OLS TF	(3) OLS Log In
Marginalidad Dummie	0.001 (0.004)	-0.097*** (0.019)	-0.127*** (0.025)
Sexo	-0.038*** (0.002)	-0.080*** (0.004)	0.249*** (0.011)
Edad	0.005*** (0.000)	0.004*** (0.001)	0.040*** (0.002)
Edad <sup>2</sup>	-0.000*** (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000*** (0.000)
Accesibilidad al empleo	0.024 (0.017)	-0.140 (0.101)	-0.180 (0.221)
Primaria	0.001 (0.003)	0.069*** (0.014)	0.133*** (0.014)
Secundaria	0.005** (0.002)	0.164*** (0.015)	0.279*** (0.013)
Preparatoria	0.005** (0.002)	0.257*** (0.016)	0.570*** (0.016)
Licenciatura	0.009*** (0.003)	0.312*** (0.015)	1.207*** (0.037)
Jefa/e del Hogar	0.024*** (0.001)	0.026*** (0.003)	0.158*** (0.012)
Casado	0.038*** (0.002)	0.082*** (0.004)	0.075*** (0.007)
Observations	8456768	8456768	7101970
Adjusted $R^2$	0.024	0.068	0.292
AIC	-2.16e+06	1.12e+07	1.50e+07
Log Like	1.08e+06	-5.61e+06	-7.52e+06

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categórica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado  
Los errores fueron agrupados a nivel municipio

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

notar como empieza a ser apremiante de manera sustancial a partir del título de secundaria y el que tiene el impacto marginal mayor es el de licenciatura, como podíamos suponer a partir de una demanda laboral que sigue premiando este grado relativamente más con respecto a otros países de la OCDE.

Finalmente, la estructura del hogar y el papel que recubre el individuo en ello parecen tener un impacto positivo y significativo en los resultados laborales.

## 5.2. Variables instrumentales

A pesar de la introducción de controles podemos seguir pensando, como vimos en la sección 4,4, que la marginalidad siga siendo correlacionada con alguna característica no observable del individuo o del municipio presente en el término de error, o que haya un problema de causalidad inversa o finalmente un error de medición dado del hecho que la marginalidad está a nivel municipio mientras las observaciones son a nivel individuo. Por lo tanto, introducimos cuatros instrumentos que presumiblemente nos permitirán corregir el sesgo del coeficiente estimado relativo a la marginalidad del municipio de residencia.

La nueva especificación es la reportada en la ecuación 4,5 de la sección 4,4 y tiene la siguiente estructura:

$$y_{im} = \beta_0 + \beta_1(\pi_0 + \pi_1 Z_m + \pi_2 X_{i(m)} + \pi_3 S_e + u_i) + \beta_2 X_{i(m)} + \beta_3 S_e + \epsilon_i \quad (5.2)$$

La introducción de los instrumentos, de los cuales justificamos su exogeneidad y relevancia teórica en las secciones 4.. El vector de variables observables  $X_{i(m)}$ , nos permitirá disminuir el sesgo en la estimación del parámetro asociado a la marginalidad causado por problemas de causalidad inversa y correlación con el termino de error. Nuestro análisis se enfocará ahora sobre cada una de las variables asociadas a los resultados laborales, probabilidad de tener un empleo, probabilidad de tener un empleo formal e ingresos mensuales percibidos. La estimación obtenida por mínimos cuadrados ordinarios con controles será utilizada como benchmark y los resultados

serán presentados en dos tablas distintas, una con los dos instrumentos ligados al entorno urbano (índice de difusión de árboles ornamentales y número de viviendas particulares en departamento en edificio) y otra con los elementos sociodemográficos e institucionales (proporción estudiantes / docentes a nivel municipal y proporción de la población con menos de 12 años).

Las regresiones en dos etapas fueron estimadas por medio del método generalizado de momentos. Esto nos permitirá una mayor eficiencia en el momento en que tenemos múltiples instrumentos. El estimador de GMM eficiente minimiza el criterio del GMM en función de la siguiente ecuación:

$$J = Ng'Wg$$

Donde  $N$  es el tamaño de la muestra,  $g$  son las condiciones de momento (suponiendo que todas las variables exógenas y los instrumentos no están correlacionados con el error término) y  $W$  es una matriz de ponderación. En el Método generalizado de Momentos eficiente de dos pasos, la matriz de ponderación óptima es la inversa de una estimación de la matriz de covarianza dadas las condiciones de ortogonalidad. Las ganancias de eficiencia de este estimador son dadas del uso de la matriz de pesos óptima. Para un modelo exactamente identificado, los estimadores eficientes GMM y IV / 2SLS tradicionales coinciden (Hayashi, 2000).

### **5.2.1. Primera etapa y Prueba J de Hansen**

Antes de analizar los resultados arrojados por los distintos modelos y los diferentes instrumentos analizamos los resultados de las pruebas F con respecto a las primeras etapas, que nos dará información sobre la relevancia del instrumento, y las pruebas de J de Hansen para las especificaciones con más de un instrumento para nuestra variable endógena, que nos indica la relevancia de la especificación instrumental.

En margen extensivo, presentado en apéndice, todos los instrumentos pasan sin problemas la prueba  $F$ , ósea tienen un  $F > 10$ . Al contrario, en el margen intensivo solo la proporción

estudiantes / docentes a nivel municipal y la proporción de la población con menos de 12 años pasan satisfactoriamente la prueba mientras el índice de difusión de árboles ornamentales arroja un valor de 8 y por lo tanto sus estimaciones tendrán que ser tomadas cautelosamente siendo que podrían ser ligeramente sesgadas. El instrumento propuesto por Koike (Quintanar y Sabate, 2014) se desempeña bien en el margen extensivo, pero no pasa la prueba  $F$  cuando definimos la dummie de tratamiento.

Por cuanto concierne las pruebas de J de Hansen dadas por las estimaciones en dos etapas con los dos instrumentos de cada categoría, estas resultan no relevantes o no válidas. Por completitud vienen reportados en apéndice también los resultados de los modelos sobre identificados.

### **5.2.2. Resultados laborales IV**

Por cuanto concierne el empleo la introducción de las variables instrumentales no cambia los resultados precedentemente obtenidos, como presentado en la tabla 5.3. Sigue no habiendo ningún efecto estadísticamente significativo de la marginalidad sobre la probabilidad de tener empleo. Los controles, así como en todas las demás especificaciones que se presentarán, no varían de una magnitud digna de nota. En el margen extensivo, presentado en apéndice, utilizando como instrumento el número de departamentos normalizado encontramos una afectación negativa sobre el empleo, pero es más una excepción respecto a un efecto causal evidente. La falta de un efecto significativo de la marginalidad del municipio de residencia sobre la probabilidad de empleo podría ser determinado por la estructura misma del mercado laboral de la zona capitalina: el bajo nivel generalizado de desempleo y la desarrollada infraestructura de transporte público podría mitigar los efectos de la marginalidad en la probabilidad de tener empleo. Además, como vimos en el análisis espacial exploratorio de los datos, hay poca varianza con respecto a esta variable entre unidades geográfica, esto podría justificar los resultados obtenidos.

Cuando analizamos los efectos de la marginalidad sobre la probabilidad de tener un trabajo formal, al contrario, el uso de variables instrumentales y de una estimación en dos etapas por medio del método generalizado de momentos parece permitirnos una estimación más precisa

Cuadro 5.3: Probabilidad Empleo Intensivo

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	OLS	IV Arboles	IV Departamentos	IV < 12	IV Doc/Est primaria
Marginalidad Dummie	0.000 (0.004)	0.014 (0.012)	-0.096 (0.086)	0.016 (0.011)	0.006 (0.010)
Sexo	-0.038*** (0.002)	-0.038*** (0.002)	-0.038*** (0.002)	-0.038*** (0.002)	-0.038*** (0.002)
Edad	0.005*** (0.000)	0.005*** (0.000)	0.005*** (0.000)	0.005*** (0.000)	0.005*** (0.000)
Edad <sup>2</sup>	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)
Accesibilidad al empleo	0.024 (0.018)	0.027 (0.020)	0.001 (0.062)	0.028 (0.020)	0.025 (0.019)
Primaria	0.001 (0.003)	0.001 (0.003)	-0.003 (0.004)	0.001 (0.003)	0.001 (0.003)
Secundaria	0.005** (0.002)	0.006** (0.003)	-0.002 (0.006)	0.006** (0.003)	0.005** (0.003)
Preparatoria	0.005** (0.002)	0.007** (0.003)	-0.005 (0.009)	0.007** (0.003)	0.006** (0.003)
Licenciatura	0.009*** (0.003)	0.010*** (0.003)	-0.003 (0.010)	0.010*** (0.003)	0.009*** (0.003)
Jefa/e del Hogar	0.024*** (0.001)	0.024*** (0.001)	0.026*** (0.002)	0.024*** (0.001)	0.024*** (0.001)
Casada/o	0.038*** (0.002)	0.038*** (0.002)	0.040*** (0.002)	0.038*** (0.002)	0.038*** (0.002)
Observations	8439085	8439085	8439085	8439085	8439085
Adjusted R <sup>2</sup>	0.024	0.023	0.007	0.023	0.024
AIC	-2.15e+06	-2.15e+06	-2.01e+06	-2.15e+06	-2.15e+06
Log Like	1.07e+06	1.07e+06	1.00e+06	1.07e+06	1.07e+06
F		7.988	2.237	11.262	11.167
Anderson or Kleibergen-Paap		6.758	4.656	7.285	6.247
Anderson-Rubin F-test of significance of endogenous regressors		1.673	3.917	2.807	0.377
p-value of Anderson-Rubin F-test		0.200	0.052	0.098	0.541

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$ 

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

de la magnitud de estos. Podemos notar que la estimación con mismos cuadrados ordinarios con controles parece estar subestimando los efectos de la marginalidad. En particular, la OLS estima una disminución del 9,7% en la probabilidad de tener un empleo formal en el momento en que un individuo vive en un municipio marginado mientras todos los instrumentos estiman una disminución entre el 18% y el 19%. Los resultados son reportados en la tabla 5.4.

Finalmente, también por cuanto concierne el efecto sobre los ingresos mensuales la OLS simple con controles parece subestimar el efecto de la marginalidad. Mientras esta reporta una semielasticidad del tratamiento con la variable dependiente de 12,7 puntos, las estimaciones obtenidas con las variables instrumentales reportan una disminución de los salarios entre el 28% y el 50%. Aunque en este caso nos encontramos frente una mayor varianza de los resultados obtenidos con distintos instrumentos, en todos los casos enfrentamos un mayor impacto de la marginalidad en los ingresos mensuales individuales, en línea con las teorías microeconómicas. Presentamos los resultados de estas estimaciones en la tabla 5.5.



Cuadro 5.4: Probabilidad Trabajo Formal Intensivo

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	OLS	IV Arboles	IV Departamentos	IV < 12	IV Doc/Est primaria
Marginalidad Dummie	-0.097*** (0.019)	-0.180*** (0.063)	-0.201 (0.310)	-0.192*** (0.058)	-0.192*** (0.057)
Sexo	-0.080*** (0.004)	-0.080*** (0.004)	-0.080*** (0.004)	-0.080*** (0.004)	-0.080*** (0.004)
Edad	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)
Edad <sup>2</sup>	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
Accesibilidad al empleo	-0.141 (0.102)	-0.161 (0.111)	-0.166 (0.143)	-0.164 (0.112)	-0.164 (0.112)
Primaria	0.069*** (0.014)	0.066*** (0.013)	0.065*** (0.017)	0.065*** (0.013)	0.065*** (0.013)
Secundaria	0.164*** (0.016)	0.158*** (0.014)	0.157*** (0.025)	0.157*** (0.014)	0.157*** (0.014)
Preparatoria	0.258*** (0.016)	0.249*** (0.014)	0.246*** (0.033)	0.247*** (0.015)	0.247*** (0.014)
Licenciatura	0.312*** (0.015)	0.302*** (0.014)	0.299*** (0.037)	0.300*** (0.015)	0.300*** (0.014)
Jefa/e del Hogar	0.026*** (0.003)	0.028*** (0.003)	0.028*** (0.005)	0.028*** (0.003)	0.028*** (0.003)
Casada/o	0.082*** (0.004)	0.083*** (0.004)	0.084*** (0.005)	0.083*** (0.004)	0.083*** (0.004)
Observations	8439085	8439085	8439085	8439085	8439085
Adjusted $R^2$	0.068	0.059	0.058	0.058	0.058
AIC	1.12e+07	1.12e+07	1.12e+07	1.12e+07	1.12e+07
Log Like	-5.60e+06	-5.61e+06	-5.62e+06	-5.61e+06	-5.61e+06
F		7.988	2.237	11.262	11.167
Anderson or Kleibergen-Paap		6.758	4.656	7.285	6.247
Anderson-Rubin F-test of significance of endogenous regressors		6.666	0.360	11.078	10.807
p-value of Anderson-Rubin F-test		0.012	0.550	0.001	0.002

