

**La Relación entre la Educación y el Género para la Empleabilidad con
Programas de Asistencialismo en México: Un Análisis Logit**
The Relationship Between Education and Gender on Employability with
Welfare Programs in Mexico: A Logit Analysis

David Cambron Jiménez¹

Recepción: 01/09/2025

Aceptación: 19/11/2025

Resumen

El presente trabajo analiza la relación entre la educación, el género y la empleabilidad bajo los estándares del programa de asistencialismo social Jóvenes Construyendo el Futuro (JCF) parte del programa Becas del Bienestar en México. Se utilizó un modelo logit con datos del Centro de Integración Juvenil (CJI) para estimar la probabilidad de obtener empleo antes de los doce meses que se puede tener como máximo la beca. Los resultados destacan diferencias notables con relación al sexo y el nivel educativo: las mujeres, que independientemente de su grado de estudios presentan pendientes negativas en su probabilidad de emplearse; los hombres con educación superior también muestran un efecto negativo, pero de menor magnitud del de las mujeres, sin embargo, los hombres que cuentan con media superior obtienen un efecto positivo. En términos generales de esta investigación se encontró que el género y la educación resultan variables estadísticamente significativas, mientras que la beca es marginalmente significativa en el modelo propuesto. El modelo global se valida a través de ser significante ante al modelo nulo, aunque el pseudo R^2 presente una baja capacidad explicativa. El hallazgo más relevante sugiere que las becas JCF no logran contrarrestar desigualdades estructurales de género y nivel educativo en la inserción laboral, así como también, que las mujeres con educación superior tienden a ser las más desfavorecidas por la beca con la probabilidad más baja para emplearse.

Abstract

This paper analyzes the relationship that exists between level of education, gender, and employability within the framework of the social welfare program *Jóvenes Construyendo el Futuro (JCF)*, part of Mexico's *Becas del Bienestar*. A logit model was applied using date from the *Centro de Integración Juvenil (CJI)* to estimate the probability of obtaining employment before the maximum twelve-month duration of the scholarship. The results highlight notable differences by sex and educational level: women, regardless of their education attainment, show negative slopes in their probability of employment; men with higher education also display a negative effect, though smaller in magnitude than the women, nevertheless, men with high school education obtain a positive effect. Overall, the study shows that gender and education are statistically significant variables, while the scholarship itself is marginally significant in the model. The global model is validated as significant against the null model, although the pseudo R^2 shows low explanatory power in the model. The most relevant finding suggests that JCF scholarships fail to counteract structural inequalities in gender and education within labor

¹ Egresado de la Licenciatura en Ingeniería Económica y Financiera Universidad La Salle Ciudad de México.

market insertion, with women holding higher education degrees being the most disadvantaged by the scholarship, showing the lowest probability of employment in the model.

Palabras Clave

Becas, Desempleo, Género

Key Words

Scholarships, Unemployment, Gender

Introducción

En México, la juventud que se encuentra en una situación donde no estudia, ni tampoco trabaja, constituye un desafío estructural para el desarrollo económico y social de México. Las becas Jóvenes Construyendo el Futuro (JCF) surgen como una política pública mexicana destinada a mitigar este fenómeno, ofreciendo una beca mensual de \$8,470.17 pesos mexicanos en 2025 y capacitación en centros de trabajo a jóvenes que rondan entre los 18 a 29 años (Gobierno de México, 2025).

El programa tiene como objetivos generales: “integrar a jóvenes en actividades de capacitación en el trabajo y, así, dotarlos de herramientas para una vida mejor” y “Alejar a los jóvenes del desempleo y del camino de conductas antisociales”. (Secretaría del Trabajo y Previsión Social, 2023), lo cual, se traduce en un programa que busca capacitar a los jóvenes para el mercado laboral y con ello disminuir el desempleo (Miquel, 2022).

Los datos del gobierno mexicano sustentan que 6 de cada 10 jóvenes que participan en el Programa tienen la posibilidad de incorporarse a una actividad productiva o algún empleo (Gobierno de México, 2024).

