

CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DOCENCIA ECONÓMICAS, A.C.



ANÁLISIS DE IMPACTO DE LA BECA BENITO JUÁREZ EN EL RENDIMIENTO ESCOLAR DE ALUMNOS DE
SECUNDARIA EN MÉXICO

TESINA
QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE
LICENCIADO EN ECONOMÍA

PRESENTA
PABLO MANUEL ZAMORA RESENDIZ

DIRECTOR DE LA TESINA: DR. FRANCISCO JAVIER CABRERA HERNÁNDEZ

CIUDAD DE MÉXICO

2023

A mi madre, padre y hermano, que siempre han sido el soporte y fuerza de mi vida,
sin su amor y apoyo nada sería posible.

A mi abuela Ana y Manuel que me enseñaron la importancia del trabajo y la
disciplina.

A Pol y Bebis, que creyeron en mi desde el primer día, y siempre me acompañaron
en el camino.

A Filita que le prometí que colgaría mi título en su pared.

Agradecimientos

Agradezco profundamente a mi asesor y lector por su apoyo y paciencia incondicional. Siempre tuvieron la disposición de ayudarme y brindarme las herramientas necesarias para hacer el mejor trabajo posible. Admiro lo grandes profesionales y académicos que son y espero algún día llegar a hacer grandes cosas como ustedes.

Estoy muy agradecido con el cuerpo docente del CIDE que aportaron a su manera y forma un granito de arena para mi formación profesional y personal. Nunca podré terminar de agradecerle a la vida por haber tenido la oportunidad de haber estudiado la licenciatura rodeado de personas tan brillantes y enriquecedoras.

Le doy gracias al CIDE y a la vida por ponerme en el mismo camino que Alejandro, Eduardo, Luis Fernando, Gael, José Miguel y Beto. No podría pedir mejores roomies, compañeros y amigos para vivir la mejor etapa de mi vida. Aprendí mucho de cada uno y les agradezco por abrirme las puertas de su vida para formar una amistad que nunca se va a romper. También estoy profundamente agradecido con sus familias por siempre estar al pendiente de nosotros y abrirnos las puertas de sus casas.

Agradezco a mi madre y a mi padre que desde el primer día que supieron que venía en camino dieron e hicieron todo por mí. Sin su apoyo nunca habría llegado a estas instancias. Gracias papá por trabajar incansablemente para darle todo a tu familia, soy muy suertudo y privilegiado de haber tenido un padre tan trabajador y dedicado por su familia. Gracias mamá por haber sido mi guía, sin tus cariños, regaños y métodos no ortodoxos nunca habría podido ser la persona que soy. Gracias por darme el amor que nunca llegué creer que un ser humano puede merecer.

Agradezco a mi hermano que es la persona que más amo y me motiva en la vida, sin tus consejos y tu ejemplo no podría estar aquí. Te prometo que todo el esfuerzo valdrá la pena y llegaremos a donde siempre hemos querido llegar.

Le agradezco a mis abuelos Ana y Manuel por siempre estar al pendiente de mí, a pesar de la distancia siempre estuvieron presentes en mi vida. Gracias por creer en mí y por siempre encomendarme a Dios.

A mis abuelos Pablo y Magda, que son la razón por la que daba mi extra cuando ya no podía más. Apostaron por mí y nunca dudaron que lograría esta meta. Gracias por su amor y enseñanzas.

Resumen

Este estudio cuasi-experimental a nivel municipal analiza cómo la Beca para el Bienestar Benito Juárez de Educación Básica afecta el rendimiento escolar de los estudiantes de secundaria en México, dentro de un contexto caracterizado por una alta desigualdad socioeconómica. Tanto los aspectos positivos como los negativos de la beca en cuestión se examinan a través de la metodología implementada, que combina técnicas de emparejamiento con regresión lineal.

Los resultados de esta investigación indican que, a pesar de que los programas de becas han sido identificados como una herramienta potencial para mejorar la equidad educativa, el rendimiento académico podría disminuir en los municipios con mayor proporción de beneficiarios, especialmente en la materia de español. El resultado provoca una reflexión crítica sobre la eficacia de la Beca Benito Juárez en el sistema educativo mexicano y sugiere una comprensión más profunda de los factores contextuales que pueden afectar su impacto.

El estudio concluye enfatizando la complejidad de los problemas educativos en México y abogando por soluciones más medulares y un enfoque multifacético para mejorar el aprovechamiento escolar de los estudiantes.

Índice

1	Introducción	1
2	Descripción del programa	3
3	Datos	4
3.1	Variables	4
4	Metodología	7
4.1	Limitaciones de los modelos econométricos	10
5	Estadística descriptiva	12
6	Resultados	15
6.1	Modelo de regresión lineal múltiple	15
6.2	Propensity Score Matching	17
6.3	Inverse probability of treatment weight	20
6.4	Discusión global de resultados	23
7	Conclusiones y recomendaciones	24
7.1	Conclusiones	24
7.2	Limitaciones	24
7.3	Recomendaciones	25
8	Bibliografía	26
9	Anexo	28

Índice de cuadros

1	Número de estudiantes y becarios por municipio	12
2	Promedio Español y Matemáticas prueba PLANEA 2019	14
3	Regresión lineal múltiple: Español y Matemáticas	16
4	Emparejamiento por Puntuación de Propensión: Español y Matemáticas	19
5	Ponderación por la Probabilidad Inversa del Tratamiento: Español y Matemáticas	21
6	Resumen de resultados	23
7	Emparejamiento por Puntuación de Propensión: Español y Matemáticas (10 nearest neighbors)	30
8	Emparejamiento por Puntuación de Propensión: Español y Matemáticas (Emparejamiento óptimo)	31
9	Emparejamiento por Puntuación de Propensión: Español y Matemáticas (Emparejamiento por Subclase)	31

Índice de figuras

1	Variable de tratamiento: Share	13
2	Variable de tratamiento: Share por cuartiles	13
3	Balance de covariables PSM	17
4	Análisis de soporte común	18
5	Balance de covariables IPTW	21
6	Densidad de Estudiantes de secundaria por municipio	28
7	Densidad de Estudiantes de educación básica por municipio que son beneficiarios de la Beca Benito Juárez	28
8	Promedio en Español del examen PLANEA 2019 por municipio	29
9	Promedio en Matemáticas del examen PLANEA 2019 por municipio	29
10	Nivel de Marginación por municipio	30

1 Introducción

La educación, en términos de rendimiento académico y equidad, es crucial para el desarrollo socioeconómico de cualquier nación. Este principio es especialmente relevante en México, un país con una rica diversidad cultural y una lucha prolongada contra la desigualdad. Aquí, la disparidad socioeconómica tiene un impacto significativo en la educación, influyendo directamente en el rendimiento de los estudiantes (Favila Tello & Navarro Chávez, 2017). En este laberinto de desafíos que enfrenta el mundo contemporáneo, uno de los más sobresalientes es el de garantizar la equidad en la educación. En México, este desafío es aún mayor debido a la maraña de factores socioeconómicos que influyen en las oportunidades educativas de su población. Según el Instituto Nacional para la Evaluación de la Educación (INEE), más de la mitad de los estudiantes de primaria, secundaria y media superior no logran los conocimientos y habilidades fundamentales correspondientes a su nivel (Schmelkes, 2018).¹

El sistema educativo mexicano se distingue por su tendencia a segmentar el acceso a la educación, lo que conlleva a perpetuar la desigualdad. Estudios recientes evidenciados en el trabajo de Luis Arturo Tapia (2016) muestran una correlación entre la desigualdad social por ingresos y la estratificación socioeconómica en el sistema educativo, incluso al excluir el efecto de las escuelas en desventaja social como las de CONAFE y las primarias indígenas. En México, estas desigualdades de contexto se reflejan en las diferencias entre las instituciones educativas, limitando así el acceso a la educación para determinados sectores de la población.

Ante esta realidad, los programas de becas emergen como una estrategia potencial para mitigar estas desigualdades y mejorar los resultados educativos. Mi investigación se enfoca en un programa de este tipo: la Beca para el Bienestar Benito Juárez de Educación Básica, destinada a apoyar a los estudiantes de kinder, primaria y secundaria en situaciones de precariedad económica. La pregunta que guía este estudio es: ¿Cómo afecta esta beca al rendimiento escolar de estos estudiantes en México?

Autores como Cabrera y Acevedo (2018) han destacado la eficacia de los programas de becas en la promoción de la asistencia escolar y la reducción de la deserción, particularmente en contextos socioeconómicos desfavorecidos. Además, se ha señalado que las becas pueden tener un impacto psicológico positivo en las percepciones de los padres sobre el rendimiento académico de los niños (Sánchez Vargas, 2020). Sin embargo, a pesar de estos efectos positivos, la eficacia de los programas de becas no es uniforme en todos los contextos. Por ejemplo, mediante el análisis de diferentes programas de becas en México, se concluyó que el efecto de estas puede depender de una adecuada selección de los beneficiarios (De Hoyos, 2019), además aunque estas pueden aumentar la asistencia escolar, no necesariamente ayudan a mejorar el rendimiento académico (Glewwe, 2020). Sin embargo, en un contexto diferente a la educación básica como la universidad, se ha demostrado que los programas de asistencia monetaria si tienen un impacto positivo en el rendimiento escolar de los estudiantes (Salinas Oviedo, 2017).

Existen diferentes tipos de intervenciones que buscan mejorar la equidad educativa, como la inversión en infraestructura escolar y la mejora de la calidad de la enseñanza. Se ha destacado la importancia de factores como la infraestructura escolar y la calidad de los maestros en el rendimiento académico de los estudiantes (Bartik, 2015; Mendoza, 2013; Gomez Triana, 2013). Sin embargo, al igual que con las becas, no siempre se observa un impacto positivo en el rendimiento de los alumnos. Esto podría demostrar que hacen falta soluciones más medulares para poder impactar en el desempeño de los estudiantes, puesto que no solo es importante mantenerlos en la escuela, si no que su aprovechamiento de esta sea el más óptimo.

La beca Benito Juárez es una iniciativa del gobierno que se propone contrarrestar las dificultades económicas

¹ Vease en [La desigualdad es el principal problema educativo de México: Sylvia Schmelkes - INEE](<https://www.inee.edu.mx/la-desigualdad-es-el-principal-problema-educativo-de-mexico-sylvia-schmelkes/>)

que enfrentan muchos estudiantes. A través de un análisis minucioso, voy a explorar el impacto que ha tenido esta beca en el rendimiento académico de los estudiantes que han sido beneficiarios de ella. Esta investigación tiene como objetivo principal entender el impacto de la Beca para el Bienestar Benito Juárez en el progreso académico de los estudiantes de secundaria, evaluando cómo este programa de becas ha influenciado el rendimiento de sus beneficiarios al mitigar las dificultades económicas que podrían distraerlos de sus estudios.

El enfoque de este estudio es cuasi-experimental a nivel municipal, comparando el rendimiento escolar en Español y Matemáticas entre los municipios con mayor y menor proporción de beneficiarios de la beca durante 2019. La metodología utilizada incluye técnicas de emparejamiento para ajustar las diferencias observables entre los estudiantes de los grupos de intervención y control. Sin embargo, debido a la naturaleza específica de la beca y su enfoque en los estudiantes de bajos ingresos, los hallazgos de este estudio se interpretarán en el contexto de este grupo particular de estudiantes. Contrario a lo esperado, los hallazgos de la investigación sugieren que la Beca para el Bienestar Benito Juárez podría estar asociada con una disminución en el rendimiento académico en los municipios con una mayor proporción de beneficiarios, especialmente en la asignatura de Español. Esto refleja una tendencia que ya ha sido observada en la literatura existente sobre programas de becas, donde frecuentemente se encuentra una falta de impacto positivo significativo en el rendimiento académico de los beneficiarios. A pesar de que existe una gran cantidad de literatura sobre la equidad educativa y las intervenciones para mejorarla, la eficacia de estas estrategias puede variar ampliamente dependiendo del contexto. Con este trabajo, espero proporcionar una visión más clara sobre el impacto específico del programa Beca para el Bienestar Benito Juárez en México y sugerir posibles mejoras basadas en los hallazgos.

2 Descripción del programa

La Coordinación Nacional de Becas para el Bienestar Benito Juárez nació el 31 de mayo de 2019 mediante un decreto presidencial. Su finalidad es brindar apoyo a las familias que se encuentran en situación de pobreza y que tienen hijos en los niveles educativos desde inicial hasta superior, incluyendo preescolar, primaria y secundaria.