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$ 

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Cuadro 5.5: Probabilidad Log Ingresos Intensivo

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	OLS	IV Arboles	IV Departamentos	IV < 12	IV Doc/Est primaria
Marginalidad Dummie	-0.128*** (0.025)	-0.500** (0.205)	-3.145 (1.926)	-0.275** (0.122)	-0.373** (0.161)
Sexo	0.249*** (0.011)	0.250*** (0.011)	0.255*** (0.011)	0.249*** (0.011)	0.249*** (0.011)
Edad	0.040*** (0.002)	0.038*** (0.002)	0.030*** (0.007)	0.039*** (0.002)	0.039*** (0.002)
Edad <sup>2</sup>	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)
Accesibilidad al empleo	-0.176 (0.222)	-0.266 (0.315)	-0.907 (1.736)	-0.212 (0.242)	-0.236 (0.264)
Primaria	0.133*** (0.014)	0.120*** (0.017)	0.025 (0.063)	0.128*** (0.014)	0.125*** (0.015)
Secundaria	0.279*** (0.013)	0.254*** (0.021)	0.077 (0.114)	0.269*** (0.015)	0.262*** (0.017)
Preparatoria	0.570*** (0.016)	0.531*** (0.025)	0.254 (0.168)	0.555*** (0.015)	0.544*** (0.017)
Licenciatura	1.207*** (0.037)	1.163*** (0.033)	0.851*** (0.168)	1.190*** (0.033)	1.178*** (0.029)
Jefa/e del Hogar	0.158*** (0.012)	0.163*** (0.012)	0.202*** (0.032)	0.160*** (0.012)	0.161*** (0.012)
Casada/o	0.075*** (0.007)	0.080*** (0.006)	0.113*** (0.026)	0.077*** (0.006)	0.078*** (0.006)
Observations	7086659	7086659	7086659	7086659	7086659
Adjusted R <sup>2</sup>	0.292	0.261	-0.866	0.276	0.271
AIC	1.50e+07	1.52e+07	2.17e+07	1.50e+07	1.51e+07
Log Like	-7.50e+06	-7.59e+06	-1.09e+07	-7.52e+06	-7.54e+06
F		7.821	2.309	11.169	11.432
Anderson or Kleibergen-Paap		6.589	4.829	7.218	6.312
Anderson-Rubin F-test of significance of endogenous regressors		11.959	12.500	7.172	9.021
p-value of Anderson-Rubin F-test		0.001	0.001	0.009	0.004

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

### 5.2.3. Efectos Heterogéneos

En el análisis de los resultados en la muestra completa hemos visto como parece haber efectos distintos entre hombres y mujeres. Hemos por lo tanto decidido analizar los efectos heterogéneos con respecto al genero. Los resultados son reportados en las tablas 5.6, para la muestra completa está vez reportados de forma sintética, 5.7 para la muestra de solo hombres y 5.8 para la muestra de solo mujeres.

Por cuanto concierne la probabilidad de empleo, reportada en el primer renglón de estas tablas, resulta que en la muestra general y en la de hombre no hay ningún efecto estadísticamente significativo mientras en las regresiones con variables instrumentales en la submuestra de mujeres muestran un aumento de la probabilidad de tener un empleo para las mujeres que viven una zona marginada entre el 1,9 % y el 3,8 %. Los resultados son significativo al 5 %.

Cuadro 5.6: Efecto Heterogéneos Intensivo Muestra Completa

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	OLS	IV Arboles	IV Departamentos	IV < 12	IV Doc/Est primaria
Marginalidad Dummie Empleo	0.000 (0.004)	0.014 (0.012)	-0.096 (0.086)	0.016 (0.011)	0.006 (0.010)
Marginalidad Dummie Trabajo Formal	-0.097*** (0.019)	-0.180*** (0.063)	-0.201 (0.310)	-0.192*** (0.058)	-0.192*** (0.057)
Marginalidad Dummie Log Ingresos	-0.128*** (0.025)	-0.500** (0.205)	-3.145 (1.926)	-0.275** (0.122)	-0.373** (0.161)
Observations	8439085	8439085	8439085	8439085	8439085
F		7.988	2.237	11.262	11.167

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Respecto a la probabilidad de tener trabajo formal podemos notar como el efecto de la marginalidad tiene un mayor impacto negativo en las mujeres, entre el 19,1 % y el 21,1 %, que en los hombres, que resulta en una disminución entre el 17,7 % y el 19,3 %. Además la especificación con OLS condicionada parece subestimar más el efecto en la muestra de mujeres. Finalmente, también el impacto de la marginalidad en el nivel de ingresos resulta más fuerte para las mujeres

Cuadro 5.7: Efecto Heterogéneos Intensivo Hombres

	(1) OLS	(2) IV Arboles	(3) IV Departamentos	(4) IV < 12	(5) IV Doc/Est primaria
Marginalidad Dummie Empleo	-0.002 (0.005)	0.002 (0.013)	-0.143 (0.114)	0.012 (0.012)	-0.001 (0.011)
Marginalidad Dummie Trabajo Formal	-0.101*** (0.019)	-0.177*** (0.063)	-0.158 (0.285)	-0.184*** (0.056)	-0.193*** (0.057)
Marginalidad Dummie Log Ingresos	-0.127*** (0.024)	-0.413** (0.172)	-2.676 (1.657)	-0.229** (0.103)	-0.302** (0.134)
Observations	5209634	5209634	5209634	5209634	5209634
F		8.114	2.168	11.612	11.368

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado  
\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Cuadro 5.8: Efecto Heterogéneos Intensivo Mujeres

	(1) OLS	(2) IV Arboles	(3) IV Departamentos	(4) IV < 12	(5) IV Doc/Est primaria
Marginalidad Dummie Empleo	0.006 (0.005)	0.038** (0.017)	-0.018 (0.080)	0.022** (0.010)	0.019* (0.010)
Marginalidad Dummie Trabajo Formal	-0.093*** (0.021)	-0.191*** (0.069)	-0.276 (0.403)	-0.211*** (0.067)	-0.195*** (0.062)
Marginalidad Dummie Log Ingresos	-0.139*** (0.030)	-0.673** (0.278)	-3.914* (2.336)	-0.366** (0.163)	-0.507** (0.218)
Observations	3229451	3229451	3229451	3229451	3229451
F		7.686	2.344	10.633	10.790

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado  
\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

que para los hombres. La reducción en los ingresos mensuales de las mujeres varía desde 36,6 % hasta 67,3 % mientras que la de los hombres está entre el 22,9 % y el 41,3 %.

Considerando los tres resultados en conjunto en la submuestra de mujeres podríamos hipotetizar que las mujeres que viven en zonas marginadas tienden a buscar trabajos en el mercado informal y con una menor remuneración y eso podría aumentar su probabilidad de encontrar trabajo. Esto podría darse también para las mayores restricciones espaciales en la búsqueda de trabajo para las mujeres dado que la responsabilidad de los trabajos domésticos y de cuidado recaen por la mayor parte en ellas.

### **5.3. Análisis de robustez**

Para averiguar que los resultados obtenidos no dependan del índice de marginalidad escogido, aprovechamos del estudio hecho por CONEVAL que calculó un índice de rezago social (IRS), así de averiguar la robustez de nuestros resultados. Esto, además, nos permitirá extender nuestra investigación con los datos del último censo siendo que este indicador fue elaborado también para el 2020.

El IRS es una medida que agrega en un indicador sintético distintas variables como educación, acceso a servicios de salud, características de vivienda y activos del hogar. Proporciona así el resumen de cuatro carencias sociales similarmente a lo que realiza CONAPO con el índice de marginalidad.

En la tabla 5.9 son reportados los resultados obtenidos con respecto a la probabilidad de empleo utilizando como variable de tratamiento intensivo el índice de segregación social. Podemos notar que la prueba  $F$  de la primera etapa obtiene resultados ligeramente mejores con respecto a los conseguidos con el índice de CONAPO. Esto significa que los instrumentos logran explicar mejor el tratamiento definido por el rezago social. Los efectos, pero de vivir en un barrio rezagado social sobre la probabilidad de empleo siguen siendo no significativos estadísticamente.

Vivir en un municipio definido como rezagado socialmente determina una disminución en

Cuadro 5.9: Probabilidad Empleo Intensivo Coneval 2010

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	OLS	IV Arboles	IV Departamentos	IV < 12	IV Doc/Est primaria
Rezago Social 2010	0.001 (0.004)	0.013 (0.011)	-0.091 (0.082)	0.015 (0.010)	0.006 (0.010)
Observations	8439085	8439085	8439085	8439085	8439085
F		9.492	2.321	12.032	11.125

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado  
\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

la probabilidad de tener un empleo formal entre 16,3 % y 19,4 % (tabla 5.10). Las estimaciones resultan significativas al 1 % y confirman tanto en signo como en magnitud los que se obtuvieron con el tratamiento definido por el índice de marginación.

Cuadro 5.10: Probabilidad Trabajo Formal Intensivo Coneval 2010

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	OLS	IV Arboles	IV Departamentos	IV < 12	IV Doc/Est primaria
Rezago Social 2010	-0.098*** (0.018)	-0.163*** (0.054)	-0.192 (0.293)	-0.186*** (0.056)	-0.194*** (0.059)
Observations	8439085	8439085	8439085	8439085	8439085
F		9.492	2.321	12.032	11.125

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado  
\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Finalmente también analizando el efecto sobre el logaritmo de los ingresos con las unidades tratadas definidas por medio del IRS, reportados en la tabla 5.11, notamos que las magnitudes estimadas, entre 37,7 % y 45,2 %, son muy similares a las arrojadas con el uso del índice de marginalidad de CONAPO, aunque disminuya ligeramente la varianza entre las distintas especificaciones.

Con este análisis logramos demostrar la robustez de la estrategia de identificación por variables instrumentales al uso de diferentes medidas de marginalidad y rezago social. Además esto permitirá extender la investigación utilizando los datos del Censo Ampliado del 2020 siendo que el IRS fue elaborado también con los resultados del INEGI de este año, como veremos en la

Cuadro 5.11: Logaritmo Ingresos Intensivo Coneval 2010

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	OLS	IV Arboles	IV Departamentos	IV < 12	IV Doc/Est primaria
Rezago Social 2010	-0.124*** (0.025)	-0.452** (0.178)	-3.008* (1.824)	-0.268** (0.117)	-0.377** (0.165)
Observations	7086659	7086659	7086659	7086659	7086659
F		9.261	2.390	11.884	11.398

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

próxima sección. Podremos por lo tanto utilizar en esta extensión del estudio el IRS como buena proxi de la marginalidad.

## 5.4. Análisis 2020

Se utilizaron los últimos datos comunicados por INEGI en abril 2021 sobre los resultados del “Censo Población y Vivienda 2020” para averiguar los eventuales cambios en los efectos determinados por la marginalidad y su persistencia en el tiempo. Como analizado en el capítulo 3 para el 2020 no tenemos a disposición la mayoría de las bases accesorias con que construimos los instrumentos necesarios a la correcta identificación del modelo con variables instrumentales. Por lo tanto el modelo IV utilizará como instrumentos el porcentaje de población menor de 12 años presente en el municipio y el índice de rezago social de 2010 para analizar la persistencia de los efectos de la marginalidad. Los resultados serán comparados con dos especificaciones de regresiones con mínimos cuadrados con los controles usuales, la primera utilizará como variable de tratamiento el ISR de 2010 mientras la segunda el de 2020.

En la tabla 5.12 se reportan los efectos de la marginalidad con respecto a la probabilidad de empleo. Tanto las especificaciones con las OLS con controles como las con variables instrumentales no encuentran efectos estadísticamente significativos, confirmando los resultados obtenidos para el 2010. Las pruebas  $F$  de las primeras etapas reportan valores muchos mayores a 10. En particular el rezago social de 2010, considerado como variable continua al igual que

binaria, tiene respectivamente un valor del estadístico  $F$  de 24,5 y de 30,2, esto significa que la marginalidad de 2010 logra explicar bien la actual, subrayando la persistencia de la marginalidad en los años y las trampas de pobrezas determinadas por vivir en un municipio rezagado socialmente.