Tras cinco años de su operación inicial en 2019, a finales del 2024, la inversión ya se encontraba en los 115 mil millones de pesos mexicanos (Gobierno de México, 2024); beneficiando a 3,311,387 personas, siendo 1,382,284 hombres y 1,929,096 mujeres (Gobierno de México, 2025). Esta beca además presenta un reto social y ético, ya que existen varios medios como el Sol de Puebla, que demuestran que estas becas se utilizan en otros conceptos que no son para los becados, como el caso donde varios empresarios desvían dinero a manera de simulación a cambio de una remuneración menor al 10% (Juárez, 2021).

Por otra parte, la brecha de género sobre los salarios en México presenta que únicamente el 46% de las mujeres participan en la economía remunerada, frente al 77% de los hombres, señalando que las mujeres ganan 35% menos que los hombres en promedio (IMCO, 2024), por lo que un programa de este calibre tiene como objetivo fomentar más el cierre de la brecha salarial entre estas poblaciones.

Hoy en día, este programa de asistencialismo social representa un nuevo paradigma en México, ya que, aunque el objetivo se centre en reducir la desigualdad, desempleo y pobreza, no se ha demostrado que garantice la inserción en el mercado laboral una vez finalizado el proceso de capacitación (Miquel, 2022); a pesar de que varios medios oficiales del gobierno mexicano lo sostienen. Estas desvirtuaciones del programa han generado una variedad de preguntas respecto a su funcionamiento, tomando una de ellas como objeto de estudio: ¿Puede realmente esta beca promover la empleabilidad de México entre hombres y mujeres con relación a su grado de estudio? El presente artículo propone un modelo logit, el cual destaca las correlaciones que

tienen a esta beca tanto los hombres y las mujeres de conseguir un empleo con relación a su grado de estudio antes de los 12 meses que dura la beca, usando una muestra del Centro de Integración Juvenil (CIJ) en México hasta el 2024, los cuales son los únicos datos abiertos disponibles del gobierno mexicano en relación a las becas de Jóvenes Construyendo el Futuro. El fin de investigar este fenómeno es poder marcar un preámbulo a la construcción de políticas públicas más sólidas sobre el asistencialismo social en México con un enfoque de género y educación, ya que los datos y el análisis de este sujeto deberían de ser estudiados a más profundidad.

Además de la introducción, la estructura del presente artículo es, primeramente, un apartado sobre una revisión de la literatura existente, en un segundo momento se presenta los datos y la metodología relacionada con el modelo logit, en el tercero los resultados con su discusión y finalmente, en el último, las conclusiones donde se explican los resultados principales y las limitantes del análisis planteado.

Revisión de literatura/Fundamentos teóricos

Becas Jóvenes Construyendo el Futuro y la población juvenil

Las Becas para el Bienestar tituladas Jóvenes Construyendo el Futuro (JCF) son una de las principales estrategias del Gobierno de México para combatir el desempleo juvenil. Implementado desde 2019, esta beca tiene como fin ofrecer una beca mensual y con cobertura médica para jóvenes entre 18 y 29 años que no estudian ni trabajan, con la promesa de capacitarse en centros de trabajo hasta por un periodo de máximo 12 meses (Secretaría del Trabajo y Previsión Social, 2023). El programa es basado en el paradigma de formar a través del trabajo (*learning by doing*), con objetivo de que los participantes adquieran habilidades y experiencias que faciliten su inserción posterior en el mercado laboral formal (CONEVAL, 2020).

Si bien el propósito es que los becarios se consoliden y permanezcan en este primer empleo no siempre sucede así, ya que hay factores que impiden que tengan un clima laboral óptimo. En este sentido, Zenteno-Hidalgo y Silva (2016) a partir de un modelo de regresión logística al mercado laboral chileno mostraron que factores como remuneración, trabajo en equipo, comunicación, apoyo para el desempeño, entre otros impiden una construcción de confianza por parte del trabajador para desarrollar óptimamente sus deberes laborales y con ello mantenerse en el estado de la empleabilidad.