Desde el lanzamiento del programa, se han invertido 60 mil millones de pesos en la distribución de becas, lo que beneficiará a 10 millones de estudiantes en todos los niveles educativos. Los estudiantes de preescolar, primaria y secundaria representan 6,2 millones de beneficiarios. Además, 3.5 millones más son estudiantes de nivel medio superior. En el nivel superior, se han otorgado becas a 300 mil estudiantes, con especial atención a los estudiantes de comunidades indígenas y afrodescendientes, así como a los estudiantes que viven en condiciones de pobreza o en áreas con altas tasas de violencia Coordinación Nacional de Becas para el Bienestar Benito Juárez, 2019.² La coordinación Nacional de Becas cuenta con diferentes modalidades de beca: Beca Benito Juárez para el Bienestar en Educación Básica, Beca Benito Juárez para jóvenes de Educación Media Superior, Beca Jóvenes Escribiendo el Futuro de Educación Superior y la Beca Elisa Acuña Coordinación Nacional de Becas para el Bienestar Benito Juárez, 2023.³

En esta tesis solo trataré con el Programa de *Beca Benito Juárez para el Bienestar en Educación Básica* (BBJEB), que se dirige a las familias con niños, niñas o menores por abajo de los 18 años que son estudiantes de educación inicial, preescolar, primaria o secundaria. Los criterios para ser beneficiario de este programa son:

- Tener bajos ingresos, esto significa que los recursos con los que cuenta la familia son insuficientes para cubrir sus necesidades básicas.
- Estar inscritas o inscritos en escuelas públicas de modalidad escolarizada ubicadas en localidades prioritarias.⁴
- Si las y los estudiantes no residen en una localidad prioritaria, la familia aún podrá participar en el programa solo si no tienen recursos suficientes para satisfacer sus necesidades básicas.

La Coordinación Nacional de Becas para el Bienestar Benito Juárez tiene la responsabilidad de identificar y ejecutar operativos en las escuelas públicas de todo el país con el objetivo de recolectar la información necesaria para integrar a las familias. Este proceso de inclusión se realiza mediante una breve encuesta dirigida a la madre, padre, tutora o tutor, la cual recopila información sobre su situación socioeconómica y lugar de residencia. Al incorporarse al programa, las familias pasan a recibir una ayuda económica mensual de 875 pesos durante un ciclo escolar de diez meses, beneficio que se deposita directamente a la madre, padre o tutor legal, según corresponda. La beca se paga a través de una Tarjeta del Banco del Bienestar o se entrega en una Sede Operativa Temporal (también conocida como Mesa de Atención Temporal) en el plantel donde estudian los hijos, hijos o menores (*Beca para el Bienestar Benito Juárez de Educación Básica*, 2022).⁵

² Vease en: <https://www.gob.mx/becasbenitojuarez/articulos/el-programa-nacional-de-becas-para-el-bienestar-benito-juarez-cumplio-la-meta-de-apoyar-a-10-millones-de-estudiantes-215728?idiom=es>

³ Vease en: <https://www.gob.mx/becasbenitojuarez/que-hacemos>

⁴ Resulta relevante aclarar que una comunidad prioritaria es una localidad sin grado, o con un grado Alto o muy alto de marginación.

⁵ Vease en: <https://www.gob.mx/becasbenitojuarez/articulos/beca-para-el-bienestar-benito-juarez-de-educacion-basica>

3 Datos

La población de estudio se ha limitado al agregado municipal de los estudiantes de secundaria en México, esta limitación se debe a que en el año escolar 2019, la prueba Planea, que se utiliza para medir el rendimiento escolar en esta tesis, solo se aplicó a los estudiantes de nivel secundaria. De este modo, la población en la que me concentraré son los estudiantes de secundaria en México que estaban inscritos en el año escolar 2019. Los datos para incluir el número de alumnos totales municipalmente a la base de datos que construí para el análisis, se obtuvieron de la fuente oficial de información de la SEP (Sistema de Estadística Continua Formato 911).

Considerando que el análisis se llevará a cabo a nivel municipal, la muestra se segmentará en función del municipio de residencia de los estudiantes. Cada municipio será una unidad de análisis y se buscará incluir la mayor cantidad de municipios posibles, sujeto a la disponibilidad de datos. Es relevante mencionar que, aunque la muestra seleccionada será representativa de los municipios que tienen mayor proporción de beneficiarios de la Beca Benito Juárez en 2019, puede no ser completamente representativa de todos los municipios en México, debido a que la beca se dirige a los municipios con alto nivel de marginación. Por ende, los hallazgos de este estudio se interpretarán en el contexto de este grupo particular de municipios.

3.1 Variables

Las variables principales para analizar el impacto de la BBJEB en los resultados académicos de los estudiantes de secundaria en México son:

- Variable dependiente: El rendimiento escolar, medido a través de los resultados del examen Planea 2019 en Español y Matemáticas.⁶ Se utilizará el z-score de las calificaciones en estos dos exámenes como proxy del rendimiento escolar.

La puntuación z es una medida estadística que muestra dónde se encuentra un valor específico dentro de una distribución. Es un método para comparar los resultados individuales con un grupo. También permite estandarizar una variedad de pruebas para que los resultados se puedan comparar directamente.

La siguiente fórmula se utiliza para calcular el puntaje z:

$$Z = \frac{X_i - X}{G}$$

En este caso, X_i representa el promedio municipal del examen, X ; representa el promedio estatal y G ; representa la desviación estándar. El resultado, la puntuación Z, muestra cuántas desviaciones estándar tiene el promedio municipal más o menos que el promedio estatal. Para medir el rendimiento escolar, el z-score elimina el efecto de las variaciones generales en las calificaciones entre diferentes estados, lo que permite una visión más precisa del rendimiento de los estudiantes en diferentes municipios. De esta manera, es posible enfocarse en las diferencias particulares en el rendimiento académico que pueden estar relacionadas con la Beca Benito Juárez.

- Variable independiente: La variable independiente principal es la proporción de alumnos de secundaria que recibieron la Beca Benito Juárez por municipio. Para esto, se calculará un 'Share', que es la proporción de

⁶ Base de datos de PLANEA 2019 no disponible al acceso público.

alumnos becados de secundaria⁷ entre los alumnos totales de secundaria en cada municipio.⁸ Este ‘Share’ no es binario y se tratará de la siguiente manera: Todas las observaciones que estén en el cuarto cuartil serán 1, y todas las demás serán 0. Esto permite contar con una variable de tratamiento en donde solo se encuentran los municipios con mayor proporción de alumnos becados sobre alumnos totales.

A parte de estas variables principales, se medirán varias variables de control para ajustar por factores que podrían influir en el rendimiento escolar. Estas variables de control incluyen:

- Población total por municipio: Para ajustar por el tamaño total de la población en cada municipio. Esta variable se obtuvo del Censo poblacional 2020 que realiza el INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), 2020).⁹
- Población de 12 a 14 años por municipio: Para ajustar por la cantidad de estudiantes en la edad de secundaria en cada municipio. (Censo poblacional 2020).
- Nivel de marginación por municipio: Esta variable viene incluida en el Padrón de Beneficiarios de la beca Benito Juárez.¹⁰
- Índice de Desarrollo Humano por municipio: sintetiza el avance de los países, estados y municipios.
- Índice de Educación: cuantifica el acceso a una educación de calidad, con dos indicadores: los años promedio de escolaridad y los años esperados de escolaridad.
- Índice de Ingresos: estima la obtención de recursos para gozar de una vida digna mediante el ingreso bruto per cápita.
- Índice de Salud: mide el gozo de una vida larga y saludable, por medio de la esperanza de vida al nacer.

La variable del IDH y sus componentes se obtuvieron de la base de datos del PNUD (*IDH Municipal México, 2023*).¹¹

Estas variables seleccionadas tendrán un papel fundamental en la ejecución de la Puntuación de Propensión y la Ponderación por la Inversa de la Probabilidad de Tratamiento, procedimientos claves para este estudio. La elección de estas variables de control no es arbitraria, sino que se basa en su fuerte correlación con los criterios de asignación de la beca Benito Juárez.

En primer lugar, la marginación y el ingreso en un municipio están vinculados de manera significativa con la carencia de recursos suficientes para satisfacer las necesidades básicas, un criterio esencial para la asignación de las becas. Al incluir estas variables, consigo controlar los efectos de estos elementos socioeconómicos en el rendimiento académico. Adicionalmente, las variables de la población total y la población de 12 a 14 años por municipio son vitales para regular la cantidad de estudiantes en edad de secundaria, permitiendo así una comparación más precisa entre municipios de diversos tamaños y poblaciones estudiantiles.

⁷ Vease en: [Datos Abiertos de México - Listado de beneficiarios por el Programa Nacional de Becas para el Bienestar Benito Juárez](<https://datos.gob.mx/busca/dataset/listado-de-beneficiarios-por-el-programa-nacional-de-becas-para-el-bienestar-benito-juarez>)](<<https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/>>

⁸ Base de datos Estadística 911 no disponible al acceso público.

⁹ Vease en [<https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/>]

¹⁰ Vease en [[Datos Abiertos de México - Listado de beneficiarios por el Programa Nacional de Becas para el Bienestar Benito Juárez](<https://datos.gob.mx/busca/dataset/listado-de-beneficiarios-por-el-programa-nacional-de-becas-para-el-bienestar-benito-juarez>)](<<https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/>>

¹¹ Vease en [IDH Municipal México (idhmunicipalmexico.org)](<https://www.idhmunicipalmexico.org/>)

El Índice de Desarrollo Humano y sus componentes - Índice de Educación, Índice de Ingresos e Índice de Salud - son reflejos directos de los factores sociales, económicos y de salud que podrían influir en el rendimiento académico. La inclusión de estas variables es fundamental para controlar los efectos de estas circunstancias en el rendimiento académico y poder aislar, de esta manera, el efecto específico del programa. Por último, el nivel de marginación ha sido incluido en el análisis dado que las escuelas prioritarias se sitúan en comunidades con altos grados de marginación. Controlar por este factor me permite diferenciar el efecto de recibir la beca del efecto de estudiar en una zona marginada.

4 Metodología

Esta tesis se enfocará en un estudio cuasi-experimental a nivel municipal para explorar el efecto de la Beca Benito Juárez en los resultados académicos de estudiantes de secundaria en México. Los participantes no son asignados al azar a los grupos de intervención (aquellos que reciben la beca) y control (aquellos que no la reciben), lo que hace adecuado este tipo de diseño para analizar el impacto real de la beca.

La elección de los participantes estará basada en los datos disponibles de estudiantes de secundaria en México durante el 2019. El agregado por municipio de los beneficiarios de la Beca Benito Juárez de ese año conformarán el grupo de intervención, mientras que los municipios que no la recibieron serán el grupo de control. Cada municipio será una unidad de estudio, puesto que la disponibilidad y estructura de los datos solo me permitió hacer el análisis a este nivel y no por escuela o por individuo. Es imprescindible contar con datos adicionales a nivel municipal que puedan incidir en el rendimiento académico para controlar su efecto en el análisis.

• Regresión lineal

La regresión lineal de efectos fijos por entidad ayudará a controlar las características inobservables y constantes de cada entidad, además de que permitirá controlar las diferencias constantes entre los estados que pueden estar afectando el rendimiento académico pero no están directamente relacionadas con el programa de becas. Este tipo de análisis nos permitirá tener una imagen más clara del impacto de la Beca Benito Juárez en el rendimiento académico.