Cuadro 5.12: Probabilidad Empleo Coneval 2020

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	OLS	OLS Marg. 2010	IV Marg. 2010 Continua	IV Marg. 2010 Binaria	IV < 12 Empleo
Marginalidad Dummie	-0.003 (0.006)	0.000 (0.005)	-0.004 (0.007)	0.000 (0.007)	0.006 (0.010)
Observations	9652907	9652907	9652907	9652907	9652907
F			24.518	30.176	11.755

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una binaria para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

En la tabla 5.13 se presentan los efectos de vivir en un barrio rezagado socialmente sobre la probabilidad de tener un empleo formal. Notamos como, al igual que en 2010, hay un efecto negativo aunque más contenido. En esta estimación hay una disminución en la probabilidad de tener un empleo formal entre el 6,2 % y el 7,2 %.

Cuadro 5.13: Probabilidad Trabajo Formal Coneval 2020

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	OLS	OLS Marg. 2010	IV Marg. 2010 Continua	IV Marg. 2010 Binaria	IV < 12 Empleo
Marginalidad Dummie	-0.041*** (0.014)	-0.044*** (0.012)	-0.072*** (0.022)	-0.062*** (0.019)	-0.065** (0.027)

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una binaria para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Por ultimo, analizando los resultados reportados en la tabal 5.14, notamos que también el efecto de vivir en un barrio marginado se repercute en los ingresos que se reducen entre el 13,2 % y el 35,3 %.

Como en el caso del análisis del 2010, la simple estimación por OLS con controles parece subestimar el efecto de vivir en un barrio marginado sobre los resultados laborales de los individuos. Las estimaciones resultan consistentes con las de 2010 y los efectos parecen persistentes



Cuadro 5.14: Logaritmo Ingresos Coneval 2020

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	OLS	OLS Marg. 2010	IV Marg. 2010 Continua	IV Marg. 2010 Binaria	IV < 12 Empleo
Marginalidad Dummie	-0.096*** (0.031)	-0.093*** (0.024)	-0.351*** (0.134)	-0.132*** (0.046)	-0.353* (0.207)

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una binaria para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

en el tiempo.

En la próxima sección se utilizará una diferente estrategia de identificación para dar un ulterior prueba de robustez de los resultados encontrados.

## 5.5. Propensity score matching

Dado que el método de variables instrumentales se presta a numerosas contestaciones, siendo que no se puede probar empíricamente la exogeneidad de los instrumentos, utilizamos el Propensity Score Matching para corroborar los resultados obtenidos.

### 5.5.1. Análisis supuestos

Desde un punto de vista teórico hemos justificado en la sección 4,6 la elección de las características observables individuales para la implementación del algoritmo de matching. En la tabla 5.15 viene reportados los resultados de la implementación de este, podemos notar que todos los individuos del grupo tratado fueron emparejados, esto también gracias al algoritmo de matching elegido.

Cuadro 5.15: Tamaño muestra PSM

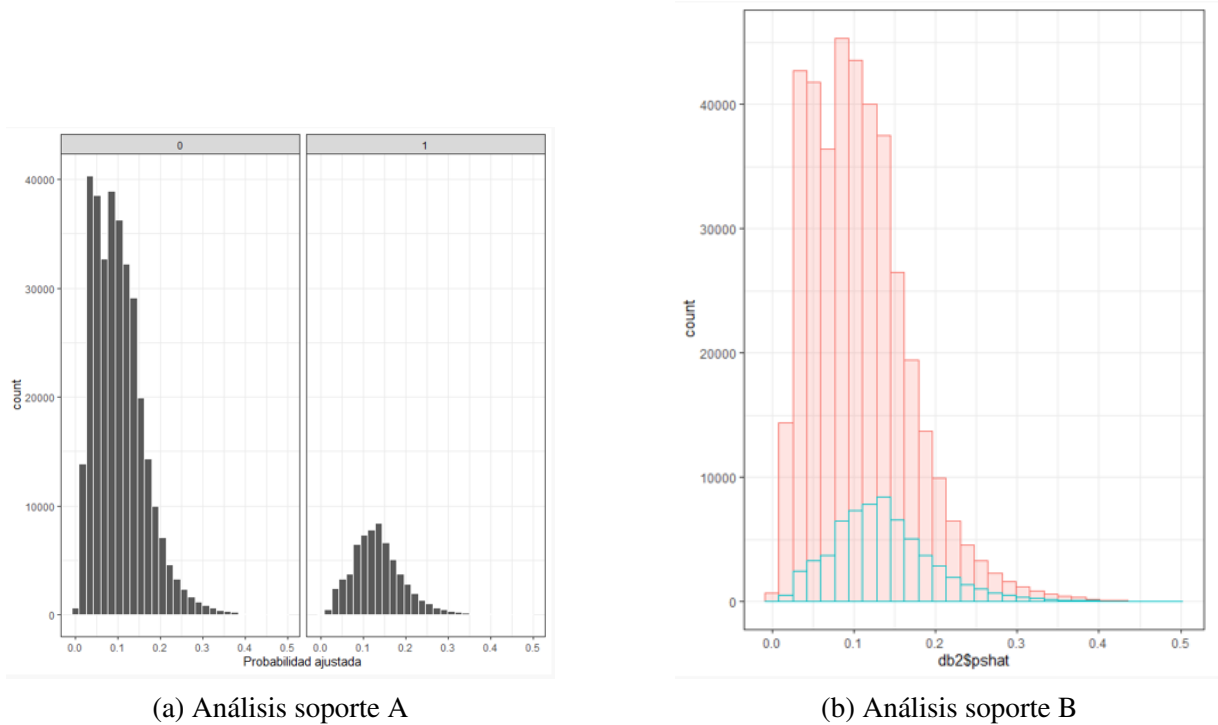
Muestra	Valor
Numero original de obs.	393662
Numero original obs. tratadas	64530
Numero de Obs. Emparejadas	64530

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Fue utilizado un solo vecino sin remplazo, esto nos permitió aumentar la precisión de nuestra estimación y un menor sesgo, pero a consta de una mayor varianza de esta. Para mitigar este efecto en la estimación se optó para no efectuar reemplazos así de disminuir la varianza a cambio de un aumento en el sesgo del estimador (Caliendo y Kopeinig, 2008).

En las figuras 5.1a y 5.1b viene presentado el análisis de traslape. Podemos notar como el grupo de control y el de tratados tienen un perfecto traslape. Esto fue posible sobre todo por el grande tamaño de muestra a disposición. También el análisis de balance post-matching resultó satisfactorio.

Figura 5.1: Análisis traslape



*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI*

Podemos por lo tanto pensar que los resultados que obtendremos por medio de la estimación del PSM serán consistentes.

### 5.5.2. Resultados laborales PSM

Los resultados sobre los efectos intensivos de la marginalidad sobre los resultados laborales de los individuos resultaron consistentes con los estimados por medio de variables instrumentales, aunque en magnitudes menores.

En la tabla 5.16 se reportan los efectos de la marginalidad sobre la probabilidad de ser empleado. El PSM estima un efecto positivo estadísticamente significativo, aunque su magnitud es prácticamente nula: 0,5 %. Por lo tanto, podemos considerar que es en línea con la estimación con variables instrumentales donde no se encontró ningún efecto.

Cuadro 5.16: Probabilidad Empleo PSM

Coefficiente	Valor
Estimador	0.0048
SE	0.0011
T-stat	4.1513
p.val	0.00003

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

En la tabla 5.17 podemos notar que también por medio del Propensity Score Matching se encuentra un efecto negativo estadísticamente significativo en la probabilidad de tener un trabajo formal. En este caso la disminución es del 8,3 %.

Cuadro 5.17: Probabilidad Trabajo Formal PSM

Coefficiente	Valor
Estimador	-0.0823
SE	0.0027
T-stat	-30.292
p.val	0

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Finalmente analizando el impacto en los salarios mensuales, reportados en la tabla 5.18, notamos que residir en un municipio marginado disminuye los ingresos del 16 %.

Cuadro 5.18: Log Ingresos PSM

Coefficiente	Valor
Estimador	-0.1641
SE	0.0041
T-stat	-39.097
p.val	0

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Recordamos que el PSM es muy sensible a las especificaciones y a la muestra utilizadas. A pesar de esto nos permitió confirmar en signo y relevancia estadística las conclusiones a que habíamos llegado a través de las regresiones en dos etapas y el uso de variables instrumentales.

# Capítulo 6

## Conclusiones

En el análisis de la literatura resultó claro como no haya todavía estudios concluyentes sobre los efectos de vivir en un barrio marginado en las oportunidades de vida de los residentes. Este fenómeno resulta hoy en día un tema de investigación relevante, no solo desde un punto de vista académico, sino también para un mejor enfoque de las políticas públicas urbanas, y sobre todo en Latinoamérica donde hay menos estudios cuantitativos al respecto dada la falta de datos.

Mediante este trabajo se intentó contribuir a la investigación sobre los efectos de la marginalidad en los resultados individuales, se buscó en particular determinar la relación existente entre la marginación del sitio de residencia de los habitantes de la CDMX y la ZMVM y sus oportunidades laborales.

Para esto se realizó, en primera instancia, un análisis espacial de las variables de interés: marginalidad, desempleo, trabajo informal y el promedio de los ingresos mensuales con la finalidad de observar la posible existencia de patrones geográficos. Este estudio fue hecho tanto a nivel AGEB como a nivel Municipio. Posteriormente, se realizó un análisis econométrico con base en los modelos: Variables Instrumentales y Propensity Score Matching, para intentar identificar relaciones causales entre la marginalidad y las variables laborales de resultado.

El índice de marginalidad utilizado para nuestro análisis fue construido por CONAPO con el método de análisis de componente principales y es formado por cuatro dimensiones principales:

educación, salud, vivienda y bienes. Esto nos permitió relacionar nuestro análisis de la marginalidad con el marco teórico de Galster (2002) así de identificar algunos potenciales mecanismos teóricos subyacentes a través de los cuales la marginalidad impacta en los resultados laborales. Para completar el sustento con el cuadro teorizado por Galster se construyó una proxy de accesibilidad a los trabajos. Esta no resultó significativa por ninguna variable de empleo y en ninguna especificación llevándonos a suponer que la estructura del mercado laboral de la CDMX y su infraestructura de transporte público mitigó el fenómeno de "spatial mismatch"(Kain, 1968). Este enlace con un marco teórico nos dio la oportunidad de comprender mejor las posibles causas y orígenes de las trampas de pobreza urbana.

Dentro del análisis espacial univariada de las variables se determinó lo siguiente:

Marginalidad.- dentro de su análisis, el patrón de distribución permitió observar que los niveles más altos de marginación están concentrados en las zonas Sur y Este de la CDMX y en las zonas Sur, Este y Norte del ZMVM.

Desempleo.- por lo que concierne a esta variable, no se halló ningún patrón sobre su distribución ni CDMX, ni en el ZMVM; por lo que se determinó realizar un análisis de las medidas de tendencia central donde nos percatamos que existe, en promedio, un nivel muy bajo de desempleo (4,8 % y 4,9 %, respectivamente), así como presentan una baja varianza respecto a las unidades geográficas analizadas ( $0,019\sigma$  para CDMX y  $0,024\sigma$  para la ZMVM).

Trabajo informal.- se encontró un patrón espacial similar al localizado en el índice de marginalidad, igualmente se realizó un análisis de las medidas de tendencias central, donde se observó que la informalidad presenta valores muy superiores a los del desempleo presentados anteriormente (33,8 % para CDMX y 39,6 % para la ZMVM). Cabe rescatar, que la varianza resultó entre unidades geográficas fue significativa ( $0,1\sigma$  para CDMX y  $0,13\sigma$  para la ZMVM).

Niveles de ingreso promedio. - respecto a esta variable se localizó un patrón similar a lo obtenido en el análisis de marginalidad, pero mucho más marcado para las distintas zonas. En particular resulta que la zona de la CDMX presenta niveles de ingreso sensiblemente más altos con respecto a la zona periférica.

Dentro del análisis bivariado hemos encontrado como hay alta correlación entre la marginalidad y la probabilidad de estar en el mercado laboral informal, así como entre la primera y el nivel de ingresos percibidos. Esta última correlación parece más Al contrario, no se encontró una correlación clara entre la marginalidad y la probabilidad de tener un empleo. Esto podía darse por los bajos niveles de desempleo presentes en la CDMX y su poca varianza entre unidades geográficas.

Por cuanto concierne la identificación econométrica por medio del modelo de variables instrumentales se constató como no hay efectos estadísticamente significativos de la marginalidad sobre la probabilidad de tener un empleo. Por otro lado, se encontró como vivir en un municipio marginado disminuye la probabilidad de tener un empleo formal entre el 18 % y el 19 %. Estimando el mismo efecto con una simple OLS condicionada se subestima el impacto que resulta ser solo del 9 %. Los resultados resultan consistentes con todos los diferentes instrumentos utilizados. Finalmente, con respecto al nivel de ingresos resulta que vivir en una zona con alta marginalidad determina una disminución en las entradas mensuales entre el 28 % y el 50 %. Esto corresponde a una disminución entre 1963\$ y 3505\$ con respecto al ingreso promedio en la ZMVM que es de 7011\$ En este caso los resultados arrojados por las diferentes especificaciones muestran una mayor varianza, pero siguen siendo concordes y las estimaciones sustancialmente mayores en magnitud con respecto al modelo de mínimos cuadrados simples que parece subestimar el efecto con una estimación del impacto de la marginalidad de solo 12,8 %.