En México la transición del aula de clases (ya sea después del título de Preparatoria, Universidad, Posgrado o trunca) representa una etapa crítica en la trayectoria del plan de vida de los mexicanos. El programa se dirige a suplir la falta de experiencia laboral formal, representado un punto de partida para los recién egresados o para quienes abandonaron el sistema educativo. Sin embargo, en varios estudios académicos se ha propuesto que el tipo de capacitación obtenida, así como perfil de tutores y falta de mecanismos de evaluación global del programa, realmente pueden sesgar el programa y la empleabilidad de los beneficiarios (IMCO, 2022). Además, en la nación tricolor, el desempleo afecta desproporcionadamente a la población joven; demostrado a través de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) (INEGI, 2023), la cual exhibe que la tasa de desempleo en jóvenes entre 15 y 29 años rebasa el 7% y un segmento más grande aún se encuentra en el subempleo o en el empleo informal, donde laboran sin prestaciones ni seguridad social. Por otra parte, México tiene una de las tasas más altas sobre

las personas que no estudian ni trabajan dentro de países de la OCDE, lo que representa un reto estructural tanto para el país como también para el desarrollo de su población (OCDE, 2022).

García citada en el trabajo de Muñoz Chávez, et. al en 2022, comenta que la mayoría de estos centros donde se capacitan los acreedores a la beca son públicos, cerrando la posibilidad de insertarse en un mundo empresarial por medio del sector privado; evidenciando así, la dificultad para este grupo el poderse emplear. Resultando en una dificultad extra a los jóvenes para poderse insertar en el mundo laboral formal.

El desempleo en México

El INEGI, en abril de 2025 reveló que la tasa de desocupación en México fue de 2.5%, mientras que la tasa de subocupación alcanzó un 7.1%; por su parte, la informalidad laboral se ubicó en 54.7% (ENOE, 2025). Datos que difieren con el periódico Milenio, el cual reportó en mayo del 2025, que al menos 23 millones de personas en México, las cuales pueden ser potencialmente productivas, se encuentran en desempleo según la información de Acción Ciudadana Frente a la pobreza (García, 2025). García, expone que el 10.6% de la tasa de desempleo se conforma por 14 millones de personas que no están disponibles por hacer labores del hogar (actividad donde el 95% son mujeres). También destaca que hay 19 millones de personas sin trabajo por no tener disponibilidad, como los 8 millones de estudiantes que rondan entre 15 y 24 años.

Este fenómeno en México, ya se ve reflejado de varias décadas, ya que en México el desempleo abierto representaba en 1970 solo el 3.8% de la fuerza de trabajo, pero el subempleo alcanzaba los 44.8%, dándose más en el sector agropecuario y en los servicios urbanos (Reyes, 1975). Este es uno de los principales problemas en México, aunado al empleo de mala calidad; ya que las características que más se asocian con el desempleo son: sexo y el nivel de instrucción con primaria incompleta y completa (Hernández, 2020). Bajo la visión de Torres (1974) las causas de desempleo se dan principalmente en factores demográficos y económicos, derivados que el crecimiento poblacional mexicano supera la tasa mundial y el crecimiento económico no ha sido suficiente para dar ocupación al aumento de la fuerza de trabajo. México al ser un país que presenta un índice de Gini de 43.5 en 2022 bajo los datos del Banco Mundial, presenta asimetrías dentro de su economía que beneficia a sectores mínimos y aumenta la brecha de desigualdad social. La postura de Yáñez-Contreras y Cano-Hernández (2011) analizaron que; la edad, estrato socioeconómico, nivel educativo, estado civil, zona rural o urbana, pertenecer a cualquier grupo que es minoritario, a la criminalidad, baja calidad del empleo, innovación, desarrollo tecnológico, reformas de gobierno y la regulación laboral pueden ser factores que influyen dentro del desempleo en la geografía latinoamericana. Otro fenómeno importante, pero no abordado en esta investigación es que el desempleo como causa de la migración y como consecuencia de la pobreza, causa una reducción en las remesas impactando a México, debido a la insuficiente oferta de trabajo para los inmigrantes en Estados Unidos (Figueroa et al, 2012).