La siguiente ecuación representa el resultado principal del modelo de regresión lineal:

$$Y_i = \alpha + \phi X_i + \gamma_1 P_{obtot}_i + \gamma_2 P_{12A14}_i + \gamma_3 IDH_i + \gamma_4 IS_i + \gamma_5 II_i + \gamma_6 Margin_i + \gamma_7 Entidad_i + \Pi_j + U_i$$

Aquí, Y_i representa la puntuación Z (o el rendimiento académico) por municipio i en Español o Matemáticas. X_i es la variable de interés, que en este caso es una variable binaria que indica la participación en el programa de becas. P_{obtot}_i , P_{12A14}_i , IDH_i , IS_i , II_i , $Margin_i$, y $Entidad_i$ son las variables de control que representan diversas características socioeconómicas y demográficas de los municipios i y su entorno, incluyendo la población total (POBTOT), la proporción de individuos de 12 a 14 años, el Índice de Desarrollo Humano (IDH), el Índice de Salud (IS), el Índice de Ingreso (II), el nivel de marginación municipal y la entidad federativa. α es la intercepción del modelo, que capta el valor esperado de Y_i cuando todas las demás variables son iguales a cero. ϕ , γ_1 a γ_7 son los coeficientes de las variables explicativas. Cada uno de estos coeficientes indica el cambio esperado en Y_i cuando la variable correspondiente aumenta en una unidad, manteniendo constantes las demás variables. Π_j es el término que captura los efectos fijos a nivel estatal, es decir, factores a nivel de estado que pueden afectar el rendimiento académico pero que no varían en el tiempo y no están capturados por las otras variables del modelo. Por último, U_i es el término de error que recoge todas las variables no observadas que influyen en el rendimiento académico.

Es importante tener en cuenta que solo se pueden controlar las variables observables con el análisis de regresión lineal basada en observaciones emparejadas. Por esta razón, también incluí en la metodología dos modelos de emparejamiento como el PSM y el IPTW para solucionar esta especificación.

• Propensity Score Matching (PSM)

Para equilibrar las características observables de los municipios en los grupos de intervención y control, se utilizarán dos técnicas de emparejamiento: Puntuación de Propensión (PSM por sus siglas en inglés) y Ponderación

por la Inversa de la Probabilidad de Tratamiento (IPTW por sus siglas en inglés). Ambas técnicas permiten reducir el sesgo en la estimación del efecto del programa. PSM empareja a los municipios basándose en su probabilidad de recibir la beca, mientras que IPTW asigna pesos a los municipios en función de la inversa de la probabilidad de recibir el beneficio que en realidad obtuvieron. Aunque tanto el IPTW como el PSM presentan limitaciones similares a la hora de identificar efectos causales, mi preferencia se decanta por el modelo IPTW por varias razones. La más significativa radica en que el PSM tiende a producir estimaciones imprecisas de los errores estándar (SE) y, a pesar de que existen correcciones disponibles para dichos errores, estas aún resultan inciertas y limitadas. Por otro lado, el modelo IPTW no sufre de esta problemática, convirtiéndolo en un instrumento más confiable y exacto. Para concluir, se estimará el efecto de la beca en el rendimiento escolar mediante un modelo de regresión lineal, usando las puntuaciones de propensión y los pesos obtenidos como ponderaciones en el modelo.

El Propensity Score Matching es una técnica estadística que intenta estimar el efecto de una intervención, política o tratamiento, tomando en cuenta el hecho de que no todos los individuos tienen la misma probabilidad de recibir la intervención (Heckman et al., 1998). En términos sencillos, lo que hace es lo siguiente: para cada municipio con alta proporción de estudiantes que recibieron la beca, trata de encontrar uno o más municipios con baja proporción de estudiantes que recibieron la beca pero que son similares en otras características observables (como el nivel de marginación, índice de ingreso, etc.). De esta manera, podré comparar municipios que son similares en todos los aspectos excepto en el hecho de tener alta o baja proporción de estudiantes becados. Esto permitirá obtener una estimación más precisa del efecto de la beca en el rendimiento escolar.

En el artículo *An Assessment of Propensity Score Matching as a Nonexperimental Impact Estimator: Evidence from Mexico's PROGRESA program* (Diaz & Handa, 2006), se encontró que el modelo Propensity Score Matching funciona bien para resultados que se miden de forma comparable a través de instrumentos de encuesta y cuando se dispone de un conjunto de variables de control.

En el proceso de análisis, primero utilicé esta técnica para emparejar a los municipios que recibieron la beca Benito Juárez con aquellos que no la recibieron sobre la base de varias covariables. Utilicé las variables población total, marginación, índice de desarrollo humano, índice de educación, índice de ingreso e índice de salud para crear las puntuaciones de propensión y llevar a cabo el emparejamiento, dado que estas variables son relevantes para determinar la probabilidad de que un municipio reciba la beca.

Una vez que tengo los grupos de tratamiento y control emparejados, ejecuté una regresión lineal para estimar el efecto de la beca Benito Juárez en el rendimiento académico en español y matemáticas.

$$Y_{i,\text{Español}} = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Share} + u$$

$$Y_{i,\text{Matemáticas}} = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Share} + u$$

Aquí $Y_{i,\text{Español}}$ y $Y_{i,\text{Matemáticas}}$ son las variables dependientes que representan el rendimiento académico en español y matemáticas respectivamente, β_0 es el intercepto del modelo, β_1 es el coeficiente de la variable Share, Share es la variable independiente, la cual es una variable binaria que indica si el municipio recibió la beca Benito Juárez (1) o no (0) y u es el término de error.

Opté por esta estrategia, en lugar del enfoque más convencional de diferencia de medias habitualmente empleado en Propensity Score Matching (PSM), por varias razones sustantivas. En primer lugar, la regresión lineal ofrece

la capacidad de ajustar las diferencias residuales que pueden persistir entre los grupos de tratamiento y control, incluso después del emparejamiento basado en los puntajes de propensión. Esta capacidad de ajuste resulta en estimaciones más precisas y robustas del efecto del tratamiento, una característica particularmente valiosa si las características observables de los grupos de tratamiento y control no se alinean perfectamente, incluso después del emparejamiento. En segundo lugar, la técnica de regresión lineal permite una incorporación más sencilla y directa de variables de control adicionales en el análisis, algo que resulta más desafiante con el enfoque de la diferencia de medias. Específicamente, en el contexto del estudio de la beca Benito Juárez, la inclusión de factores adicionales que podrían influir en el rendimiento académico de los estudiantes de secundaria no solo resulta beneficiosa, sino que es un componente esencial de mi diseño de investigación.

Para llevar a cabo el emparejamiento en mi análisis, utilicé la metodología del vecino más cercano. Este método de emparejamiento busca al municipio en el grupo de control con la puntuación de propensión más cercana para cada individuo en el grupo de tratamiento. La puntuación de propensión, que se calcula utilizando mis variables de control, muestra la probabilidad de que un municipio sea tratado (es decir, se le otorgue la beca Benito Juárez) en función de sus características. A pesar de que también utilicé métodos diferentes para calcular el PSM como los diez vecinos más cercanos, emparejamiento óptimo y emparejamiento por subclase, elegí el emparejamiento del vecino más cercano porque es sencillo y efectivo. Este método maximiza la similitud entre los grupos tratados y de control en relación con las características observadas al seleccionar la contraparte de control más similar para cada municipio tratado en términos de la puntuación de propensión. Debido a esta similitud, mis comparaciones posteriores entre los grupos tratado y de control son más válidas porque reduce el sesgo causado por las diferencias observadas. Es importante destacar que utilizaré un “caliper” de 0.1 para restringir el emparejamiento. El caliper establece un límite en la diferencia máxima de puntuación de propensión que se puede permitir entre las parejas de observaciones tratadas y de control. Al establecer este límite, aseguro que las observaciones emparejadas sean efectivamente comparables en términos de sus características.

El modelo PSM enfrenta ciertas limitaciones, principalmente porque la información disponible de los municipios es escasa. Sin embargo, es importante subrayar que la concesión de la beca Benito Juárez se fundamenta en el grado de marginación del municipio, tal como parece ser corroborado gráficamente en el mapa 7 del anexo. Es crucial señalar que la beca no solo se otorga en función de las características individuales del estudiante (ingreso), sino que se basa en esta variable de marginación a nivel municipal, lo que justifica su inclusión en el modelo de PSM que estoy utilizando.

- **Inverse Probability of Treatment Weighting (IPTW)**

El Propensity Score Matching (PSM) y el Inverse Probability of Treatment Weighting (IPTW) son dos métodos distintos, el PSM empareja a cada individuo tratado con uno o más controles que comparten puntajes de propensión similares, buscando crear grupos de tratamiento y control que sean comparables en términos de sus características observadas. Por el contrario, el IPTW no realiza un emparejamiento. En lugar de ello, pondera a cada individuo según la inversa de la probabilidad de recibir el tratamiento observado, generando una pseudo-población donde las covariables observadas son independientes del tratamiento (Cunningham, 2021). El efecto del tratamiento se obtiene entonces al comparar a los individuos tratados y no tratados en esta pseudo-población ponderada. Por ejemplo, si un municipio tiene una probabilidad muy baja de tener una proporción alta de beneficiarios de la beca dadas sus características (por ejemplo, es un municipio con altos ingresos), entonces este municipio recibirá un peso alto en el análisis. Por otro lado, si un municipio tiene una probabilidad muy alta de tener una proporción alta de beneficiarios de la beca (por ejemplo, es un municipio con bajos ingresos), entonces este recibirá un peso bajo.

Lo que logro con esto es “equilibrar” la población, de tal manera que las características observables sean similares entre los municipios con alta y baja proporción de becados. Esto permite obtener una estimación más precisa del efecto de la beca en el rendimiento escolar. Es importante destacar que tanto el PSM como el IPTW son técnicas de ajuste que permiten controlar las variables observables. Sin embargo, no pueden controlar las variables no observables, es decir, aquellas variables que pueden influir tanto en la probabilidad de recibir la intervención como en el resultado de interés, pero que no se tienen en cuenta en el análisis. La aplicación de una regresión lineal sin emparejamiento puede introducir sesgo en las estimaciones si existen diferencias notables en las características observables entre los grupos que se están comparando. Sin embargo, los resultados son más precisos y confiables cuando se utilizan técnicas como las previamente mencionadas junto con la regresión lineal. Al controlar las variables de confusión, estos métodos producen conjuntos de tratamiento y control más comparables.

En mi análisis, ajusté un modelo de regresión lineal generalizada para examinar el efecto de la beca Benito Juárez en el rendimiento académico de los estudiantes. Para el rendimiento en español, el modelo puede ser escrito como:

$$g(\mathbb{E}[Y_{i,\text{Español}}|x]) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Share} + u$$

y para el rendimiento en matemáticas, el modelo puede ser escrito como:

$$g(\mathbb{E}[Y_{i,\text{Matemáticas}}|x]) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Share} + u$$

En ambos modelos, el rendimiento académico, representado por las variables dependientes $Y_{i,\text{Español}}$ y $Y_{i,\text{Matemáticas}}$, se modela en función de una variable binaria llamada Share, que indica si el municipio recibió la beca Benito Juárez. Cada modelo tiene un intercepto, β_0 , y un coeficiente para la variable Share, β_1 , que cuantifica el cambio esperado en el rendimiento académico para los municipios que recibieron la beca, manteniendo constantes todas las demás variables. Ambos modelos también incluyen un término de error u que captura la variabilidad en el rendimiento académico que no es explicada por la beca. Además, cada modelo usa una función de enlace g para transformar la expectativa de $Y_{i,\text{Español}}$ y $Y_{i,\text{Matemáticas}}$ en una forma lineal.

4.1 Limitaciones de los modelos econométricos

Reconocer las limitaciones inherentes a los métodos utilizados es esencial en cualquier estudio econométrico. Aunque se intentaron utilizar técnicas sólidas y avanzadas para determinar el impacto de la Beca Benito Juárez en el desempeño académico, es importante resaltar algunas limitaciones en este estudio.