El análisis de efectos heterogéneos por género mostró como las mujeres son las más afectadas para vivir en una zona marginada con respecto a los resultados laborales. En particular la disminución en la probabilidad de tener un trabajo formal es de 2 puntos porcentuales más en promedio para las mujeres y su disminución en los ingresos mensuales es entre 13,7 % y 26 %. Con respecto a la probabilidad de encontrar trabajo se encontró un aumento estadísticamente significativo solo para las mujeres que viven en zonas marginadas entre el 1,9 % y el 3,8 %. Se hicieron algunas hipótesis al respecto, pero se necesitarían ulteriores investigaciones para mejor entender este fenómeno.

Las estimaciones resultaron robustas al uso de diferentes instrumentos en el caso de las regresiones en dos etapas estimadas por GMM. Se encontró que una simple regresión por OLS con los controles usuales subestima el impacto de la marginalidad en los resultados laborales de los individuos. Finalmente los modelos sobre identificados resultaron no satisfacer o la prueba de relevancia o la de exclusión.

Por cuanto concierne el análisis de efectos heterogéneos por género, resultó que vivir en un barrio marginado afecta más las mujeres tanto en la probabilidad de tener un empleo formal como en sus ingresos mensuales.

Finalmente el uso de un distinto indicador sintético de marginalidad, en este estudio en particular se utilizó el índice de rezago social del Coneval, confirmó los resultados obtenidos así como el estudio con datos de 2020 constató los efectos de persistencias de la marginación urbana que se vuelve una trampa de pobreza para los residentes.

Las estimaciones resultaron robustas al utilizar una distinta estrategia de identificación. Los resultados arrojados por el Propensity Score Matching confirman en signo los resultados obtenidos con el modelo en dos etapas y variables instrumentales, aunque las magnitudes de los efectos resultan ligeramente menores. Esto podría darse por la especificación utilizada en la construcción del Propensity Score y por las características observable utilizadas.

Este estudio puede tener relevancia desde el punto de vista del diseño de políticas públicas en cuanto podría permitir la implementación de estrategias y programas sociales más eficaces con base en las evidencias encontradas. Además intenta contribuir por medio de estimaciones cuantitativas en el debate sobre los efectos de la marginalidad del lugar de residencia en los resultados laborales de los individuos.

Para estudios futuros, teniendo acceso a datos más granulares, a disposición en el laboratorio de micro-datos del INEGI, se podrían obtener estimaciones más precisas e incluir dependencias especiales tanto en las variables observables como en las dependientes. Sería además posible profundizar el tema de la accesibilidad a los trabajos por medio de los datos del Censo Económico del INEGI, así de mejorar la proxy utilizada.



Una ulterior línea de investigación futura podría ser desenredar cada uno de los canales identificados a través de los cuales la marginalidad afecta las oportunidades de los individuos. Esto consistiría en descomponer el índice de marginalidad sintético en sus diferentes componentes tomando como referencia el marco teórico utilizado de Galster (2002) así de mejor entender cuál son las dimensiones del índice que tienen un mayor impacto en los resultados laborales de los individuos. Finalmente se podrían analizar, desde un punto de vista histórico, los acontecimientos que determinaron la conformación urbana de la zona metropolitana del valle de México y la determinación de patrones espaciales de la marginación en ella.

# Capítulo 7

## Apéndice

### 7.1. Anexo A

#### Sesgo del estimador IV

A pesar de la implementación del método de variables instrumentales los coeficientes estimados podrían resultar sesgados siendo que son dados por:

$$\beta_{VI} = (Z'X)^{-1}Z'y$$

Y por lo tanto el estimador de variables instrumentales será igual a:

$$\beta_{VI} = \frac{cov(z, y)}{cov(x, z)}$$

Y su correspondiente muestral será dado por:

$$\hat{\beta}_{IV} = \frac{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})(x_i - \bar{x})}$$

A pesar de eso, siendo que tenemos muchas observaciones en nuestro estudio, el  $\beta_{IV}$  tiende a disminuir su sesgo. Tendremos por lo tanto que:

$$\beta_1 : plim(\hat{\beta}_1) = \beta_1$$

## 7.2. Anexo B

### Supuestos PSM

El primer supuesto para una correcta identificación por medio del Propensity Score Matching es el de inconfundibilidad, ósea:

$$Y(0), Y(1) \perp D|X$$

Dado un conjunto de variables observables  $X$ , los resultados potenciales deben ser ortogonales al tratamiento. Esto significa que controlando por  $X$  las diferencias entre  $Y(0)$  y  $Y(1)$  es dada únicamente por el tratamiento. Será por lo tanto fundamental incluir entre las variables  $X$  todas las que pueden determinar el tratamiento y los resultados potenciales.

El segundo supuesto es el de traslape:

$$0 < P(D = 1|X) < 1$$

Este supuesto tiene dos importantes implicaciones: las características individuales no predicen exactamente el tratamiento  $P(D = 1|X) \neq 1$  y que todas las personas con las mismas características  $X$  tienen una probabilidad positiva tanto de ser tratados como de no serlo.

Estos dos supuestos toman el nombre de ignorabilidad fuerte, Heckman demuestra que para tener una identificación causal del TOT (treatment on the treated) es suficiente:

$$\text{Inconfundibilidad en los controles: } Y(0) \perp D|X$$

$$\text{Traslape débil: } P(D = 1|X) < 1$$

### 7.3. Tablas

Cuadro 7.1: Mecanismos de Efecto Barrio

Inicio de la tabla		
Categoría NE	Efecto vecindad	Mecanismo teórico
Interacciones Sociales	Contagio Social	Modificación de comportamiento, aspiraciones y actitudes a partir de la influencia de los pares que viven en la vecindad. Puede tener una dinámica epidémica
	Socialización colectiva	Se da cuando los individuos tienden a conformarse con las normas sociales locales gracias a la influencia de modelos a seguir y presiones sociales. Estas dinámicas se caracterizan para un valor umbral o una masa crítica a partir de las cuales empiezan a tener consecuencias notables en el comportamiento de los residentes.
	Redes Sociales	Compuestas por lazos fuertes o débiles, que se instauran en la vecindad vehiculan informaciones y recursos de diferente tipo afectando posibilidades de los individuos como en el caso, por ejemplo, de la información relativa a vacantes de trabajos.
	Deprivación Relativa	Se da cuando unos residentes de la vecindad alcanzan un nivel de bienestar y éxito socioeconómico que provoca molestia y desánimo en los vecinos con menores recursos. Puede generar sentimientos de envidia o insatisfacción que pueden llegar a afectar la salud mental de ellos.

Continuacion de la tabla 7.1		
Categoría NE	Efecto vecindad	Mecanismo teórico
	Competencia	Surge bajo algunas condiciones donde los recursos locales pueden ser limitados y no ser bienes públicos puros. En este caso se instauran rivalidades entre grupos internos de la vecindad para el acaparamiento de los mismos en un juego a suma cero.
	Cohesión y Control Social	Representan el grado de desorden social del barrio y su opuesto, la eficacia colectiva puede influenciar una variedad de comportamiento y reacción psicológicas de los residentes.
	Mediación parental	Se consideran todos los mecanismos ya desarrollado y que, en lugar de afectar directamente los residentes, lo hacen también a través de los padres en caso de los habitantes más jóvenes de la vecindad siendo que se repercuten en el ambiente familiar.
Ambientales	Exposición a violencia	Los episodios de violencia afectan los individuos de la vecindad siendo que la incertidumbre y la sensación de peligro que generan los episodios de violencia pueden dañar la salud física y mental de los residentes. Además del caso extremo en que son víctimas estos daños se vuelven más pronunciados y las secuelas más duraderas.

Continuacion de la tabla 7.1		
Categoría NE	Efecto vecindad	Mecanismo teórico
	Entorno Físico	Determinados por un entorno decadente por lo que concierne los edificios y las demás infraestructuras públicas, pueden tener efectos psicológicos en los residentes como, por ejemplo, una sensación de impotencia. Bell bell96 investigó como la exposición al ruido puede afectar la capacidad decisional de las personas creando una “sobrecarga ambiental”. Finalmente, la exposición a agente tóxicos y a elevada concentración de elementos contaminantes, que pueden encontrarse en el aire o en el suelo de la vecindad estudiada, dañan directamente los habitantes impidiéndoles tener una vida saludable.
	Exposición a agentes tóxicos	La exposición a agente tóxicos y a elevada concentración de elementos contaminantes, que pueden encontrarse en el aire o en el suelo de la vecindad estudiada, dañan directamente los habitantes impidiéndoles tener una vida saludable.
Geográficas	Spatial Mismatch	Tiene lugar cuando algunas vecindad a causa de falta de infraestructura de transporte publico u otras condiciones geográfico-urbanas no tienen acceso a oportunidades de trabajos apropiadas por las habilidades de sus habitantes.

Continuacion de la tabla 7.1		
Categoría NE	Efecto vecindad	Mecanismo teórico
	Servicios Públicos	Se da en vecindades que se ubican en contextos políticos locales caracterizados por elevados grados de corrupción, incompetencia u otras circunstancias negativas que determinan una oferta local de bienes e infraestructuras públicas de menor calidad con respecto a otras zonas.
Institucionales	Estigmatización	Se da cuando las personas que viven en una determinada vecindad vienen estigmatizadas con base a estereotipos por parte de las instituciones o personas relevantes del sector privado como potenciales empleadores, limitando sus oportunidades laborales o afectando su autoestima.
	Disponibilidad de Recursos Institucionales Locales	Oferta de escuelas privadas de altas calidad, actividades de ONG, instituciones y organizaciones públicas como clínicas médicas o institutos de caridad, la cuya falta puede afectar de manera negativa las oportunidades de desarrollo personales de los residentes.
	Actores de Mercado Locales	La ubicación de agentes privados del mercado, como restaurantes de comida rápidas o mercados de productos frescos, que pueden ser distribuidos de manera heterogénea en la ciudad determinando diferencias en accesibilidad de los diferentes barrios.

Fuente:Elaboración propia a partir de Small y Feldman (2012)

Fin de la tabla

Cuadro 7.2: Probabilidad Empleo Intensivo Sobreidentificado

	(1) OLS	(2) IV Arb-DPt	(3) IV < 12 Doc/Est	(4) IV Todos
Marginalidad Dummie	-0.097*** (0.019)	-0.180*** (0.062)	-0.192*** (0.054)	-0.190*** (0.053)
Sexo	-0.080*** (0.004)	-0.080*** (0.004)	-0.080*** (0.004)	-0.080*** (0.004)
Edad	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)
Edad <sup>2</sup>	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
Accesibilidad al empleo	-0.141 (0.102)	-0.160 (0.110)	-0.164 (0.112)	-0.169 (0.108)
primaria Trunca	0.000 (.)			
Primaria	0.069*** (0.014)	0.066*** (0.013)	0.065*** (0.013)	0.066*** (0.013)
Secundaria	0.164*** (0.016)	0.158*** (0.014)	0.157*** (0.014)	0.158*** (0.014)
Preparatoria	0.258*** (0.016)	0.248*** (0.014)	0.247*** (0.014)	0.248*** (0.014)
Licenciatura	0.312*** (0.015)	0.302*** (0.013)	0.300*** (0.014)	0.301*** (0.013)
Jefa/e del Hogar	0.026*** (0.003)	0.028*** (0.003)	0.028*** (0.003)	0.028*** (0.003)
Casada/o	0.082*** (0.004)	0.083*** (0.004)	0.083*** (0.004)	0.084*** (0.004)
Observations	8439085	8439085	8439085	8439085
Adjusted $R^2$	0.068	0.059	0.058	0.058
AIC	1.12e+07	1.12e+07	1.12e+07	1.12e+07
Log Like	-5.60e+06	-5.61e+06	-5.61e+06	-5.61e+06
F		4.179	6.205	3.813
Hansen J statistic		0.005	0.000	0.093
p-value of Hansen J statistic		0.944	0.989	0.993
Anderson or Kleibergen-Paap		7.235	7.471	8.726
Anderson-Rubin F-test of significance of endogenous regressors		3.392	5.869	2.905
p-value of Anderson-Rubin F-test		0.039	0.004	0.028