Finalmente, García Viña en 2020, cita: "Es evidente que existe una diáfana conexión entre los altos porcentajes de desempleo de los jóvenes, la falta de educación y la informalidad laboral. Si estas personas que normalmente no presentan ni la educación obligatoria completa logran acceder al mercado de trabajo, la posibilidad de que sólo encuentren puestos de trabajo en el sector de la economía informal y/o que los puestos de trabajo que desarrollen durante toda su carrera profesional se ubiquen en esta tipología es altísima.", demostrando que la inserción laboral en México cada vez es más compleja.

Las discrepancias de empleabilidad por sexo

Pacheco y Parker (1996) mencionan que las mujeres siguen desempeñando trabajos diferentes al de los hombres, pues siguen realizando actividades catalogadas como “propias de su sexo” y aunque se ha revertido esta tendencia en la reciente década, uniéndose en trabajos que antes eran considerados como “masculinizados” como el emprendimiento y la empleabilidad, pero que sigue siendo necesario el reconocimiento de este grupo para lograr la contribución de la mujer en el proceso productivo de la región latinoamericana (Mazuera Arias et al, 2017). Esto ha provocado que el sector informal haya sido un importante destino de la ocupación femenina (Loría et al, 2012 citado por Hernández, 2020) y traducido en la mayor precarización del empleo femenino, como empleos parciales, jornadas excesivas, bajas remuneraciones y ausencia de prestaciones sociales (Brown y Domínguez citados por Murayama, 2011).

Este fenómeno ha dado como causa que el 58% de las 10.8 millones de mujeres con empleo formal en México no reciban un salario digno y de parte de esta población; el 37% tiene salarios de pobreza y el 21% con salarios considerados de supervivencia (Aquino, 2025). Además, el reporte “La justicia económica pendiente” en 2025 liderado por Paulina Gutiérrez, destaca que casi 2 de cada 10 mujeres asalariadas trabajan jornadas excesivas de más de 48 horas y el 47% de ellas no cuenta con un contrato estable que les dé certeza laboral (citada por Méndez, 2025). También este documento sostiene que ser indígena aumenta la exclusión de las mujeres, puesto que para 2025, más del 80% de las mujeres indígenas de 15 años o mayores tenían un nivel de escolaridad de secundaria o menos, razón por la cual, la autora exhibe que, sumadas a las barreras de discriminación afectan mucho sus probabilidades de encontrar un trabajo digno.

Cuadro 1. Datos y Variables

Literal	Variable	Fuente
Y_t	Variable dicotómica de mantenerse en la beca o salir	Elaboración propia a partir de Centro de Integración Juvenil (2024)
X_{1t}	Beca percibida mensualmente en su año de ser recibida.	Centro de Integración Juvenil (2024)

Dado este contexto actual sobre estas becas del bienestar Jóvenes Construyendo el Futuro, este estudio pretende analizar si efectivamente estas becas logran la inserción hacia el empleo formal en la nación o si contribuye hacia el desempleo, considerando variables como monto recibido por la beca, nivel educativo y género, ajustadas y aplicadas al contexto mexicano que se vive en 2025. Cabe mencionar que, aunque el modelo reconoce variantes relevantes, otras como región, nivel de informalidad laboral o índice de desigualdad social no pudieron ser incluidas por limitaciones de la base de datos.

Para ello se realizó:

"La Relación entre la Educación y el Género para la Empleabilidad con Programas de Asistencialismo en México: Un Análisis Logit"

1. Ajuste de las becas en base al año de inicio y término sabiendo los años de cuando ingresaron (Gobierno de México, 2018 - 2024). Considerando que los años 2018 a 2021 es diario* y se ajusta con 30 días, los demás son mensuales (Véase tabla 1):

Tabla 1. Índice de monto recibido por beca mensualmente por año.

Año	Monto en pesos mexicanos
2024	\$8,480
2023	\$7,572
2022	\$6,310
2021	\$172.87 * 30 días
2020	\$141.70 * 30 días
2019	\$123.22 * 30 días
2018	\$88.36 * 30 días

Fuente: Elaboración propia con datos del Gobierno de México.