1. Sesgo de selección debido a variables no observables: Aunque se han utilizado métodos como Propensity Score Matching (PSM) e Inverse Probability of Treatment Weighting (IPTW) para controlar las diferencias observables entre los estudiantes que recibieron la beca y los que no, no puedo controlar completamente las variables no observables. La probabilidad de recibir una beca y el rendimiento escolar pueden verse afectados por factores no observables, como la motivación de los estudiantes o la calidad de la enseñanza en el hogar. Sin embargo, se ha llevado a cabo un gran esfuerzo para reducir esta debilidad a través de la aplicación de controles basados en el grado de marginación y el índice de ingresos. Estos controles son especialmente pertinentes debido a las especificaciones de la Beca Benito Juárez, que está destinada a estudiantes de escuelas públicas en áreas

prioritarias y con familias con bajos ingresos.¹²

2. Falta de datos longitudinales: Aunque este estudio ofrece una visión útil de los efectos a corto plazo de la Beca Benito Juárez sobre el rendimiento escolar, nuestra capacidad para evaluar sus efectos a largo plazo está limitada por la falta de datos longitudinales. Los datos longitudinales permitirían un análisis más preciso de cómo la beca afecta el rendimiento académico a lo largo del tiempo.
3. Asumiendo efectos homogéneos de la beca: Se supone que los efectos de la Beca Benito Juárez son uniformes entre los estudiantes, según nuestro análisis. Sin embargo, la beca puede tener efectos diferentes en función de las diversas características de los estudiantes. Por ejemplo, aquellos estudiantes que provienen de familias con ingresos extremadamente bajos o de áreas con altos niveles de marginación pueden experimentar un mayor impacto de la beca. Estos dos factores son cruciales para la elegibilidad para la Beca Benito Juárez. Al controlar estos elementos en nuestro análisis, se busca reducir la probabilidad de que este supuesto tenga un impacto en las conclusiones del estudio.
4. Modelo de efectos fijos: aunque los modelos de efectos fijos pueden eliminar las variaciones constantes y específicas de la entidad, no pueden abordar las variaciones que cambian con el tiempo. Además, si se omiten las variables dependientes del tiempo que están correlacionadas con las variables independientes, las estimaciones de los modelos de efectos fijos pueden ser sesgadas.
5. Aplicación del Propensity Score Matching: la forma en que se calculan las puntuaciones de propensión puede afectar los resultados. Por lo tanto, se debe interpretar con cuidado los resultados de un análisis de PSM. Como respuesta a esta limitación, he probado varias formas de calcular el Propensity Score, como el vecino más cercano, los diez vecinos más cercanos, emparejamiento óptimo y emparejamiento por subclase. A pesar de esta precaución, es importante recordar que la puntuación de propensión es solo una manera de equilibrar las covariables observadas entre los grupos de tratamiento y control, y que el método puede no ser efectivo para equilibrar las covariables no observadas.

A pesar de estas limitaciones, se considera que el estudio ofrece una visión significativa del impacto de la Beca Benito Juárez en el rendimiento escolar de los estudiantes de secundaria en México. Para garantizar que las conclusiones sean tan sólidas y válidas como sea posible dentro de las limitaciones de los datos y los procedimientos utilizados, se realiza un análisis exhaustivo de los datos y una consideración cuidadosa de los lineamientos del programa.

¹² Véase en: *Beca para el Bienestar Benito Juárez de Educación Básica* | Coordinación Nacional de Becas para el Bienestar Benito Juárez | Gobierno | gob.mx <https://www.gob.mx/becasbenitojuarez/articulos/beca-para-el-bienestar-benito-juarez-de-educacion-basica>

5 Estadística descriptiva

En este análisis, se recolectaron datos de todas las 32 entidades federativas de la República Mexicana. Esto incluye información tanto de los beneficiarios de la beca como del número total de estudiantes de secundaria. Sin embargo, es importante precisar que la cobertura de datos no abarcó la totalidad de los municipios del país. De acuerdo con el INEGI, México está conformado por 2,475 municipios.¹³ En contraste, la base de datos con la que trabajé incorpora información de 1,976 municipios. Esto significa que la base de datos representa aproximadamente el 79.8% de todos los municipios en México. Esta cobertura considerable proporciona una visión representativa y amplia de las condiciones socioeconómicas y académicas en gran parte del país.

Dentro de estos 1,976 municipios cubiertos en el estudio, se obtuvieron las siguientes estadísticas descriptivas:

Cuadro 1: Número de estudiantes y becarios por municipio

Estudiantes de Secundaria		Beneficiarios Beca Benito Juárez	
Medida	Valor	Medida	Valor
Media	2626.897	Media	886.4917
Desviación estándar	6518.736	Desviación estándar	1579.445
Rango	10 - 79869	Rango	0 - 23502
25%	343	25%	142
Mediana (50%)	886	Mediana (50%)	370
75%	2047	75%	942

Fuente: Estadística 911 y padrón de beneficiarios de la Beca Benito Juárez.

El cuadro de resultados que presenté previamente muestra un promedio de 2626 estudiantes de secundaria por municipio. Esta cifra se ilustra también en la figura 1 del anexo, que ofrece un mapa de densidad. Aquí se evidencia una distribución bastante homogénea de estudiantes de secundaria en los municipios de todo el país. Podría suponer, a partir de estos datos, que la distribución de las becas seguiría un patrón similar. Sin embargo, la investigación revela que este no es el caso. Los datos indican una discrepancia entre la distribución uniforme de los estudiantes y la asignación de las becas. En el cuadro 1 podemos observar que en promedio hay 886 estudiantes de secundaria beneficiarios de la beca Benito Juárez por municipio.

La figura 2 en el anexo parece indicar que la asignación de becas a lo largo del país es bastante equitativa. Sin embargo, este planteamiento puede resultar confuso. Cuando contrastamos la cantidad de becarios con el total de estudiantes, el cuadro general cambia significativamente. Es decir, a pesar de que, en promedio, el programa de becas se distribuye de forma homogénea en todo el país, no se considera la densidad de estudiantes en los municipios. Esta situación podría sugerir la necesidad de aumentar el apoyo financiero en aquellos municipios donde una proporción considerable de estudiantes se queda sin acceso a las becas.

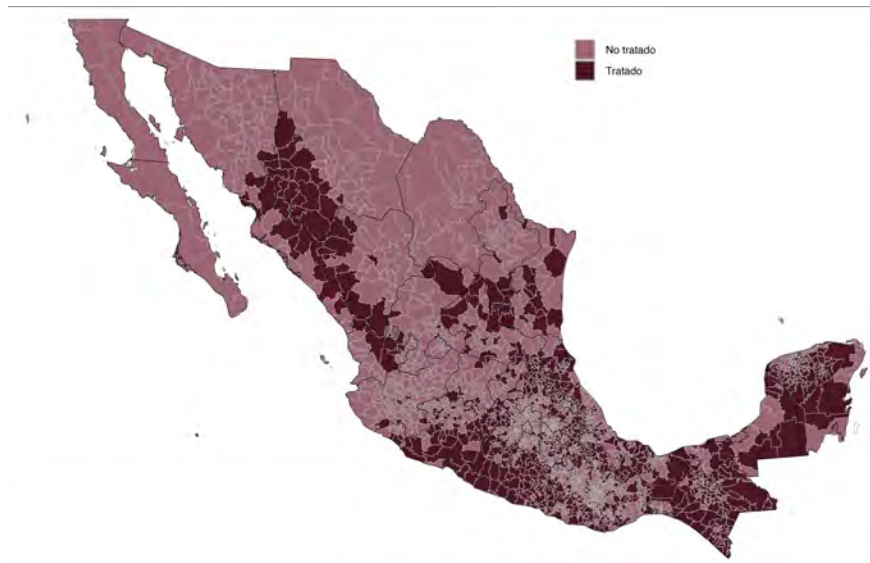
- Share: mediana y cuartiles:

Esta variable es la proporción de alumnos becados por municipio entre alumnos de secundaria totales. Se transforma en un valor binario de dos formas: comparándola con la mediana y segmentándola por cuartiles.

Al ajustar la variable ‘share’ con base a la mediana de las observaciones, notamos una falta de consistencia entre los municipios tratados y el mapa de densidad de los estudiantes becados por municipio. Esta disparidad surge debido a los criterios principales del programa de becas. El programa está diseñado específicamente para apoyar a los estudiantes cuyas familias residen en comunidades desfavorecidas y que carecen de ingresos suficientes para satisfacer sus necesidades básicas.

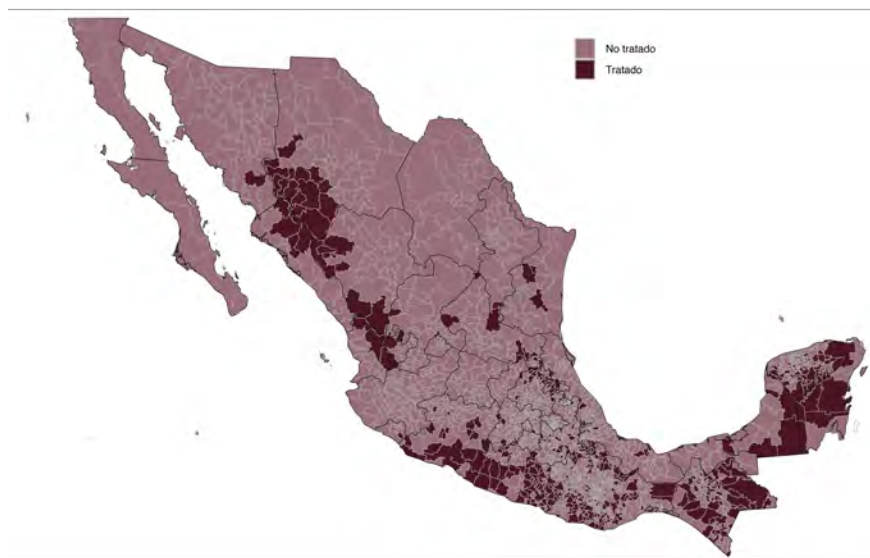
¹³ Véase en: [México en cifras (inegi.org.mx)](<https://www.inegi.org.mx/app/areasgeograficas/collapse-Resumen>)

Figura 1: Variable de tratamiento: Share



Fuente: Elaboración propia con la Estadística 911 y el padrón de beneficiarios de la Beca BJ.

Figura 2: Variable de tratamiento: Share por cuartiles



Fuente: Elaboración propia con la Estadística 911 y el padrón de beneficiarios de la Beca BJ.

El mapa “Share: cuartiles” muestra una transformación más restrictiva de la variable ‘Share’, destacando únicamente los municipios que poseen la mayor concentración de estudiantes becados. En otras palabras, resalta los municipios con la proporción más alta de beneficiarios de la beca. Es notable que las áreas con la mayor cantidad de municipios tratados se mantienen consistentes. Sin embargo, debido a la naturaleza selectiva del método de transformación empleado, se evidencia una reducción en la cantidad de municipios cubiertos por el programa de becas.

- Resultados del examen:

Como ya fue previamente mencionado, la estimación del impacto de la beca será evaluada con respecto al rendimiento de los alumnos en una prueba estandarizada como la PLANEA. A continuación muestro un cuadro con las medidas de tendencia de los resultados de la prueba en español y matemáticas.

Cuadro 2: Promedio Español y Matemáticas prueba PLANEA 2019

Español		Matemáticas	
Medida	Valor	Medida	Valor
Media	461.5518	Media	504.3861
Mediana	465.72	Mediana	502.71
Desviación estándar	45.29391	Desviación estándar	54.34667
Rango	0 - 654.81	Rango	0 - 949.54
25%	438.64	25%	473.36
Mediana (50%)	465.72	Mediana (50%)	502.71
75%	490.72	75%	533.35

Fuente: Base de datos de PLANEA 2019.

Es relevante mencionar que las pruebas de español y matemáticas tenían un puntaje máximo de 700 y 950 puntos respectivamente. Al examinar el cuadro de resultados presentada anteriormente, se puede observar que las puntuaciones promedio en ambas disciplinas son notoriamente bajas, una realidad que también se refleja en los mapas 3 y 4 del anexo.

Estos mapas indican que los resultados en español tienden a ser ligeramente superiores en comparación con los de matemáticas. Sin embargo, resulta preocupante que la puntuación media apenas alcance el umbral de aprobación. Sería de gran interés realizar un seguimiento de la evolución del país en este aspecto crucial a lo largo de los años.

- Covariables:

Es esencial incorporar covariables a mi modelo con el objetivo de controlar los factores que pueden afectar mi variable dependiente, en este caso, el rendimiento académico de los alumnos. Estos factores están más allá de mi variable de interés principal, es decir, el impacto de la beca. En resumen, las covariables permiten aislar el efecto de la beca sobre el rendimiento académico al ajustar y controlar otros factores que también podrían estar influenciando dicho rendimiento.

En el mapa 5 del anexo, es notable que los municipios con baja marginación se ubican principalmente en las regiones central y norte del país, mientras que los municipios con mayor marginación se sitúan en el sur. A partir de los mapas presentados, puedo deducir que la mayoría de los municipios categorizados como altamente marginales también son beneficiados por el programa de Becas Benito Juárez.

6 Resultados

6.1 Modelo de regresión lineal múltiple

Ahora bien, voy a introducir la tabla con los resultados derivados de mi primera regresión lineal múltiple, que incorpora efectos fijos por estado. Esta tabla refleja los desempeños de los estudiantes en las secciones de español y matemáticas del examen Planea 2019.