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación



Cuadro 7.3: Probabilidad Trabajo Formal Intensivo Sobreidentificado

	(1) OLS	(2) IV Arb-DPt	(3) IV < 12 Doc/Est	(4) IV Todos
Marginalidad Dummie	-0.097*** (0.019)	-0.180*** (0.062)	-0.192*** (0.054)	-0.190*** (0.053)
Sexo	-0.080*** (0.004)	-0.080*** (0.004)	-0.080*** (0.004)	-0.080*** (0.004)
Edad	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)
Edad <sup>2</sup>	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
Accesibilidad al empleo	-0.141 (0.102)	-0.160 (0.110)	-0.164 (0.112)	-0.169 (0.108)
primaria Trunca	0.000 (.)			
Primaria	0.069*** (0.014)	0.066*** (0.013)	0.065*** (0.013)	0.066*** (0.013)
Secundaria	0.164*** (0.016)	0.158*** (0.014)	0.157*** (0.014)	0.158*** (0.014)
Preparatoria	0.258*** (0.016)	0.248*** (0.014)	0.247*** (0.014)	0.248*** (0.014)
Licenciatura	0.312*** (0.015)	0.302*** (0.013)	0.300*** (0.014)	0.301*** (0.013)
Jefa/e del Hogar	0.026*** (0.003)	0.028*** (0.003)	0.028*** (0.003)	0.028*** (0.003)
Casada/o	0.082*** (0.004)	0.083*** (0.004)	0.083*** (0.004)	0.084*** (0.004)
Observations	8439085	8439085	8439085	8439085
Adjusted $R^2$	0.068	0.059	0.058	0.058
AIC	1.12e+07	1.12e+07	1.12e+07	1.12e+07
Log Like	-5.60e+06	-5.61e+06	-5.61e+06	-5.61e+06
F		4.179	6.205	3.813
Hansen J statistic		0.005	0.000	0.093
p-value of Hansen J statistic		0.944	0.989	0.993
Anderson or Kleibergen-Paap		7.235	7.471	8.726
Anderson-Rubin F-test of significance of endogenous regressors		3.392	5.869	2.905
p-value of Anderson-Rubin F-test		0.039	0.004	0.028

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$ 

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Cuadro 7.4: Logaritmo ingresos Intensivo Sobreidentificado

	(1) OLS	(2) IV Arb-DPt	(3) IV < 12 Doc/Est	(4) IV Todos
Marginalidad Dummie	-0.128*** (0.025)	-0.313** (0.135)	-0.297** (0.132)	-0.196** (0.087)
Sexo	0.249*** (0.011)	0.260*** (0.009)	0.252*** (0.011)	0.258*** (0.009)
Edad	0.040*** (0.002)	0.039*** (0.002)	0.039*** (0.002)	0.040*** (0.002)
Edad <sup>2</sup>	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)
Accesibilidad al empleo	-0.176 (0.222)	-0.024 (0.226)	-0.213 (0.252)	0.008 (0.184)
primaria Trunca	0.000 (.)			
Primaria	0.133*** (0.014)	0.125*** (0.015)	0.131*** (0.014)	0.132*** (0.013)
Secundaria	0.279*** (0.013)	0.261*** (0.017)	0.269*** (0.015)	0.270*** (0.014)
Preparatoria	0.570*** (0.016)	0.533*** (0.019)	0.551*** (0.015)	0.545*** (0.013)
Licenciatura	1.207*** (0.037)	1.137*** (0.026)	1.170*** (0.028)	1.147*** (0.025)
Jefa/e del Hogar	0.158*** (0.012)	0.149*** (0.010)	0.158*** (0.012)	0.149*** (0.010)
Casada/o	0.075*** (0.007)	0.080*** (0.006)	0.078*** (0.006)	0.080*** (0.006)
Observations	7086659	7086659	7086659	7086659
Adjusted $R^2$	0.292	0.274	0.275	0.277
AIC	1.50e+07	1.51e+07	1.50e+07	1.50e+07
Log Like	-7.50e+06	-7.53e+06	-7.52e+06	-7.51e+06
F		4.113	6.229	3.811
Hansen J statistic		3.579	1.120	5.946
p-value of Hansen J statistic		0.059	0.290	0.114
Anderson or Kleibergen-Paap		7.235	7.358	8.495
Anderson-Rubin F-test of significance of endogenous regressors		9.512	4.637	5.435
p-value of Anderson-Rubin F-test		0.000	0.013	0.001

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$ 

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Cuadro 7.5: OLS Extensivo sin controles

	(1)	(2)	(3)
	PE	TF	loging
Índice Marginalidad	-0.00287 (0.00492)	-0.220*** (0.0280)	-0.632*** (0.0719)
Constant	0.946*** (0.00836)	0.241*** (0.0482)	7.406*** (0.116)
Observations	8439085	8439085	7086659

Standard errors in parentheses

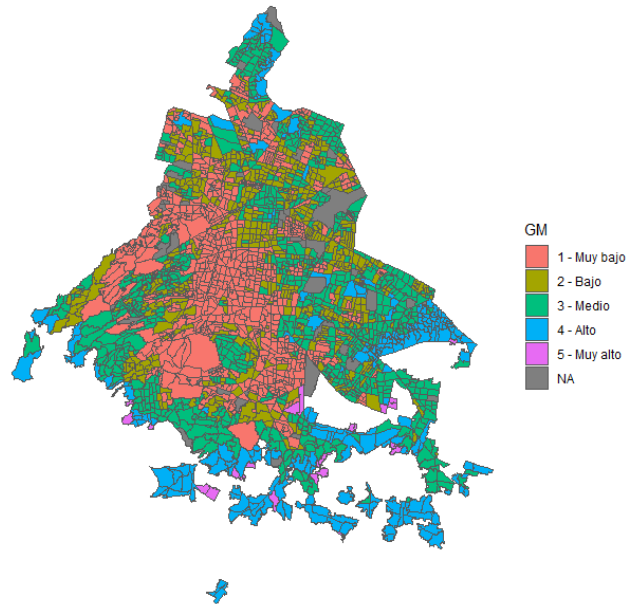
\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

## 7.4. Figuras

Figura 7.1: Marginalidad categórica por AGEB CDMX

Marginalidad por AGEB categoria CDMX



Fuente:Elaboración propia con datos INEGI y CONAPO

Cuadro 7.6: Probabilidad Empleo Extensivo IV Arb-Dpto

	(1)	(2)	(3)	(4)
	OLS	IV Arboles	IV Departamentos	IV Arb-Dpto
Índice Marginalidad	0.004 (0.005)	0.009 (0.007)	-0.016** (0.008)	0.011 (0.007)
Sexo	-0.038*** (0.002)	-0.038*** (0.002)	-0.038*** (0.002)	-0.040*** (0.002)
Edad	0.005*** (0.000)	0.005*** (0.000)	0.005*** (0.000)	0.005*** (0.000)
Edad <sup>2</sup>	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)
Accesibilidad al empleo	0.021 (0.016)	0.018 (0.017)	0.033* (0.018)	0.029* (0.015)
Primaria trunca	0.000 (.)			
Primaria	0.001 (0.003)	0.001 (0.003)	0.000 (0.003)	0.002 (0.003)
Secundaria	0.005** (0.003)	0.005** (0.003)	0.004 (0.003)	0.006** (0.003)
Preparatoria	0.006** (0.003)	0.006** (0.003)	0.004 (0.003)	0.007*** (0.003)
Licenciatura	0.009*** (0.003)	0.010*** (0.003)	0.006* (0.003)	0.011*** (0.003)
Jefa/e del Hogar	0.024*** (0.001)	0.024*** (0.001)	0.024*** (0.001)	0.024*** (0.001)
Casada/o	0.038*** (0.002)	0.038*** (0.002)	0.039*** (0.002)	0.038*** (0.002)
Observations	8439085	8439085	8439085	8439085
Adjusted $R^2$	0.024	0.024	0.023	0.024
AIC	-2.15e+06	-2.15e+06	-2.15e+06	-2.15e+06
Log Like	1.07e+06	1.07e+06	1.07e+06	1.07e+06
F		57.456	32.694	42.456
Hansen J statistic		0.000	0.000	4.714
p-value of Hansen J statistic				0.030
Anderson or Kleibergen-Paap		22.778	6.141	23.094
Anderson-Rubin F-test of significance of endogenous regressors		1.673	3.917	5.056
p-value of Anderson-Rubin F-test		0.200	0.052	0.009

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad <sup>2</sup>, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una dummie para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado  
\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Cuadro 7.7: Probabilidad Empleo Extensivo Sociodem-Esc

	(1)	(2)	(3)	(4)
	OLS	IV Arb-DPt	IV < 12 Doc/Est	IV Todos
Marginalidad Dummie	0.000 (0.004)	0.020 (0.013)	0.016 (0.010)	0.021** (0.010)
Sexo	-0.038*** (0.002)	-0.040*** (0.002)	-0.038*** (0.002)	-0.038*** (0.002)
Edad	0.005*** (0.000)	0.005*** (0.000)	0.005*** (0.000)	0.005*** (0.000)
Edad <sup>2</sup>	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)
Accesibilidad al empleo	0.024 (0.018)	0.038* (0.021)	0.042** (0.018)	0.040** (0.018)
primaria Trunca	0.000 (.)			
Primaria	0.001 (0.003)	0.002 (0.003)	0.004 (0.003)	0.004 (0.003)
Secundaria	0.005** (0.002)	0.007** (0.003)	0.008*** (0.002)	0.008*** (0.002)
Preparatoria	0.005** (0.002)	0.008*** (0.003)	0.009*** (0.003)	0.009*** (0.003)
Licenciatura	0.009*** (0.003)	0.011*** (0.004)	0.012*** (0.003)	0.012*** (0.003)
Jefa/e del Hogar	0.024*** (0.001)	0.024*** (0.001)	0.023*** (0.001)	0.023*** (0.001)
Casada/o	0.038*** (0.002)	0.039*** (0.002)	0.038*** (0.002)	0.038*** (0.002)
Observations	8439085	8439085	8439085	8439085
Adjusted $R^2$	0.024	0.023	0.023	0.023
AIC	-2.15e+06	-2.14e+06	-2.15e+06	-2.14e+06
Log Like	1.07e+06	1.07e+06	1.07e+06	1.07e+06
F		4.179	6.205	3.813
Hansen J statistic		2.278	6.206	7.682
p-value of Hansen J statistic		0.131	0.013	0.053
Anderson or Kleibergen-Paap		7.235	7.471	8.726
Anderson-Rubin F-test of significance of endogenous regressors		5.056	5.485	5.659
p-value of Anderson-Rubin F-test		0.009	0.006	0.001

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$ 

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Cuadro 7.8: Probabilidad Trabajo Formal Extensivo IV Arb-Dpto

	(1) OLS	(2) IV Arboles	(3) IV Departamentos	(4) IV Arb-Dpto
Índice Marginalidad	-0.124*** (0.030)	-0.115*** (0.038)	-0.033 (0.053)	-0.107*** (0.038)
Sexo	-0.079*** (0.004)	-0.080*** (0.004)	-0.080*** (0.004)	-0.079*** (0.004)
Edad	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)
Edad <sup>2</sup>	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
Accesibilidad al empleo	-0.044 (0.105)	-0.050 (0.107)	-0.098 (0.114)	-0.091 (0.103)
Primaria trunca	0.000 (.)			
Primaria	0.069*** (0.014)	0.069*** (0.014)	0.072*** (0.014)	0.068*** (0.014)
Secundaria	0.163*** (0.015)	0.164*** (0.015)	0.169*** (0.016)	0.165*** (0.015)
Preparatoria	0.254*** (0.015)	0.255*** (0.016)	0.264*** (0.017)	0.260*** (0.016)
Licenciatura	0.304*** (0.015)	0.306*** (0.015)	0.319*** (0.017)	0.310*** (0.015)
Jefa/e del Hogar	0.026*** (0.003)	0.025*** (0.003)	0.025*** (0.003)	0.025*** (0.003)
Casada/o	0.084*** (0.004)	0.084*** (0.004)	0.082*** (0.004)	0.083*** (0.004)
Observations	8439085	8439085	8439085	8439085
Adjusted $R^2$	0.068	0.062	0.060	0.062
AIC	1.12e+07	1.12e+07	1.12e+07	1.12e+07
Log Like	-5.60e+06	-5.60e+06	-5.61e+06	-5.60e+06
F		57.456	32.694	42.456
Hansen J statistic		0.000	0.000	1.674
p-value of Hansen J statistic				0.196
Anderson or Kleibergen-Paap		22.778	6.141	23.094
Anderson-Rubin F-test of significance of endogenous regressors		6.666	0.360	3.392
p-value of Anderson-Rubin F-test		0.012	0.550	0.039

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad <sup>2</sup>, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una dummie para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado  
\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Cuadro 7.9: Probabilidad Trabajo Formal Extensivo Sociodem-Esc