2. Se utilizaron los 2,534 datos disponibles del CIJ para clasificarlos en sexo Femenino o Masculino,
3. Se clasificó en la base de datos del CIJ cuál era su mayor grado de estudios (solo utilizando Media Superior y Superior),
4. Crear un umbral (variable dicotómica) con el tiempo que efectivamente estuvieron en esa beca, creando la variable dicotómica y supuesto del trabajo, donde: a partir de si lograron o no terminar el programa antes de los 12 meses, infiriendo que si lo logran antes de los 12 meses quiere decir que sí se insertaron en el mundo laboral (Atribuyendo 1 antes de 12 meses, los demás casos 0). Cabe mencionar que también en la construcción del umbral no considera otras razones de abandono como deserción, insatisfacción o cambio de circunstancias personales debido a las limitaciones de la base de datos.
5. Construir variables de educación y género multiplicándolas por la variable dicotómica (Véase anexo 1 para la base de datos) y finalmente,
6. Se estandarizaron los datos uniformemente dividiendo todas las variables por mil, para poder captar los efectos marginales y analizarlos bajo el modelo logit. (Véase anexo 2 para ver la salida en Stata).

Además de la especificación del modelo logit, se evaluó la posible presencia de multicolinealidad entre las variables explicativas incluidas. Para ello se construyó una matriz de correlación de Pearson utilizando las tres variables que entran al modelo: el momento de la beca estandarizado (becmil), así como sus interacciones con educación (becmiledu) y con género (becmilgen). Evans en 2025, sugiere que correlaciones superiores a 0.7 entre regresores pueden indicar un problema serio de multicolinealidad. En este trabajo se considera este umbral para interpretar la matriz de correlaciones en el anexo 3 y 4.

Metodología utilizada

Uno de los principales objetivos del trabajo es estimar la probabilidad de lograr emplearse estando en una beca del bienestar, haciendo la discriminación por sexo y por grado de estudios.

Para comenzar, se necesitan las bases provenientes de la regresión lineal, con dos condiciones:

- 1) Conocer la relación de las variables a través de una regresión lineal y
- 2) La significancia estadística, que muestra el error de explicación mínimo cometido por la variable independiente sobre la dependiente. Todo esto a través de la siguiente expresión lineal:

$$Y_i = a_0 + a_1 X_{1i} + a_2 X_{1i} D_1 + a_3 X_{1i} D_2 + \dots + a_k X_{ki} D_k + U_i \quad (1)$$

donde, Y_i representa la variable explicada, X_1, X_2, \dots, X_k y D_1, D_2, \dots, D_k representan las k posibles variables independientes. Por otra parte, los coeficientes a_j representan los efectos por los cambios de las variables independientes sobre la pendiente del modelo teórico y finalmente, U_i representa variables no controlables y aleatorias, denominadas como ruido, donde los efectos no correlacionados con las variables independientes se atribuyen a estas.

Buscando ver que las variables X_1, X_2, \dots, X_k y D_1, D_2, \dots, D_k sean realmente significativas por su individualidad sobre Y_i , se plantean las pruebas de hipótesis individuales, $H_0: a_j = 0$ vs $H_a: a_j \neq 0$, para $j=1,2,\dots,k$. A manera de evaluarla, se utilizan valores p o p_{value} (probabilidad de error). Un $p_{value} < 0.05$ muestra que la variable X es estadísticamente significativa para explicar el comportamiento Y_i , al menos a un 95% de confianza.

Para el modelo, podemos usar el contraste global por razón de verosimilitud usando, $LR = -2[\ln L_0 - \ln L_1] \sim \chi^2_k$. A manera de evaluarse si es significativo, si la probabilidad del modelo es $p < 0.05$ sabremos que el modelo completo sí mejora respecto al modelo nulo.