Los resultados del cuadro 3 presentan el análisis de una regresión lineal múltiple, en la que se investiga la relación entre las variables dependientes (puntuación) y un conjunto de variables independientes. En este caso, la variable de interés es Share definida por cuartiles, que en términos prácticos representa a los municipios que se encuentran en el cuarto cuartil de la proporción de beneficiarios de becas entre los estudiantes. Los coeficientes obtenidos para esta variable en los modelos de español y matemáticas son -0.1898 y -0.2206 respectivamente. Esto significa que si un municipio se encuentra en el cuarto cuartil de la proporción de beneficiarios de becas, podemos esperar que sus resultados en las pruebas de español y matemáticas disminuyan en 0.1898 y 0.2206 desviaciones estándar respectivamente, manteniendo todas las demás variables constantes. Es importante resaltar que estos resultados son estadísticamente significativos (indicado por las tres estrellas en la tabla). En cuanto a las medidas de ajuste del modelo, los valores de R^2 para español y matemáticas son de 0.1210 y 0.0327 respectivamente. Esto indica que mi modelo explica el 12.10% y el 3.27% de la variación en los resultados de español y matemáticas respectivamente. Los valores de R^2 ajustada son ligeramente más bajos (0.1028 y 0.0126 respectivamente), lo que se espera ya que el R^2 ajustado toma en cuenta el número de predictores en el modelo. Es posible concluir que existe una relación significativa entre la proporción de beneficiarios de becas en un municipio (específicamente aquellos municipios en el cuarto cuartil) y el rendimiento en las pruebas de español y matemáticas.

Cuadro 3: Regresión lineal múltiple: Español y Matemáticas

	Variables dependientes	
	DE Español	DE Matemáticas
	(1)	(2)
Share binaria: cuartiles	-0.1898*** (0.0690)	-0.2206*** (0.0721)
Población total	0.000004*** (0.000001)	0.000004*** (0.000001)
Población 12 a 14	-0.0001*** (0.00003)	-0.0001*** (0.00003)
Índice de Desarrollo Humano	5.5718*** (1.2911)	3.0059** (1.3490)
Índice de Salud	-0.4669 (0.6721)	-0.3507 (0.7023)
Índice de Ingreso	-0.6075 (0.9554)	-1.0008 (0.9983)
Marginalidad	-3.0854*** (0.4733)	-0.9526* (0.4945)
Observations	1,920	1,920
R ²	0.1210	0.0327
Adjusted R ²	0.1028	0.0126
Residual Std. Error (df = 1880)	0.9380	0.9801
F Statistic (df = 39; 1880)	6.6367***	1.6298***

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Control por efectos fijos de entidad.

Cada columna representa una regresión diferente.

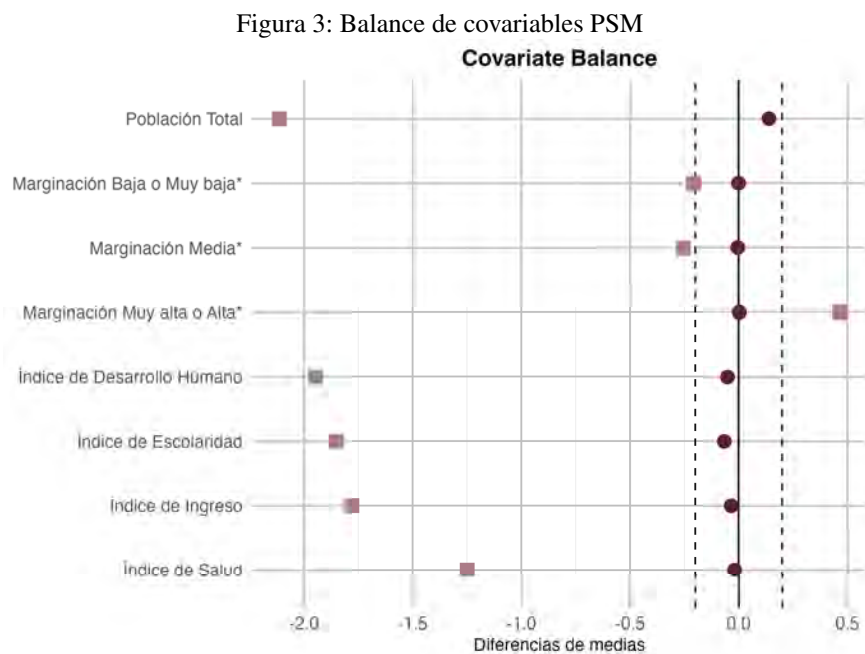
*, **, *** Significativo al 10, 5 y 1 por ciento respectivamente.

Fuente: Padrón de Beneficiarios de la Beca BJ, Base de datos PLANEA 2019, Estadística 911, Censo Poblacional INEGI 2020, Base de datos del PNUD (IDH Municipal).

6.2 Propensity Score Matching

En esta parte del análisis, busco estimar los propensity scores para un conjunto de variables de interés, en este caso: Población total, marginalidad, índice de desarrollo humano, índice de escolaridad, índice de ingresos e índice de salud. Así mismo, como lo mencioné en las limitantes del modelo PSM, este es sensible a la forma en que se calcula el Propensity Score, por lo que es importante realizarlo de maneras diferentes (nearest neighbor, 10 nearest neighbors, emparejamiento óptimo y emparejamiento por subclases) para hacerle frente a esta limitante.

Una vez estimados los propensity scores, es esencial verificar el balance de las covariables tanto antes como después del proceso de matching. La figura 3 muestra el balance entre covariables antes y después de PSM; estas se consideran balanceadas si los puntos representativos (círculos color vino) están dentro de las líneas de umbral.



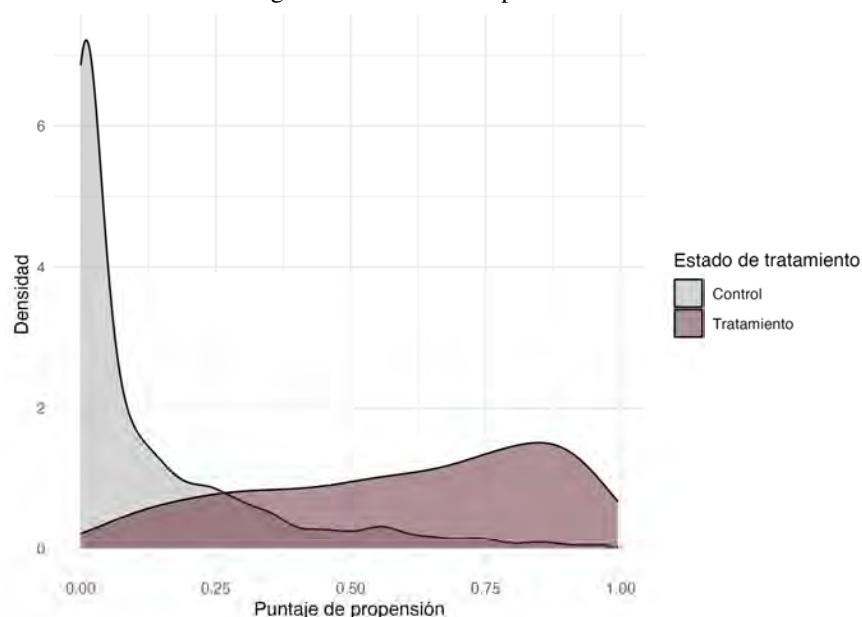
Fuente: Elaboración propia con datos del Censo Poblacional 2020 y PNUD 2020.

Ahora bien, voy a realizar un análisis de soporte común, que es la región donde existen tanto participantes tratados como controles para una determinada puntuación de propensión. Si un participante tratado tiene una puntuación de propensión para la cual no hay un control equivalente, se dice que está fuera del área de soporte común. En este caso, se suele excluir de los análisis posteriores ya que no es posible encontrar un contrafactual válido.

Por lo tanto, para determinar si existe un área de soporte común, es necesario observar la distribución de las puntuaciones de propensión para los participantes tratados y controles. Si las distribuciones se superponen en un rango de puntuaciones de propensión, se puede decir que existe un área de soporte común.

La gráfica muestra la distribución de las puntuaciones de propensión para los grupos de control y tratamiento. Esta distribución es importante para entender el soporte común entre estos grupos, que es un supuesto clave en el Análisis de Puntuación de Propensión. Según esta, es posible ver que la región de soporte común para mis datos va desde aproximadamente 0.002 hasta 0.973. Esto significa que las observaciones con una puntuación de propensión entre estos dos valores tienen tanto municipios tratados como de control correspondientes, permitiendo una comparación

Figura 4: Análisis de soporte común



Fuente: Elaboración propia con datos del Censo Poblacional 2020 y PNUD 2020.

válida entre estos dos grupos. En otras palabras, mis datos muestran una buena superposición en las puntuaciones de propensión entre los grupos de tratamiento y control, lo cual es una buena señal para la validez del análisis de puntuación de propensión. También es interesante notar que el rango de puntuaciones de propensión para el grupo de tratamiento es ligeramente más amplio que el rango para el grupo de control. Esto podría indicar que hay algunos municipios tratados con puntuaciones de propensión muy altas para los cuales no hay municipios de control correspondientes. Para mejorar el análisis será muy valioso aplicar el modelo de Inverse probability of treatment weight, dado que este le podrá dar un mejor equilibrio a mis datos.

Después de confirmar el balance de las covariables y hacer un análisis de soporte común, se procede a analizar los efectos del tratamiento. Esto se hace mediante la creación de un nuevo conjunto de datos que solo contiene las observaciones que han sido emparejadas en el proceso de PSM. Finalmente, se emplea un modelo de regresión lineal para evaluar los efectos de la variable de tratamiento Share en la variable dependiente: resultado estandarizado de Matemáticas y español, utilizando solo las observaciones emparejadas. Los resultados de este modelo proporcionan una visión detallada de los efectos del tratamiento, mejorando así la validez de las inferencias en el análisis económico.

Los resultados que se presentan en el cuadro anterior corresponden a un análisis de regresión lineal después de haber aplicado el método de emparejamiento por puntuación de propensión (PSM), el cual se utiliza para comparar municipios con características observables similares y así reducir el sesgo de selección. Este análisis se ha enfocado en una variable de tratamiento restrictiva, que solo incluye a los municipios con una alta proporción de estudiantes beneficiarios de becas. En el caso de los resultados de español, el coeficiente de Share es -0.2242 . Esto sugiere que si un municipio está en el cuarto cuartil de la proporción de beneficiarios de becas respecto al cuartil uno, se podría esperar que sus resultados en las pruebas de español disminuyan en 0.2242 desviaciones estándar, manteniendo todas las demás variables constantes. Esta relación es estadísticamente significativa (indicado por tres estrellas), lo que sugiere una fuerte confianza en esta relación. Para los resultados de matemáticas, el coeficiente de Share es -0.2064 . Al igual que con español, esto indica que los municipios en el cuarto cuartil de la proporción de beneficiarios de becas tendrían

Cuadro 4: Emparejamiento por Puntuación de Propensión: Español y Matemáticas

	Variables dependientes			
	DE Español (1)	DE Matemáticas (2)	DE Español (CA) (3)	DE Matemáticas (CA) (4)
Share binaria: cuartiles	-0.2242*** (0.0823)	-0.2064** (0.0879)	-0.2773*** (0.0937)	-0.2185** (0.1010)
Constante	-0.0341 (0.0582)	0.0769 (0.0621)	-0.5399 (0.4890)	0.2286 (0.5275)
Observations	550	550	550	550
R ²	0.0134	0.0100	0.0715	0.0496
Adjusted R ²	0.0116	0.0082	0.0216	-0.0015
Residual Std. Error	0.9648 (df = 548)	1.0305 (df = 548)	0.9599 (df = 521)	1.0355 (df = 521)
F Statistic	7.4229*** (df = 1; 548)	5.5173** (df = 1; 548)	1.4330* (df = 28; 521)	0.9701 (df = 28; 521)

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Cada columna representa una regresión diferente.

*, **, *** Significativo al 10, 5 y 1 por ciento respectivamente.

La tercera y cuarta columna representan una prueba de robustez, se introducen controles (CA).