	(1)	(2)	(3)	(4)
	OLS	IV < 12	IV Doc/Est primaria	IV Todos
Índice Marginalidad	-0.122*** (0.029)	-0.157*** (0.039)	-0.163*** (0.040)	-0.160*** (0.036)
Sexo	-0.079*** (0.004)	-0.079*** (0.004)	-0.079*** (0.004)	-0.079*** (0.004)
Edad	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)
Edad <sup>2</sup>	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
Accesibilidad al empleo	-0.045 (0.104)	-0.024 (0.107)	-0.021 (0.109)	-0.025 (0.107)
Primaria trunca	0.000 (.)			
Primaria	0.068*** (0.014)	0.067*** (0.014)	0.067*** (0.014)	0.067*** (0.014)
Secundaria	0.163*** (0.015)	0.160*** (0.015)	0.160*** (0.015)	0.160*** (0.015)
Preparatoria	0.254*** (0.015)	0.250*** (0.016)	0.250*** (0.015)	0.250*** (0.015)
Licenciatura	0.304*** (0.014)	0.298*** (0.016)	0.297*** (0.015)	0.297*** (0.015)
Jefa/e del Hogar	0.026*** (0.003)	0.026*** (0.003)	0.026*** (0.003)	0.026*** (0.003)
Casado	0.084*** (0.004)	0.085*** (0.004)	0.085*** (0.004)	0.085*** (0.004)
Observations	8456768	8456768	8456768	8456768
Adjusted $R^2$	0.068	0.061	0.061	0.061
AIC	1.12e+07	1.12e+07	1.12e+07	1.12e+07
Log Like	-5.61e+06	-5.61e+06	-5.61e+06	-5.61e+06
F		39.530	34.918	20.626
Hansen J statistic		0.000	0.000	0.039
p-value of Hansen J statistic				0.843
Anderson or Kleibergen-Paap		18.884	15.483	18.941
Anderson-Rubin F-test of significance of endogenous regressors		11.122	10.862	5.899
p-value of Anderson-Rubin F-test		0.001	0.002	0.004

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad <sup>2</sup>, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una dummie para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado  
\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

Cuadro 7.10: Probabilidad Log Ingresos Extensivo IV Arb-Dpto

	(1)	(2)	(3)	(4)
	OLS	IV Arboles	IV Departamentos	IV Arb-Dpto
Índice Marginalidad	-0.324*** (0.043)	-0.319*** (0.063)	-0.530*** (0.087)	-0.314*** (0.062)
Sexo	0.252*** (0.010)	0.251*** (0.010)	0.253*** (0.010)	0.259*** (0.010)
Edad	0.040*** (0.002)	0.040*** (0.002)	0.039*** (0.002)	0.040*** (0.002)
Edad <sup>2</sup>	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)
Accesibilidad al empleo	0.049 (0.149)	0.046 (0.147)	0.173 (0.188)	0.141 (0.142)
Primaria trunca	0.000 (.)			
Primaria	0.128*** (0.015)	0.128*** (0.015)	0.121*** (0.016)	0.130*** (0.015)
Secundaria	0.268*** (0.014)	0.268*** (0.014)	0.256*** (0.017)	0.268*** (0.015)
Preparatoria	0.549*** (0.015)	0.550*** (0.015)	0.528*** (0.022)	0.547*** (0.016)
Licenciatura	1.172*** (0.029)	1.173*** (0.028)	1.140*** (0.033)	1.159*** (0.028)
Jefa/e del Hogar	0.158*** (0.011)	0.158*** (0.011)	0.159*** (0.010)	0.152*** (0.010)
Casada/o	0.081*** (0.006)	0.081*** (0.005)	0.086*** (0.006)	0.079*** (0.005)
Observations	7086659	7086659	7086659	7086659
Adjusted $R^2$	0.298	0.285	0.282	0.285
AIC	1.49e+07	1.49e+07	1.50e+07	1.49e+07
Log Like	-7.47e+06	-7.47e+06	-7.49e+06	-7.47e+06
F		55.430	33.914	42.540
Hansen J statistic		0.000	0.000	3.956
p-value of Hansen J statistic				0.047
Anderson or Kleibergen-Paap		22.468	6.162	22.762
Anderson-Rubin F-test of significance of endogenous regressors		11.959	12.500	9.512
p-value of Anderson-Rubin F-test		0.001	0.001	0.000

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad <sup>2</sup>, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una dummie para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$ 

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación



Cuadro 7.11: Log Ingresos Extensivo Sociodem-Esc

	(1)	(2)	(3)	(4)
	OLS	IV < 12	IV Doc/Est primaria	IV Todos
Índice Marginalidad	-0.319*** (0.042)	-0.227*** (0.063)	-0.320*** (0.073)	-0.246*** (0.060)
Sexo	0.252*** (0.010)	0.251*** (0.011)	0.252*** (0.010)	0.256*** (0.010)
Edad	0.040*** (0.002)	0.040*** (0.002)	0.040*** (0.002)	0.039*** (0.002)
Edad <sup>2</sup>	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)
Accesibilidad al empleo	0.041 (0.148)	-0.013 (0.147)	0.042 (0.147)	-0.005 (0.144)
Primaria trunca	0.000 (.)			
Primaria	0.128*** (0.014)	0.131*** (0.014)	0.128*** (0.014)	0.135*** (0.014)
Secundaria	0.268*** (0.014)	0.274*** (0.013)	0.268*** (0.014)	0.275*** (0.013)
Preparatoria	0.549*** (0.015)	0.559*** (0.014)	0.549*** (0.015)	0.556*** (0.014)
Licenciatura	1.173*** (0.029)	1.187*** (0.031)	1.172*** (0.027)	1.162*** (0.027)
Jefa/e del Hogar	0.157*** (0.011)	0.157*** (0.011)	0.157*** (0.011)	0.154*** (0.011)
Casado	0.081*** (0.006)	0.079*** (0.005)	0.081*** (0.005)	0.080*** (0.005)
Observations	7101970	7101970	7101970	7101970
Adjusted $R^2$	0.298	0.284	0.285	0.284
AIC	1.50e+07	1.50e+07	1.50e+07	1.50e+07
Log Like	-7.49e+06	-7.49e+06	-7.49e+06	-7.49e+06
F		38.266	34.680	19.834
Hansen J statistic		0.000	0.000	2.782
p-value of Hansen J statistic				0.095
Anderson or Kleibergen-Paap		18.602	15.604	18.672
Anderson-Rubin F-test of significance of endogenous regressors		7.239	9.146	4.699
p-value of Anderson-Rubin F-test		0.009	0.003	0.012

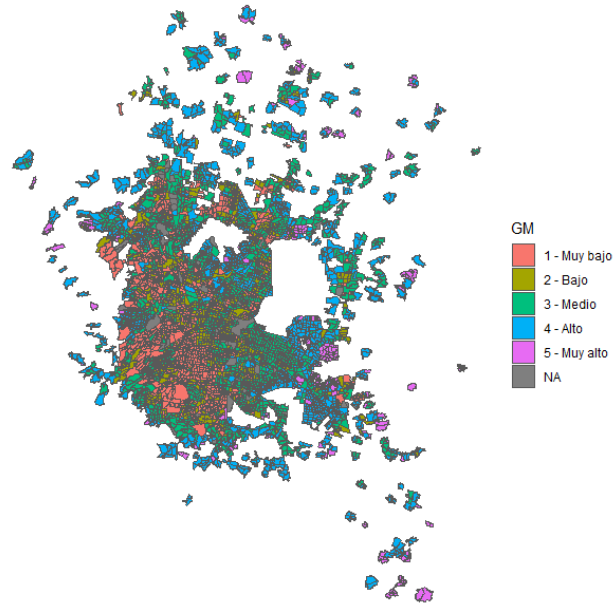
Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad<sup>2</sup>, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una dummie para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado  
\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación

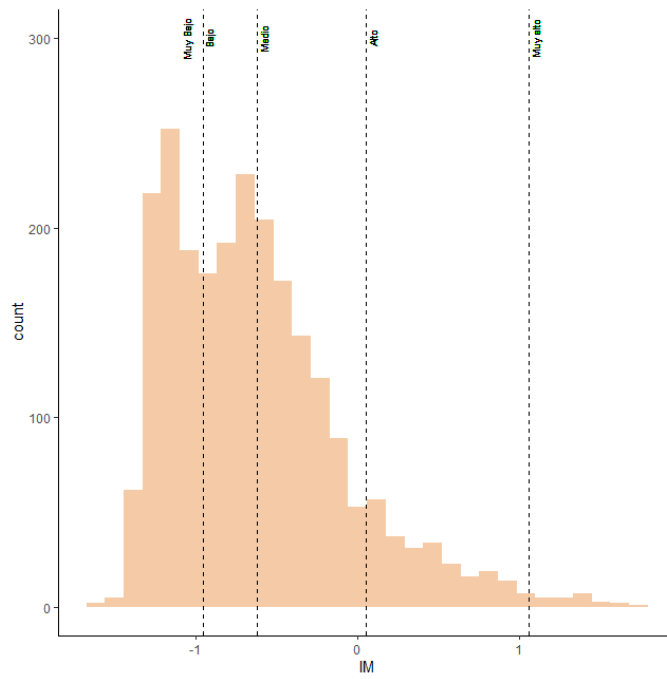
Figura 7.2: Marginalidad categórica por AGEB ZMVM

Marginalidad por AGEB categoría ZMVM



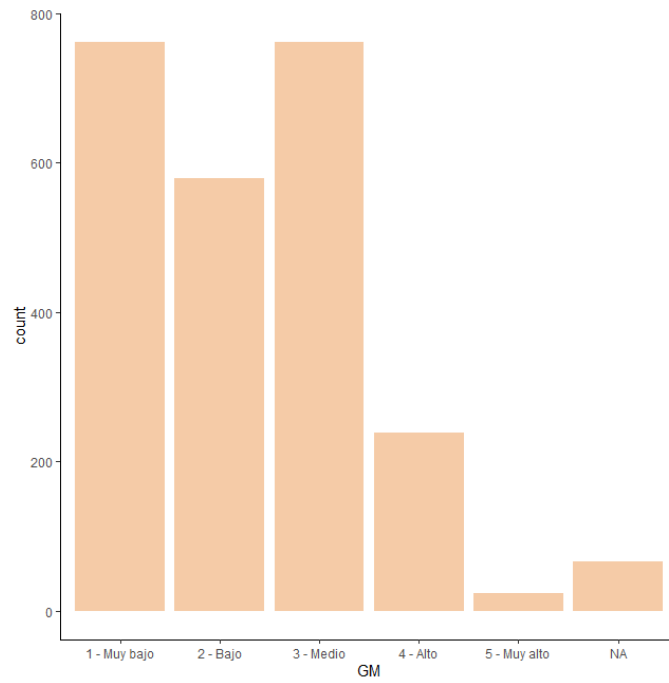
*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI y CONAPO*

Figura 7.3: Distribución frecuencias marginalidad por AGEB CDMX



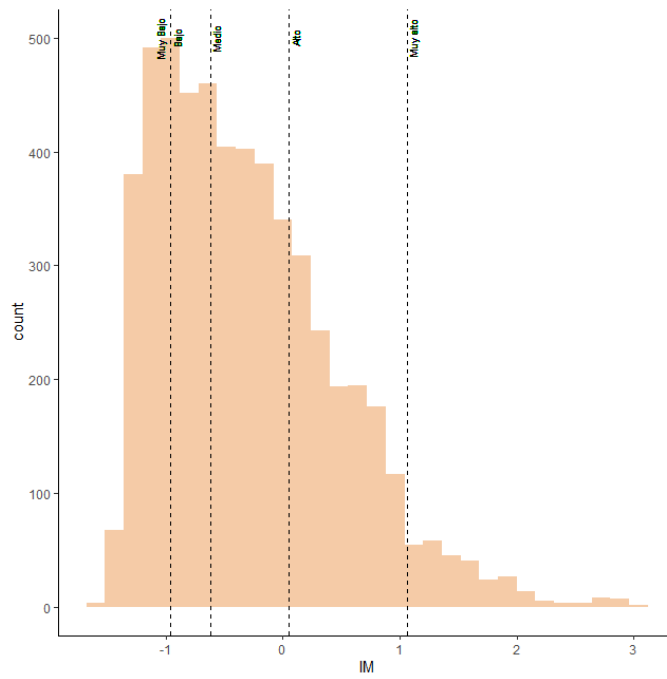
*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI y CONAPO*