Fuente: Padrón de Beneficiarios de la Beca BJ, Base de datos PLANEA 2019, Estadística 911, Censo Poblacional INEGI 2020, Base de datos del PNUD (IDH Municipal).

resultados de matemáticas que disminuyen en 0.2064 desviaciones estándar, manteniendo todo lo demás constante. Este resultado es estadísticamente significativo (indicado por dos estrellas), lo que proporciona una confianza moderada en esta relación.

En cuanto a las medidas de ajuste del modelo, los valores de R^2 para español y matemáticas son 0.0134 y 0.0100, respectivamente. Esto indica que los modelos explican alrededor del 1.34% y 1% de la variabilidad en los resultados de español y matemáticas, respectivamente. Los valores de R^2 ajustado son ligeramente más bajos (0.0116 y 0.0082, respectivamente), lo que se espera ya que el R^2 ajustado toma en cuenta el número de predictores en el modelo. A partir de los resultados, encontramos una relación negativa y significativa entre la proporción de beneficiarios de becas en un municipio (específicamente aquellos municipios en el cuarto cuartil) y el rendimiento en las pruebas de español y matemáticas. Aunque los modelos no explican una gran parte de la variabilidad en los resultados, estos hallazgos son estadísticamente significativos y proporcionan una evidencia valiosa de los efectos del programa de becas.

- Prueba de robustez:

En la tercera y cuarta columna del cuadro, incorporé controles por la entidad y la variable de marginalidad. Los hallazgos revelan un coeficiente negativo y estadísticamente significativo de -0.2773 para la variable de intervención. Esto indica que, en promedio, un incremento en la variable de intervención conduce a una disminución correspondiente en la puntuación de Español. La significancia estadística de este coeficiente subraya la solidez de esta relación. En el caso de la puntuación de Matemáticas, utilicé los mismos controles. Los resultados señalan un coeficiente negativo y estadísticamente significativo de -0.2185 para la variable de intervención, lo que sugiere que un aumento en la intervención está relacionado con una disminución en el desempeño de Matemáticas.

Es crucial destacar que la implementación de estos modelos de Propensity Score Matching con controles ofrece un análisis más robusto que los modelos no ajustados. Al incorporar estas variables, estoy controlando posibles

factores de confusión que podrían estar influenciando los resultados. No obstante, es prudente mantener cautela al interpretar estos resultados, ya que la inclusión de estos controles no erradica totalmente la posibilidad de sesgos por variables omitidas. Al ajustar el modelo por entidad y marginalidad, estoy teniendo en cuenta las variaciones entre las diferentes entidades y niveles de marginación, lo que es un paso esencial para asegurar la robustez de los resultados. La consistencia de los resultados entre los modelos con y sin controles refuerza la validez de mis hallazgos, sugiriendo que las variables de control no confunden de manera significativa la relación entre la variable de intervención y las puntuaciones de Español y Matemáticas.

En el Anexo presento las tablas de resultados de las regresiones pero con las distintas formas de calcular el Propensity Score. Es crucial que los diferentes modelos de PSM, incluidos el vecino más cercano, los diez vecinos más cercanos, el emparejamiento óptimo y el emparejamiento por subclase, produzcan resultados similares. Esto indica que mis hallazgos son sólidos y no dependen del método de emparejamiento de PSM específico utilizado. Los diferentes enfoques de PSM ofrecen ajustes y balances diferentes para los datos. El emparejamiento óptimo minimiza la distancia total entre los casos tratados y control, mientras que el emparejamiento de vecinos más cercanos es más local y puede ser más preciso en muestras grandes. El emparejamiento por subclase intenta crear grupos homogéneos en términos de la puntuación de propensión. Los resultados son consistentes a través de estos diferentes enfoques, lo que demuestra que estos son sólidos a las diferentes especificaciones de regresión y técnicas para abordar el problema de sesgo de selección. A pesar de que los coeficientes son similares en magnitud, existen diferencias. La técnica de emparejamiento por subclases parece generar el coeficiente más alto (en valor absoluto), lo que podría indicar que esta estrategia es más sensible a las variaciones en el tipo de participación Share.

6.3 Inverse probability of treatment weight

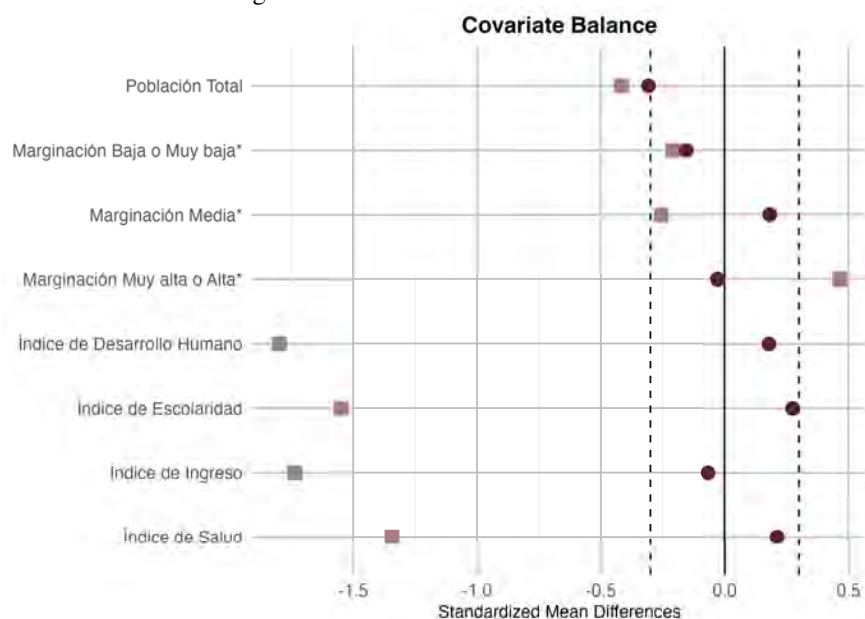
Según la metodología mencionada, el siguiente paso es ejecutar un análisis utilizando el método de ponderación por la probabilidad inversa del tratamiento (Inverse Probability of Treatment Weighting, IPTW), este enfoque que permite ajustar por la propensión a recibir un tratamiento en base al mismo conjunto de covariables con el que estimamos el PSM. Inicialmente, se estiman los propensity scores y se calculan los pesos de IPTW, empleando la misma regresión logística que en el análisis previo, utilizando las covariables: Población total, marginalidad, índice de desarrollo humano, índice de escolaridad, índice de ingresos e índice de salud.

Una vez calculados los pesos de IPTW, es importante verificar el balance de las covariables después de aplicar estos pesos. La figura 5 proporciona información sobre las razones de las varianzas y las medias estandarizadas de las covariables en el grupo de tratamiento y control. Si las covariables están balanceadas después de aplicar los pesos (las razones de varianzas y las medias estandarizadas están cerca de 1 y 0, respectivamente), puedo proceder con el análisis de los efectos del tratamiento.

Para llevar a cabo el análisis de los efectos del tratamiento, se crea un objeto que incorpora los pesos de IPTW en los datos. Esta etapa permite acomodar los pesos de IPTW en el proceso de análisis subsiguiente. Finalmente, se ejecuta el modelo de regresión lineal que estiman los efectos del tratamiento Share en el rendimiento en español y matemáticas, representado por las variables resultado estandarizado de Español y Matemáticas, respectivamente. Los resultados de estos modelos proporcionan los efectos estimados de la beca, tomando en cuenta la probabilidad inversa del tratamiento. La interpretación de estos resultados debe realizarse en el contexto del diseño del estudio y las covariables incluidas en el modelo.

De acuerdo con los resultados de las dos regresiones realizadas, utilizando como variables dependientes los resultados en Español y Matemáticas, se observan ciertas diferencias. En el caso de Español, se encuentra un coeficiente

Figura 5: Balance de covariables IPTW



Fuente: Elaboración propia con datos del Censo Poblacional 2020 y PNUD 2020.

Cuadro 5: Ponderación por la Probabilidad Inversa del Tratamiento: Español y Matemáticas

	Variables dependientes			
	DE Español (1)	DE Matemáticas (2)	DE Español (CA) (3)	DE Matemáticas (CA) (4)
Share binaria: cuartiles	-0.2440*** (0.0780)	-0.0279 (0.1366)	-0.2828*** (0.0724)	-0.1563 (0.0996)
Constante	0.0145 (0.0352)	0.0436 (0.0336)	-0.4048 (0.2928)	-0.1518 (0.3005)
Observations	1,976	1,976	1,976	1,976
Log Likelihood	-2,953.1020	-3,157.2360	-2,893.8730	-3,070.5010
Akaike Inf. Crit.	5,910.2030	6,318.4720	5,857.7450	6,211.0010

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Cada columna representa una regresión diferente.

*, **, *** Significativo al 10, 5 y 1 por ciento respectivamente.

La tercera y cuarta columna representan una prueba de robustez, se introducen controles (CA).

Fuente: Padrón de Beneficiarios de la Beca BJ, Base de datos PLANEA 2019, Estadística 911, Censo Poblacional INEGI 2020, Base de datos del PNUD (IDH Municipal).

negativo y significativo al 1% para la variable “Share binaria: cuartiles” (-0.2470). Esto sugiere que, manteniendo constantes las demás variables, un incremento en la proporción de beneficiarios de beca dentro de un municipio podría estar asociado con una disminución en los resultados de Español de 0.247 desviaciones estándar. Por otra parte, en el caso de Matemáticas, el coeficiente asociado a “Share binaria: cuartiles” es de 0.0546 y no resulta estadísticamente significativo a los niveles convencionales, lo que impide afirmar con seguridad que esta variable tenga un efecto sobre los resultados de Matemáticas. Con respecto a las constantes, solo en el modelo de Matemáticas es estadísticamente

significativa al 10%, lo que indica que, cuando todas las demás variables son iguales a cero (es decir, en los municipios donde la proporción de beneficiarios es igual al primer cuartil), los resultados en Matemáticas son 0.0568 desviaciones estándar por encima del promedio.

Finalmente, en relación a las medidas de ajuste del modelo, los valores de Log Likelihood y Akaike Inf. Crit. sugieren que los modelos presentan un ajuste razonable a los datos, aunque no óptimo. La Log Likelihood es una medida de qué tan probable es que los datos observados sean producidos por el modelo estimado, y los modelos con valores más altos son preferibles. Por su parte, el criterio de información de Akaike (AIC) es una medida de la calidad relativa de un modelo estadístico, para un conjunto dado de datos, donde los modelos con AIC más bajo son preferibles. En este caso, los valores reportados no indican que los modelos sean los más adecuados para los datos, pero sí proporcionan un ajuste aceptable.

- Prueba de robustez:

Cuando comparo los modelos sin controles y con controles, parece que el efecto de la Beca Benito Juárez en los puntajes de los exámenes se mantiene y se vuelve más fuerte (al menos en el caso de Español). Esto se ve al comparar los coeficientes de “Share” en cada modelo. Además, los valores de R^2 y R^2 ajustado aumentan en los modelos con controles, lo que indica que estos modelos explican una mayor proporción de la variabilidad en los puntajes de los exámenes. Sin embargo, el aumento no es demasiado significativo.

El modelo de capital humano de Gary Becker está en el centro de este análisis. De manera similar a las inversiones en maquinaria o equipo, este propuso que la educación y la formación son inversiones que aumentan la productividad y el ingreso de una persona. Al brindar asistencia financiera a los estudiantes, la beca Benito Juárez puede ayudar a reducir los costos directos de la educación, lo que permite a más estudiantes decidir invertir en su propia educación. Sin embargo, según Becker, la educación funciona mejor cuando los estudiantes están bien preparados (Becker, 2009). A pesar de que el programa Beca del Bienestar Benito Juárez para educación básica disminuye los gastos escolares, no necesariamente altera las habilidades que los estudiantes ya poseen antes de ingresar a la escuela secundaria, lo que puede reducir la eficacia del programa. Por lo tanto, aunque el programa de becas puede hacer que la educación sea más accesible, puede haber limitaciones en cuánto pueden mejorar realmente las habilidades y capacidades de los estudiantes si no se abordan las deficiencias educativas previas.

Los resultados del análisis muestran que un aumento en la proporción de beneficiarios de becas en un municipio, particularmente en el cuarto cuartil, parece estar correlacionado con una disminución en los resultados de las pruebas de español y matemáticas. Estos resultados, según el modelo de Becker, pueden ser interpretados como una señal de que el programa de becas puede no ser suficiente para mejorar el rendimiento escolar por sí solo. Los beneficiarios de las becas pueden carecer de las habilidades académicas necesarias para tener un rendimiento óptimo, aunque tengan una barrera económica menos para asistir a la escuela. La afirmación de Becker de que la inversión en educación es más efectiva cuando los estudiantes están adecuadamente preparados se respalda por este hallazgo.

Además, la diferencia en la significancia estadística entre los resultados de Español y Matemáticas podría indicar que los beneficiarios de las becas podrían estar enfrentándose a desafíos más grandes en áreas de estudio específicas. Esto implica que, aunque la beca Benito Juárez puede disminuir los costos directos de la educación y mejorar el acceso a ella, también es importante abordar las disparidades en las habilidades previas de los estudiantes. Finalmente, los hallazgos muestran la relevancia de las inversiones en capital humano, y los resultados de las regresiones, aunque pueden parecer contraintuitivos, se pueden comprender a través del modelo de Becker. La educación no debe ser vista como una “solución mágica”, sino que debe acompañarse de estrategias complementarias que aborden las carencias previas de los estudiantes y garanticen que todos tengan las mismas oportunidades de beneficiarse de estas

inversiones.

6.4 Discusión global de resultados

Cuadro 6: Resumen de resultados

	Variables dependientes	
	DE Español	DE Matemáticas
Regresión lineal:		
Share binaria: cuartiles	-0.1898***	-0.2206***
PSM:		
Share binaria: cuartiles	-0.2242***	-0.2064**
IPTW:		
Share binaria: cuartiles	-0.2470***	0.0546

Fuente: Resultados principales de los modelos RL, PSM, IPTW.

Los resultados presentados en el cuadro 6, derivados de la aplicación de tres diferentes metodologías de análisis - Regresión Lineal, Propensity Score Matching (PSM) e Inverse Probability of Treatment Weighting (IPTW) - nos permiten tener una visión clara del efecto de la beca Benito Juárez en el rendimiento académico municipal en español y matemáticas de los estudiantes de secundaria en la prueba PLANEA 2019.

En todas las metodologías, los coeficientes para la variable ‘Share binaria: cuartiles’ son negativos y estadísticamente significativos en la mayoría de los casos, implicando un efecto negativo de la beca Benito Juárez sobre el rendimiento académico en las áreas mencionadas. Esta consistencia a través de diferentes metodologías subraya la robustez de estos hallazgos, sugiriendo que no son simplemente el producto de la elección de un enfoque de análisis en particular, sino que reflejan una tendencia subyacente en los datos. Estos resultados sugieren que, si bien la beca Benito Juárez puede tener otros beneficios, parece tener un efecto negativo en el rendimiento académico municipal. La razón de esto no es evidente a partir de los resultados y requeriría más investigación para entender por qué ocurre. Es posible que los factores que motivan la asignación de la beca también se relacionen con desafíos en el rendimiento académico, o que la recepción de la beca pueda influir en la actitud o comportamiento de los estudiantes de alguna manera que impacte en su rendimiento académico. Además, la uniformidad de estos resultados proporciona evidencia de la robustez de estos hallazgos, proporcionando una base para futuras investigaciones en esta área.

7 Conclusiones y recomendaciones

7.1 Conclusiones

Este estudio ha tratado de vislumbrar la influencia de la Beca para el Bienestar Benito Juárez de Educación Básica en el rendimiento académico de los estudiantes de secundaria en México. A pesar de tener buenas expectativas sobre el programa, los resultados indican que el impacto que este tiene en el rendimiento de los alumnos tiende a ser negativo, ya que los municipios con una mayor proporción de beneficiarios de la beca suelen mostrar una disminución en los resultados académicos, tanto en español como en matemáticas, con resultados más significativos en la primera asignatura. Estos hallazgos no son contradictorios con la literatura existente sobre programas de becas, que a menudo muestran una falta de impacto positivo en el rendimiento académico de los beneficiarios (De Hoyos, 2019; Glewwe, 2020; Mendoza, 2013). Como se mencionó al inicio de esta tesis, la evidencia empírica sugiere que los programas de becas en México, y en países con contextos similares, tienen efectos positivos en el aumento de la matrícula estudiantil y en la percepción de los padres sobre las calificaciones de sus hijos (Cabrera, 2018; Sanchez Vargas, 2020). Sin embargo, estos mismos han evidenciado que los programas pueden aumentar el rezago estudiantil y no impactar significativamente en el aprendizaje y performance de los alumnos. Aunque el objetivo principal del programa estudiado en esta tesis es fomentar el bienestar social de las familias con hijos en educación inicial, preescolar, primaria o secundaria para que continúen y concluyan sus estudios,¹⁴ también sería relevante que la beca tuviera un efecto en el desarrollo escolar de los alumnos. No solo asegurando que asistan a la escuela, sino también que tengan un buen desarrollo y aprovechamiento dentro de ella. Considero relevante un próximo estudio que también incluya la asistencia escolar, o “school enrollment”, como una variable dependiente para determinar si la BBJEB ha tenido algún efecto sobre dicha variable. A pesar de que los hallazgos pueden no ser los esperados, los objetivos de la tesis se cumplieron en términos de analizar el impacto de la beca.

Este estudio es relevante en el contexto más amplio de las políticas públicas destinadas a abordar la desigualdad educativa en México. Además podría ayudar a impulsar las intervenciones políticas futuras y a mejorar la efectividad de las políticas públicas en el sector de la educación. Finalmente, al contribuir a la literatura existente, este estudio puede ofrecer una base más sólida para tomar decisiones informadas y avanzar hacia un sistema educativo más equitativo en México.

7.2 Limitaciones

El estudio tiene varias limitaciones que deben tenerse en cuenta. En primer lugar, no se pueden controlar completamente las variables no observables, como la motivación de los estudiantes o la calidad de la enseñanza en el hogar, que pueden influir tanto en la probabilidad de recibir una beca como en el rendimiento escolar. En segundo lugar, la falta de datos longitudinales limita la capacidad para evaluar los efectos a largo plazo de la Beca Benito Juárez en el rendimiento escolar. Por último, el estudio asume que los efectos de la Beca Benito Juárez son uniformes entre los estudiantes, lo cual puede no ser el caso en la realidad. Al tener un set de datos más completos, sería muy relevante hacer una evaluación del efecto de la beca en el mediano y largo plazo, para observar si los resultados obtenidos en este trabajo se mantienen consistentes o cambian con el tiempo. Sin embargo, a pesar de las limitaciones, los modelos y la metodología empleados fueron los más sólidos posibles en relación al conjunto de datos que tenía.

¹⁴ Véase en: Beca para el Bienestar Benito Juárez de Educación Básica, Coordinación Nacional de Becas para el Bienestar Benito Juárez

7.3 Recomendaciones

En base a los hallazgos y limitaciones del estudio, se recomienda que se realicen más investigaciones para entender mejor los efectos de la Beca Benito Juárez en el rendimiento escolar. Estas investigaciones deberían tratar de incorporar datos temporales y considerar la posibilidad de efectos heterogéneos de la beca. Además, sería útil investigar más a fondo las razones por las que la beca puede estar asociada con una disminución en el rendimiento académico. En términos de mejorar el programa de Becas Benito Juárez, se podría considerar la posibilidad de proporcionar apoyo adicional a los beneficiarios de la beca, como tutorías o asesoramiento académico, para ayudar a mejorar su rendimiento escolar. Es imposible negar la importancia de los alumnos de instancias tempranas vayan a la escuela, sin embargo, también es importante asegurar que tengan una educación de calidad. Es importante destacar que la brecha entre los niños y niñas en situación de alta marginación y bajo nivel de ingreso familiar, en comparación con los alumnos con más posibilidades económicas, sigue siendo muy grande. En este contexto, es poco probable que una beca por sí sola pueda disminuir las diferencias que, en este caso específico, se traducen en un bajo aprovechamiento y rendimiento escolar.

La educación es esencial para el crecimiento de una persona y de una sociedad. Es fundamental en México destinar más recursos a la educación en todos los niveles, especialmente en los niveles tempranos, ya que existe evidencia de que una educación temprana efectiva tiene un impacto significativo en el desarrollo a lo largo de la vida. La beca tiene como objetivo motivar a los estudiantes a seguir estudiando, a pesar de que sus resultados académicos no han sido tan positivos como se esperaba, lo que resalta la importancia de considerar un enfoque más amplio que no se limite únicamente a brindar ayuda financiera. La educación generalmente se puede considerar una inversión en el futuro. Al concentrarnos en la educación de niños y jóvenes, estamos sentando las bases para el desarrollo futuro de nuestro país. Sin embargo, los resultados preliminares sugieren que es necesario continuar investigando y evaluando diversas estrategias para mejorar la educación en México, con el fin de garantizar que todos los niños y jóvenes tengan la oportunidad de alcanzar su máximo potencial.