Figura 7.4: Distribución frecuencias marginalidad categórica por AGEB CDMX



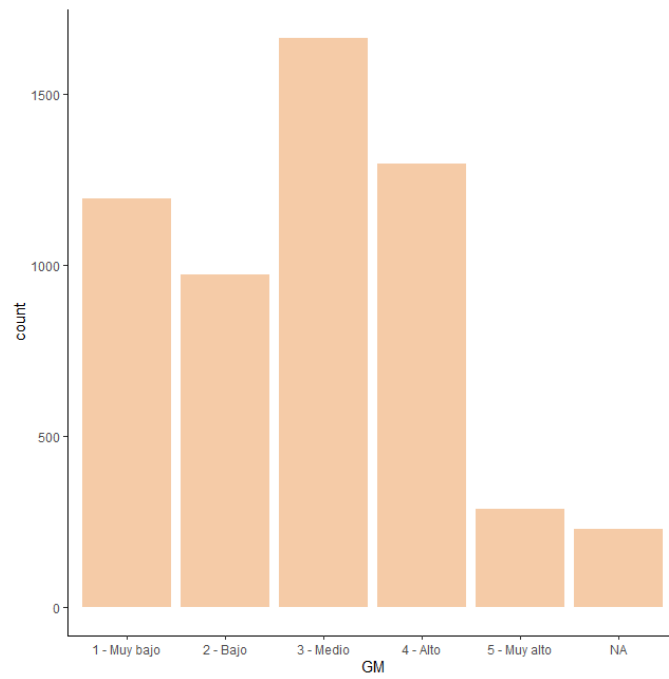
*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI y CONAPO*

Figura 7.5: Distribución frecuencias marginalidad por AGEB ZMVM



Fuente:Elaboración propia con datos INEGI y CONAPO

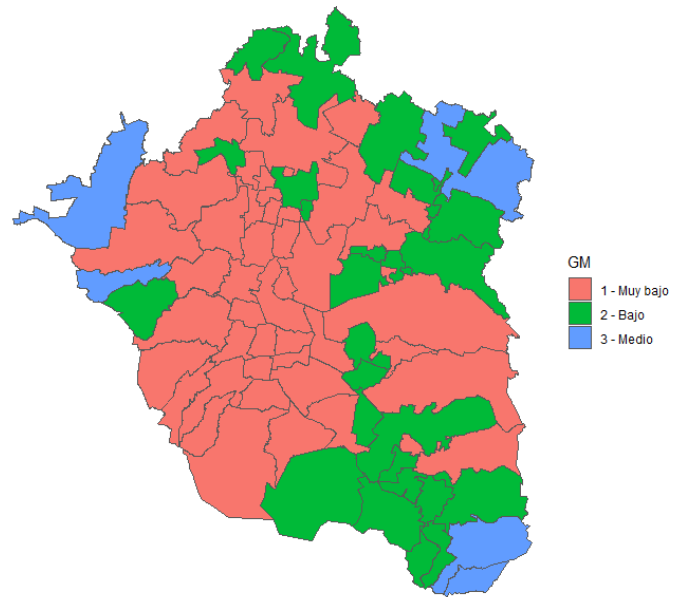
Figura 7.6: Distribución frecuencias marginalidad categórica por AGEB ZMVM



*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI y CONAPO*

Figura 7.7: Marginalidad categórica por municipio ZMVM

Marginalidad por Municipio categórica CDMX



*Fuente:Elaboración propia con datos INEGI y CONAPO*

Cuadro 7.12: Análisis robustez Índice CONEVAL

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	OLS	IV Arboles	IV Departamentos	IV < 12	IV Doc/Est primaria
Marginalidad CONAPO					
Empleo	0.000 (0.004)	0.014 (0.012)	-0.096 (0.086)	0.016 (0.011)	0.006 (0.010)
Marginalidad CONEVAL					
Empleo	0.001 (0.004)	0.013 (0.011)	-0.091 (0.082)	0.015 (0.010)	0.006 (0.010)
Marginalidad CONAPO					
Trabajo Formal	-0.097*** (0.019)	-0.180*** (0.063)	-0.201 (0.310)	-0.192*** (0.058)	-0.192*** (0.057)
Marginalidad CONEVAL					
Trabajo Formal	-0.098*** (0.018)	-0.163*** (0.054)	-0.192 (0.293)	-0.186*** (0.056)	-0.194*** (0.059)
Marginalidad CONAPO					
Log Ingresos	-0.128*** (0.025)	-0.500** (0.205)	-3.145 (1.926)	-0.275** (0.122)	-0.373** (0.161)
Marginalidad CONEVAL					
Log Ingresos	-0.124*** (0.025)	-0.452** (0.178)	-3.008* (1.824)	-0.268** (0.117)	-0.377** (0.165)
Observations	8439085	8439085	8439085	8439085	8439085
F CONAPO		7.988	2.237	11.262	11.167
F CONEVAL		9.492	2.321	12.032	11.125

Standard errors in parentheses

Los controles utilizados fueron: edad, edad al cuadrado, sexo, una proxies para el empleo local, la escolaridad de forma categorica, una indicadora para los jefe de hogar y para las personas con pareja además de efectos fijos para controlar políticas laborales a nivel estado

\*  $p < 0,10$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*\*\*  $p < 0,01$

Fuente:Elaboración propia a partir de la investigación



# Referencias

- Angrist, J. D. (2004). Treatment effect heterogeneity in theory and practice. *The Economic Journal*, 114(494), C52–C83. <http://www.jstor.org/stable/3590307>
- Arizpe, L. (1977). Women in the informal labor sector: The case of Mexico City. *Signs: Journal of Women in Culture and Society*, 3(1), 25-37. <https://doi.org/10.1086/493437> doi: 10.1086/493437
- Atkinson, R., y Kintrea, K. (2001). Disentangling area effects: Evidence from deprived and non-deprived neighbourhoods. *Urban Studies*, 38(12), 2277-2298. <https://doi.org/10.1080/00420980120087162> doi: 10.1080/00420980120087162
- Brooks-Gunn, J., y Duncan, G. J. (1997). The effects of poverty on children. *The Future of Children*, 7(2), 55–71. <http://www.jstor.org/stable/1602387>
- Caliendo, M., y Kopeinig, S. (2008). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of economic surveys*, 22(1), 31–72.
- Campesi, G. (2010). Policing, urban poverty and insecurity in Latin America: The case of Mexico City and Buenos Aires. *Theoretical Criminology*, 14(4), 447-471. <https://doi.org/10.1177/1362480610366392> doi: 10.1177/1362480610366392
- Chetty, R., y Hendren, N. (2018a, 08). The impacts of neighborhoods on intergenerational mobility i: Childhood exposure effects\*. *Quarterly Journal of Economics*, 133, 1107-1162. doi:

10.1093/QJE/QJY007

Chetty, R., y Hendren, N. (2018b). The Impacts of Neighborhoods on Intergenerational Mobility II: County-Level Estimates. *The Quarterly Journal of Economics*, 133(3), 1163-1228.

Clampet-Lundquist, S., y Massey, D. (2008, 07). Neighborhood effects on economic self-sufficiency: A reconsideration of the moving to opportunity experiment. *American Journal of Sociology*, 114, 107-143. doi: 10.1086/588740

Cook, P., y Goss, K. (1996, 01). *A selective review of the social-contagion literature* (Inf. Téc.).

Cunningham, S. (2021). *Causal inference: The mixtape*. Yale University Press. doi: 10.2307/j.ctv1c29t27

Davidson, R., y MacKinnon, J. G. (1993). *Estimation and Inference in Econometrics* (Inf. Téc. n.º 9780195060119). <https://ideas.repec.org/b/oxp/obooks/9780195060119.html>

Dehejia, R. H., y Wahba, S. (1999). Causal effects in nonexperimental studies: Reevaluating the evaluation of training programs. *Journal of the American statistical Association*, 94(448), 1053–1062.

DeLuca, S., Duncan, G., Keels, M., y Mendenhall, R. (2012, 1 de diciembre). The notable and the null: Using mixed methods to understand the diverse impacts of residential mobility programs. En *Neighbourhood effects research* (Vol. 9789400723092, pp. 195–223). Springer Netherlands. doi: 10.1007/978-94-007-2309-2-9

Dietz, R. (2002, 12). The estimation of neighborhood effects in the social sciences: An interdisciplinary approach. *Social Science Research*, 31, 539-575. doi: 10.1016/S0049-089X(02)00005-4

Durlauf, S. (2004). “neighborhood effects”. En J. V. Henderson y J. F. Thisse (Eds.), *Handbook of regional and urban economics* (Vol. 4, p. 2173-2242). Elsevier.

<https://EconPapers.repec.org/RePEc:eee:regchp:4-50>

Ellen, I. G., y Turner, M. A. (1997). Does neighborhood matter? assessing recent evidence. *Housing Policy Debate*, 8(4), 833-866. <https://doi.org/10.1080/10511482.1997.9521280> doi: 10.1080/10511482.1997.9521280

Elliott, J. (2005, 04). Social isolation and labor market insulation: Network and neighborhood effects on less-educated urban workers. *The Sociological Quarterly*, 40, 199 - 216. doi: 10.1111/j.1533-8525.1999.tb00545.x

Foster, E. M., y McLanahan, S. (1996). An illustration of the use of instrumental variables: Do neighborhood conditions affect a young person's chance of finishing high school? *Psychological Methods*, 1(3), 249.

Galster, G. (2002). An economic efficiency analysis of deconcentrating poverty populations. *Journal of Housing Economics*, 11(4), 303 - 329. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1051137702001225> doi: [https://doi.org/10.1016/S1051-1377\(02\)00122-5](https://doi.org/10.1016/S1051-1377(02)00122-5)

Galster, G. (2013, 12). The mechanism(s) of neighbourhood effects: Theory, evidence, and policy implications. *Neighbourhood effects research: New perspectives*, 23-56. doi: 10.1007/978-94-007-2309-2-2

Galster, G., Andersson, R., Musterd, S., y Kauppinen, T. (2008, 02). Does neighborhood income mix affect earnings of adults? new evidence from sweden. *Journal of Urban Economics*, 63, 858-870. doi: 10.1016/j.jue.2007.07.002

Galster, G., Santiago, A., Stack, L., y Cutsinger, J. (2016). Neighborhood effects on secondary school performance of latino and african american youth: Evidence from a natural experiment in denver. *Journal of Urban Economics*, 93, 30 -

48. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0094119016000127> doi:  
<https://doi.org/10.1016/j.jue.2016.02.004>

Galster, G., y Santiago, A. M. (2017). Do neighborhood effects on low-income minority children depend on their age? evidence from a public housing natural experiment. *Housing Policy Debate*, 27(4), 584-610. <https://doi.org/10.1080/10511482.2016.1254098> doi:  
10.1080/10511482.2016.1254098

Gay, C. (2012). Moving to opportunity: The political effects of a housing mobility experiment. *Urban Affairs Review*, 48(2), 147-179. <https://doi.org/10.1177/1078087411426399> doi:  
10.1177/1078087411426399

Gelman, A., y Imbens, G. (2013a, Nov). *Why ask why? forward causal inference and reverse causal questions* (NBER Working Papers n.º 19614). National Bureau of Economic Research, Inc. <https://ideas.repec.org/p/nbr/nberwo/19614.html>

Gelman, A., y Imbens, G. (2013b, November). *Why ask why? forward causal inference and reverse causal questions* (Working Paper n.º 19614). National Bureau of Economic Research. <http://www.nber.org/papers/w19614> doi: 10.3386/w19614

Gennetian, L. A., Sciandra, M., Sanbonmatsu, L., Ludwig, J., Katz, L. F., Duncan, G. J., ... Kessler, R. C. (2012). The long-term effects of moving to opportunity on youth outcomes. *Cityscape*, 14(2), 137-68. <http://www.huduser.org/portal/periodicals/cityscpe/vol14num2/ch5.html>

Gobillon, L., Selod, H., y Zenou, Y. (2007). The mechanisms of spatial mismatch. *Urban Studies*, 44(12), 2401-2427. <https://doi.org/10.1080/00420980701540937> doi:  
10.1080/00420980701540937

Granovetter, M. S. (1973). The strength of weak ties. *American Journal of Sociology*, 78(6), 1360–

1380. <http://www.jstor.org/stable/2776392>

Hansen, L. P., y Singleton, K. J. (1982). Generalized instrumental variables estimation of nonlinear rational expectations models. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1269–1286.

Harding, D. (2010). *Living the drama: Community, conflict, and culture among inner-city boys*. University of Chicago Press. doi: 10.7208/chicago/9780226316666.001.0001

Harding, D. J. (2003). Counterfactual models of neighborhood effects: The effect of neighborhood poverty on dropping out and teenage pregnancy. *American journal of Sociology*, 109(3), 676–719.

Hayashi, F. (2000). *Econometrics*. Princeton University Press.