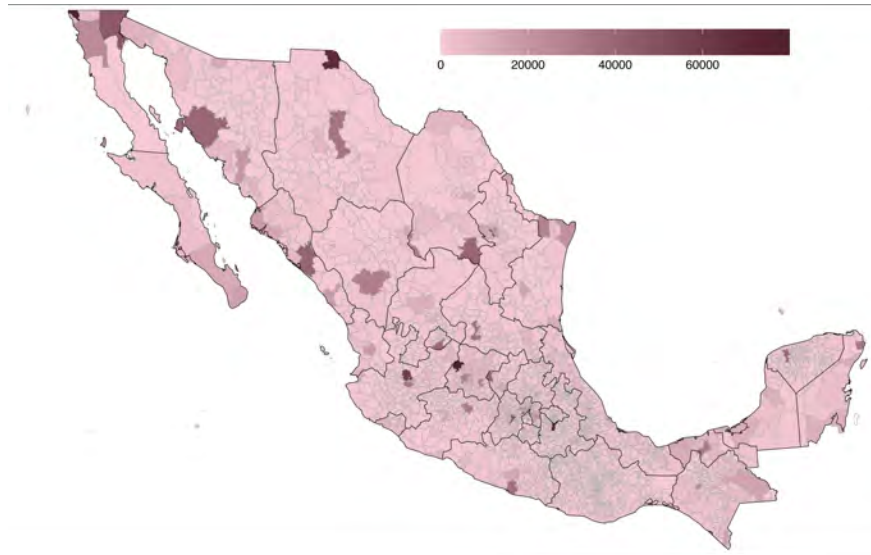
8 Bibliografía

- Bartik, T., Hershbein, B., & Lachowska, M. (2015). The effects of the Kalamazoo Promise scholarship on college enrollment, persistence, and completion. *Persistence, and Completion (June 29, 2015)*.
- Beca para el Bienestar Benito Juárez de Educación Básica. (2022). Coordinación Nacional de Becas para el Bienestar Benito Juárez. <https://www.gob.mx/becasbenitojuarez/articulos/beca-bienestar-para-las-familias-de-educacion-basica>
- Becker, G. S. (2009). *Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education*. University of Chicago press.
- Cabrera, F., Acevedo, C., Franco, R., Guadarrama, J., Cerda, S., Yáñez, D., & Fernández, A. (2018). *Evaluación de Impacto del Programa de Beca Salario del Estado de Morelos*. Recuperado el.
- Coordinación Nacional de Becas para el Bienestar Benito Juárez. (2019). *El Programa Nacional de Becas para el Bienestar Benito Juárez cumplió la meta de apoyar a 10 millones de estudiantes*. <https://www.gob.mx/becasbenitojuarez/articulos/el-programa-nacional-de-becas-para-el-bienestar-benito-juarez-cumplio-la-meta-de-apoyar-a-10-millones-de-estudiantes-215728?idiom=es>.
- Coordinación Nacional de Becas para el Bienestar Benito Juárez. (2023). *¿Qué hacemos?* <https://www.gob.mx/becasbenitojuarez/que-hacemos>.
- Cunningham, S. (2021). *Causal inference: The mixtape*. Yale university press.
- De Hoyos Navarro, R. E., Estrada, R., & Vargas, M. J. (2018). Predicting individual wellbeing through test scores: evidence from a national assessment in Mexico. *World Bank Policy Research Working Paper, 8459*.
- De Hoyos, R., Attanasio, O., & Meghir, C. (2019). *Targeting High School Scholarships to the Poor: The Impact of a Program in Mexico*. National Bureau of Economic Research.
- Diaz, J. J., & Handa, S. (2006). An assessment of propensity score matching as a nonexperimental impact estimator evidence from Mexico's PROGRESA program. *Journal of human resources, 41(2)*, 319-345.
- Favila Tello, A., & Navarro Chávez, J. C. L. (2017). Desigualdad educativa y su relación con la distribución del ingreso en los estados mexicanos. *CPU-e. Revista de Investigación Educativa, 24*, 75-98.
- Glewwe, P., Lambert, S., & Chen, Q. (2020). Education production functions: updated evidence from developing countries. En *The Economics of Education* (pp. 183-215). Elsevier.
- Gobierno de México. (2023). *Beca para el Bienestar Benito Juárez de Educación Básica*. <https://www.gob.mx/becasbenitojuarez/acciones-y-programas/beca-para-el-bienestar-benito-juarez-de-educacion-basica-203390>.
- Gómez Triana, F. J. (2013). *El impacto del programa mexicano de becas PRONABES en el rendimiento académico de los alumnos de licenciatura de la UANL, generación 2007-2012*.
- Heckman, J. J., Ichimura, H., & Todd, P. (1998). Matching as an econometric evaluation estimator. *The review of economic studies, 65(2)*, 261-294.
- IDH Municipal México. (2023). <https://www.idhmunicipalmexico.org/>.
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2020). *Censo de Población y Vivienda 2020*. <https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/>.
- Mendoza, E. M., & Mendoza, R. M. (2013). Análisis del efecto de las becas económicas en el rendimiento escolar en una institución de nivel medio superior. *Investigación y Ciencia de la Universidad Autónoma de Aguascalientes, 59*, 41-47.
- Salinas Oviedo, D. A., Hernández, A. E., & Barboza-Palomino, M. (2017). Condición de becario y rendimiento académico en estudiantes de una universidad peruana. *Revista electrónica de investigación educativa, 19(4)*, 124-133.
- Sánchez Vargas, A., Villarespe Reyes, V., & Naranjo Carbajal, A. (2020). Becas Escolares y su impacto en la percepción

- del promedio escolar: evidencia para la Ciudad de México. *Problemas del desarrollo*, 51(201), 111-132.
- Schmelkes, S. (2018). *La desigualdad es el principal problema educativo de México*. <https://www.inee.edu.mx/la-desigualdad-es-el-principal-problema-educativo-de-mexico-sylvia-schmelkes/>.
- Tapia, L. A., & Valenti, G. (2016). Desigualdad educativa y desigualdad social en México. Nuevas evidencias desde las primarias generales en los estados. *Perfiles educativos*, 38(151), 32-54.

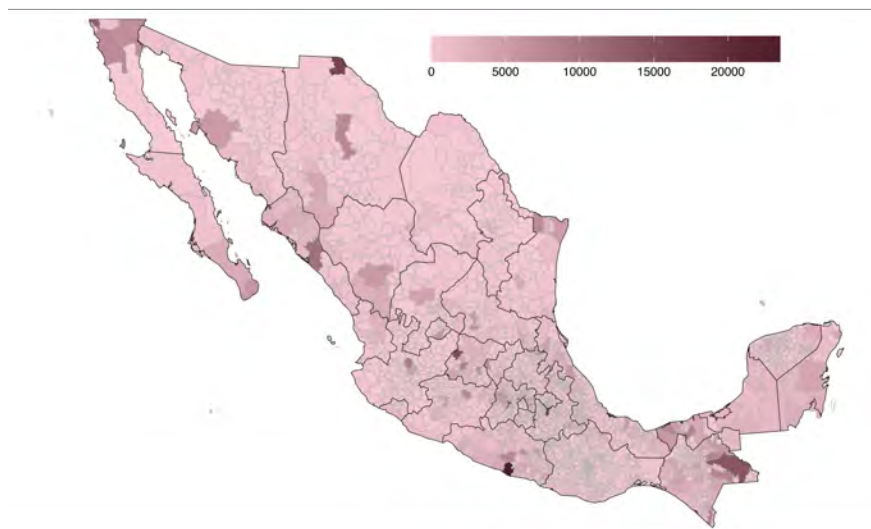
9 Anexo

Figura 6: Densidad de Estudiantes de secundaria por municipio



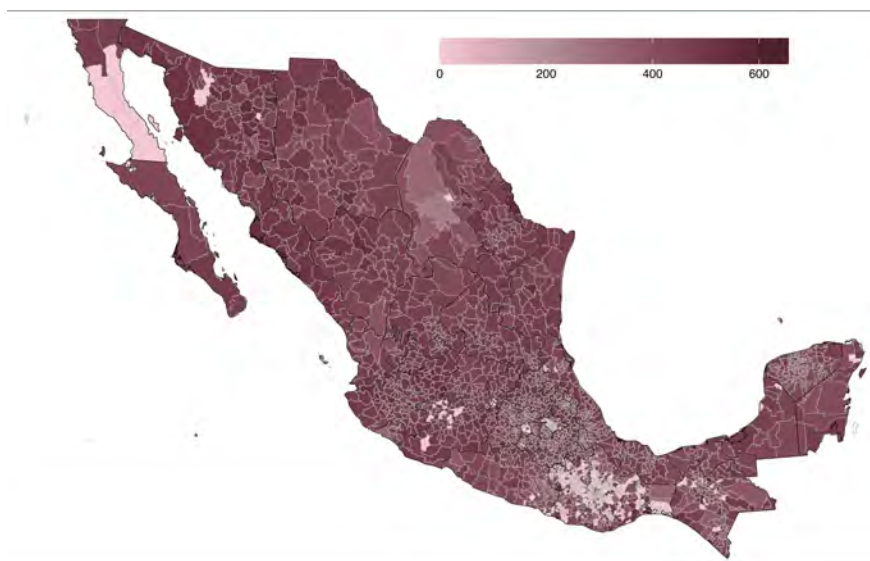
Fuente: Elaboración propia con datos de la Estadística 911.

Figura 7: Densidad de Estudiantes de educación básica por municipio que son beneficiarios de la Beca Benito Juárez



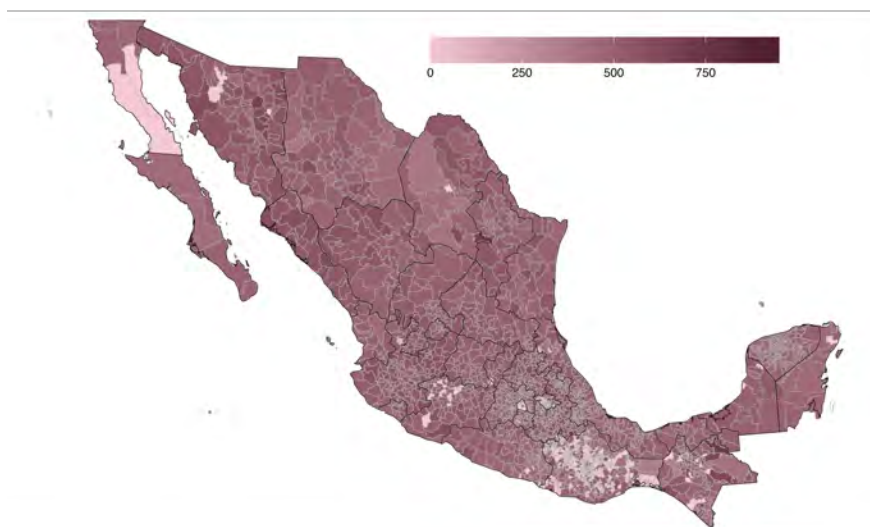
Fuente: Elaboración propia con datos del padrón de beneficiarios de la Beca BJ.

Figura 8: Promedio en Español del examen PLANEA 2019 por municipio



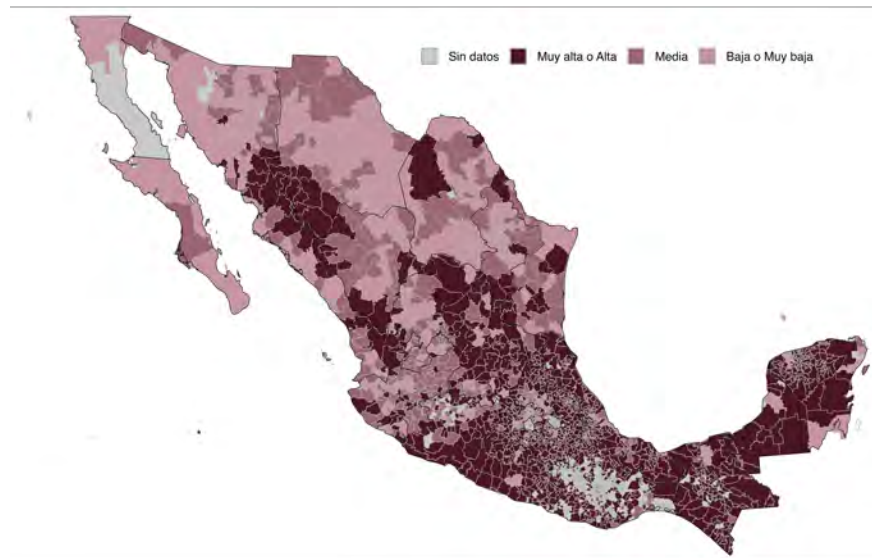
Fuente: Elaboración propia con la base de datos de PLANEA 2019.

Figura 9: Promedio en Matemáticas del examen PLANEA 2019 por municipio



Fuente: Elaboración propia con la base de datos de PLANEA 2019.

Figura 10: Nivel de Marginación por municipio



Fuente: Elaboración propia con la base de datos de PLANEA 2019.

Cuadro 7: Emparejamiento por Puntuación de Propensión: Español y Matemáticas (10 nearest neighbors)

	Variables dependientes	
	DE Español	DE Matemáticas
	(1)	(2)
Share binaria: cuartiles	-0.2710*** (0.0657)	-0.2420*** (0.0657)
Constante	-0.0849* (0.0465)	0.0352 (0.0464)
Observations	918	918
R ²	0.0182	0.0146
Adjusted R ²	0.0171	0.0135
Residual Std. Error (df = 916)	0.9958	0.9951
F Statistic (df = 1; 916)	16.9899***	13.5714***

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Cada columna representa una regresión diferente.

*, **, *** Significativo al 10, 5 y 1 por ciento respectivamente.

Fuente: Padrón de Beneficiarios de la Beca B1, Base de datos PLANEA 2019, Estadística 911, Censo Poblacional INEGI 2020, Base de datos del PNUD (IDH Municipal).

Cuadro 8: Emparejamiento por Puntuación de Propensión: Español y Matemáticas (Emparejamiento óptimo)

	Variables dependientes	
	DE Español	DE Matemáticas
	(1)	(2)
Share binaria: cuartiles	-0.2710*** (0.0657)	-0.2420*** (0.0657)
Constante	-0.0849* (0.0465)	0.0352 (0.0464)
Observations	918	918
R ²	0.0182	0.0146
Adjusted R ²	0.0171	0.0135
Residual Std. Error (df = 916)	0.9958	0.9951
F Statistic (df = 1; 916)	16.9899***	13.5714***

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Cada columna representa una regresión diferente.

*, **, *** Significativo al 10, 5 y 1 por ciento respectivamente.

Fuente: Padrón de Beneficiarios de la Beca BJ, Base de datos PLANEA 2019, Estadística 911, Censo Poblacional INEGI 2020, Base de datos del PNUD (IDH Municipal).

Cuadro 9: Emparejamiento por Puntuación de Propensión: Español y Matemáticas (Emparejamiento por Subclase)

	Variables dependientes	
	DE Español	DE Matemáticas
	(1)	(2)
Share binaria: cuartiles	-0.4667*** (0.0519)	-0.2747*** (0.0524)
Constante	0.1109*** (0.0254)	0.0680*** (0.0256)
Observations	1,920	1,920
R ²	0.0404	0.0141
Adjusted R ²	0.0399	0.0136
Residual Std. Error (df = 1918)	0.9703	0.9796
F Statistic (df = 1; 1918)	80.7908***	27.4731***

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Cada columna representa una regresión diferente.

*, **, *** Significativo al 10, 5 y 1 por ciento respectivamente.

Fuente: Padrón de Beneficiarios de la Beca BJ, Base de datos PLANEA 2019, Estadística 911, Censo Poblacional INEGI 2020, Base de datos del PNUD (IDH Municipal).