Hedström, P., y Swedberg, R. (1998). *Social mechanisms: An analytical approach to social theory*. Cambridge University Press. doi: 10.1017/CBO9780511663901

Hedström, P., y Ylikoski, P. (2010, 08). Causal mechanisms in the social sciences. *Annual Review of Sociology*, 36. doi: 10.1146/annurev.soc.012809.102632

Ihlanfeldt, K. R., y Sjoquist, D. L. (1998). The spatial mismatch hypothesis: A review of recent studies and their implications for welfare reform. *Housing Policy Debate*, 9(4), 849-892. <https://doi.org/10.1080/10511482.1998.9521321> doi: 10.1080/10511482.1998.9521321

Inzunza, A. (2018). No somos iguales. *Oxfam-Chilango*.

Ioannides, Y. M. (2002). Residential neighborhood effects. *Regional Science and Urban Economics*, 32(2), 145 - 165. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166046201000825> doi: [https://doi.org/10.1016/S0166-0462\(01\)00082-5](https://doi.org/10.1016/S0166-0462(01)00082-5)

- Jencks, C., y Mayer, S. (1990). The social consequences of growing up in a poor neighbourhood. *Inner city poverty in the United States*, 2, 111-186.
- Kain, J. F. (1968, 05). Housing Segregation, Negro Employment, and Metropolitan Decentralization\*. *The Quarterly Journal of Economics*, 82(2), 175-197. <https://doi.org/10.2307/1885893>  
doi: 10.2307/1885893
- Katz, L., Duncan, G., Kling, J., Kessler, R. C., Ludwig, J., Sanbonmatsu, L., y Liebman, J. (2008). *What can we learn about neighborhood effects from the moving to opportunity experiment?* (Scholarly Articles). Harvard University Department of Economics. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:hrv:faseco:2766959>
- Kling, J., y Liebman, J. (2004, 04). Experimental analyses of neighborhood effects on youth. *SSRN Electronic Journal*. doi: 10.2139/ssrn.600596
- Labov, W. (2006, 01). Unendangered dialects, endangered people. *Sustaining Linguistic Diversity: Endangered and Minority Languages and Language Varieties*.
- Leventhal, T., y Brooks-Gunn, J. (2000, 04). The neighborhoods they live in: The effects of neighborhood residence on child and adolescent outcomes. *Psychological bulletin*, 126, 309-37. doi: 10.1037/0033-2909.126.2.309
- Leventhal, T., y Brooks-Gunn, J. (2003). Moving to Opportunity: An Experimental Study of Neighborhood Effects on Mental Health. *American Journal of Public Health*, 93(9), 1576-1582. <https://ideas.repec.org/a/aph/ajpbhl/20039391576-15828.html>
- Ludwig, J., Duncan, G. J., Gennetian, L. A., Katz, L. F., Kessler, R. C., Kling, J. R., y Sanbonmatsu, L. (2013, May). Long-term neighborhood effects on low-income families: Evidence from moving to opportunity. *American Economic Review*, 103(3), 226-31. <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.103.3.226> doi:

10.1257/aer.103.3.226

Manski, C. (1993). Identification of endogenous social effects: The reflection problem. *Review of Economic Studies*, 60(3), 531-542.  
<https://EconPapers.repec.org/RePEc:oup:restud:v:60:y:1993:i:3:p:531-542>.

Manski, C. F. (1993). Identification problems in the social sciences. *Sociological Methodology*, 23, 1-56. <http://www.jstor.org/stable/271005>

Manski, C. F. (2000, September). Economic analysis of social interactions. *Journal of Economic Perspectives*, 14(3), 115-136.  
<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.14.3.115> doi:  
10.1257/jep.14.3.115

Massey, D., y Danton, N. (1993). *American apartheid: Segregation and the making of the underclass*. Cambridge: Harvard University Press.

Mayer, S. E., y Jencks, C. (1989). Growing up in poor neighborhoods: How much does it matter? *Science*, 243(4897), 1441-1445.  
<https://science.sciencemag.org/content/243/4897/1441> doi: 10.1126/science.243.4897.1441

Mayer, S. E., y Jencks, C. (1990). *Residential segregation, job proximity, and black job opportunities*. Lynn and McGeary.

Minh, A., Muhajarine, N., Janus, M., Brownell, M., y Guhn, M. (2017). A review of neighborhood effects and early child development: How, where, and for whom, do neighborhoods matter? *Health and Place*, 46, 155 - 174.  
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1353829216303525> doi:  
<https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2017.04.012>

- Moffitt, R. (2000, 06). Policy interventions, low-level equilibria and social interactions. *Durlauf and Young 2001*.
- Morgan, S., y Winship, C. (2007, 01). Counterfactuals and causal inference: Methods and principles for social research. *Counterfactuals and Causal Inference: Methods and Principles for Social Research*, 291. doi: 10.1017/CBO9780511804564
- Musterd, S., y Andersson, R. (2005, 07). Housing mix, social mix, and social opportunities. *Urban Affairs Review - URBAN AFF REV*, 40, 761-790. doi: 10.1177/1078087405276006
- Musterd, S., Ostendorf, W., y de Vos, S. (2003). Neighbourhood effects and social mobility: a longitudinal analysis. *Housing Studies*, 18, 877 - 892.
- Oakes, J. (2004, 06). The (mis)estimation of neighborhood effects: Causal inference for a practicable social epidemiology. *Social science and medicine (1982)*, 58, 1929-52. doi: 10.1016/j.socscimed.2003.08.004
- Oreopoulos, P. (2003, 11). The Long-Run Consequences of Living in a Poor Neighborhood\*. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1533-1575. <https://doi.org/10.1162/003355303322552865> doi: 10.1162/003355303322552865
- Orozco, M. e. a. (2019). *Desigualdad y movilidad social en la ciudad de México*. CEEY.
- Pinkster, F., y Volker, B. (2009, 03). Local social networks and social resources in two dutch neighbourhoods. *Housing Studies*, 24, 225-242. doi: 10.1080/02673030802704329
- Propper, C., Burgess, S., Bolster, A., Leckie, G., Jones, K., y Johnston, R. (2007). The impact of neighbourhood on the income and mental health of british social renters. *Urban Studies*, 44(2), 393-415. <https://doi.org/10.1080/00420980601075067> doi: 10.1080/00420980601075067
- Quintanar, S. A. K., y Sabate, J. L. R. (2014). *Neighborhood effects and job informality: the ca-*



*se of metropolitan area of mexico city* (Inf. Téc.). Working Paper. Universitat Autònoma de Barcelona. <http://pagines.uab.cat> . . . .

Raudenbush, S. W., y Sampson, R. J. (1999). “ecometrics”: Toward a science of assessing ecological settings, with application to the systematic social observation of neighborhoods. *Sociological Methodology*, 29, 1-41.

Richters, J., y Martinez, P. (1993, 03). The nimh community violence project: I. children as victims of and witnesses to violence. *Psychiatry*, 56, 7-21. doi: 10.1080/00332747.1993.11024617

Rubin, D. (1974). Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. *Journal of Educational Psychology*, 66, 688-701.

Rubin, D. (2008, 12). For objective causal inference, design trumps analysis. *The Annals of Applied Statistics*, 2. doi: 10.1214/08-AOAS187

Sampson, R. (2008, 07). Moving to inequality: Neighborhood effects and experiments meet social structure. *American Journal of Sociology*, 114, 189-231. doi: 10.1086/589843

Sampson, R. (2011, 01). Neighborhood effects, causal mechanisms and the social structure of the city. *Analytical Sociology and Social Mechanisms*, 227-249. doi: 10.1017/CBO9780511921315.012

Sampson, R. J., Morenoff, J. D., y Earls, F. (1999). Beyond social capital: Spatial dynamics of collective efficacy for children. *American Sociological Review*, 64(5), 633–660. <http://www.jstor.org/stable/2657367>

Sampson, R. J., Morenoff, J. D., y Gannon-Rowley, T. (2002). Assessing neighborhood effects: Social processes and new directions in research. *Annual Review of Sociology*, 28(1), 443-478. <https://doi.org/10.1146/annurev.soc.28.110601.141114> doi: 10.1146/annurev.soc.28.110601.141114

- Sari, F. (2012). Analysis of neighbourhood effects and work behaviour: Evidence from paris. *Housing Studies*, 27(1), 45-76. <https://doi.org/10.1080/02673037.2012.629642> doi: 10.1080/02673037.2012.629642
- Sharkey, P., y Faber, J. W. (2014). Where, when, why, and for whom do residential contexts matter? moving away from the dichotomous understanding of neighborhood effects. *Annual Review of Sociology*, 40(1), 559-579. <https://doi.org/10.1146/annurev-soc-071913-043350> doi: 10.1146/annurev-soc-071913-043350
- Small, M. (2007, 12). Is there such a thing as 'the ghetto. *City*, 11, 413-421. doi: 10.1080/13604810701669173
- Small, M., Manduca, R., y Johnston, W. (2018, 09). Ethnography, neighborhood effects, and the rising heterogeneity of poor neighborhoods across cities: Ethnography and neighborhood effects. *City and Community*, 17, 565-589. doi: 10.1111/cico.12316
- Small, M., y Newman, K. (2001, 08). Urban poverty after the truly disadvantaged: The rediscovery of the family, the neighborhood, and culture. *Annu. Rev. Sociol*, 27, 23-45. doi: 10.1146/annurev.soc.27.1.23
- Small, M. L., y Feldman, J. (2012). Ethnographic evidence, heterogeneity, and neighbourhood effects after moving to opportunity. En *Neighbourhood effects research: New perspectives* (pp. 57–77). Dordrecht: Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/978-94-007-2309-2\\_3](https://doi.org/10.1007/978-94-007-2309-2_3) doi: 10.1007/978-94-007-2309-2\_3
- Sobel, M. E. (2006). What do randomized studies of housing mobility demonstrate?: Causal inference in the face of interference. *Journal of the American Statistical Association*, 101(476), 1398–1407. <http://www.jstor.org/stable/27639760>
- Solignac, M. (2011, 01). Moving to opportunity: The story of an american experiment to fight ghetto

poverty by xavier de souza briggs; susan j. popkin; john goering. *Population (French Edition)*, 66, 463-466. doi: 10.2307/41441061

Solís, P. (2011). Desigualdad y movilidad social en la ciudad de México. *Estudios Sociológicos*, 29(85), 283–298. <http://www.jstor.org/stable/25800069>

Staiger, D., y Stock, J. H. (1997). Instrumental variables regression with weak instruments. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 557–586.

Stock, J. H., Yogo, M., y cols. (2005). Testing for weak instruments in linear iv regression. *Identification and inference for econometric models: Essays in honor of Thomas Rothenberg*, 80(4.2), 1.

Temkin, K., y Rohe, W. (1996). Neighborhood change and urban policy. *Journal of Planning Education and Research*, 15(3), 159-170. <https://doi.org/10.1177/0739456X9601500301> doi: 10.1177/0739456X9601500301

Tienda, M. (1991, 01). Poor people and poor places: Deciphering neighborhood effects on poverty outcomes. *Macro-micro linkages in sociology*.

Van Ham, M., y Manley, D. (2010, marzo). The effect of neighbourhood housing tenure mix on labour market outcomes: a longitudinal investigation of neighbourhood effects. *Journal of Economic Geography*, 10(2), 257–282. doi: 10.1093/jeg/lbp017

van Ham, M., Manley, D., Bailey, N., Simpson, L., y Maclennan, D. (2011, 11). Neighbourhood effects research: New perspectives. En (p. 1-21). Springer. doi: 10.1007/978-94-007-2309-2<sub>1</sub>

Vartanian, T. P. (1999). Adolescent neighborhood effects on labor market and economic outcomes. *Social Service Review*, 73(2), 142–167.

Vilalta Perdomo, C. J. (2008, 08). Comentarios y mediciones sobre la segregación

espacial en la ciudad de México. *Estudios demográficos y urbanos*, 23, 375 - 413. [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0186-72102008000200375&nrm=iso](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0186-72102008000200375&nrm=iso)

Weinberg, B., Reagan, P. B., y Yankow, J. J. (2004). Do neighborhoods affect work behavior? evidence from the nlsy79. *Journal of Labor Economics*, 22(4), 891–924.

Wilson, W. J. (2012). *The truly disadvantaged: The inner city, the underclass, and public policy* (2nd ed.). Chicago: University of Chicago Press. <http://id.lib.harvard.edu/alma/990133472830203941/catalog>

Winkel, G. (1999). Environmental psychology (5th ed.). *Journal of Architectural and Planning Research*, 16(4), 353-356. <http://www.jstor.org/stable/43030515>

Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data*. MIT press.

Wooldridge, J. M. (2015). *Introductory econometrics: A modern approach*. Cengage learning.

Zimmerman, D. (2003, 02). Peer effects in academic outcomes: Evidence from a natural experiment. *The Review of Economics and Statistics*, 85, 9-23. doi: 10.1162/003465303762687677