Ahora bien, las variables explicativas en la ecuación (1) son cuantitativas, pero en algunos casos es de interés incluir variables cualitativas para considerar otros efectos en la variable dependiente. Destacando un caso particular en estas variables conocidas como dicotómicas o binarias. En este caso planteando la variable D_1 :

$$D_1 = \begin{cases} 1 & \text{si es Mujer (M)} \\ 0 & \text{si es Hombre (H)} \end{cases}$$

Así como también D_2 :

$$D_2 = \begin{cases} 1 & \text{si es Educación Superior} \\ 0 & \text{si es Educación Media Superior} \end{cases}$$

Dando así lugar a poder analizar el Efecto de X_{1i} sobre Y_i , dependiendo de si el caso de estudio es mujer u hombre y también Educación Superior o Media Superior en México. Para su estimación sobre el sexo y la educación partiendo de la fórmula (1) se proponen las siguientes expresiones,

Para las mujeres con estudios superiores,

$$\hat{Y}_i = E(Y_i | X_1, X_2, \dots, X_k, D_1=1 \text{ y } D_2=1) = \hat{a}_0 + (\hat{a}_1 + \hat{a}_2 + \hat{a}_3) X_{1i} + \dots + \hat{a}_k X_{ki} D_k$$

Para los hombres con estudios superiores,

$$\hat{Y}_i = E(Y_i | X_1, X_2, \dots, X_k, D_1=0 \text{ y } D_2=1) = \hat{a}_0 + (\hat{a}_1 + \hat{a}_3) X_{1i} + \dots + \hat{a}_k X_{ki} D_k$$

Para las mujeres con estudios medios superiores,

$$\hat{Y}_i = E(Y_i|X_1, X_2, \dots, X_k, D_1=1 \text{ y } D_2=0) = \hat{a}_0 + (\hat{a}_1 + \hat{a}_2)X_{1i} + \dots + \hat{a}_k X_{ki}D_k$$

Para los hombres con estudios medios superiores,

$$\hat{Y}_i = E(Y_i|X_1, X_2, \dots, X_k, D_1=0 \text{ y } D_2=0) = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 X_{1i} + \dots + \hat{a}_k X_{ki}D_k$$

Validando así la diferencia entre modelos, se propone la prueba de hipótesis individual que proviene inherentemente del coeficiente y la variable binaria, $\widehat{a_{k+1}}$. Por esto mismo es que ahora Y_i representa un variable dependiente cualitativa, dando paso a poder aplicar un modelo de probabilidad para estimar la ocurrencia del atributo en Y_i , a través de las variables explicativas del modelo X_1, X_2, \dots, X_k . Dando forma, Y_i donde puede tomar el valor de 1 a 0; como es el ejemplo,

$$Y_1 = \begin{cases} 1 & \text{si } Y_i \text{ cumple con la condición; prob} = p \\ 0 & \text{si no cumple con la condición; prob} = 1 - p \end{cases}$$

Probando de esta manera y estimando el comportamiento promedio de la Y binaria construida a partir de la variable explicativa, que sería X_{1i} ,

$$Y_i = a_0 + a_1 X_{1i} u_i \quad (2)$$

Su estimación sería:

$$\hat{Y} = E(Y|X_{1i}) \quad (3)$$

Ahora bien, La Y representa nuestra variable cualitativa de “éxito” y “fracaso”, que se traduce en una variable Bernoulli, con valores 0 y 1, donde la esperanza que suceda es,

$$E(Y) = \sum_{i=0}^1 iP(Y=i) = 0 * (1-p) + 1 * p = p \quad (4)$$

Por ende, de acuerdo con (3) y (4) lo que se está estimando en el modelo de probabilidad lineal (MPL) es la probabilidad de poseer el atributo o no.

En esta investigación se ha decidido correr un modelo de probabilidad logit, el cual resuelve los problemas citados, definido por Greene en 2002 como “La regresión logística que modela la probabilidad de que la variable dependiente binaria Y tome el valor 1 como una función logística de una combinación lineal de las variables explicativas”. Ese modelo estima la probabilidad cuando $Y=1$, a partir de,

$$P_i = E(Y=1|X_1, X_2, \dots, X_k) = \frac{1}{1+e^{-z_i}} = \frac{e^{z_i}}{1+e^{z_i}} \quad (5)$$

Donde $z_i = a_0 + a_1 X_{1i} + a_2 X_{2i} + \dots + a_k X_{ki}$. Provocando que se cumpla el $\lim_{z_i \rightarrow \infty} P_i = 0$ y $\lim_{z_i \rightarrow -\infty} P_i = 1$.

Sin embargo, el modelo (5) que no es lineal en sus variables explicativas X_1, X_2, \dots, X_k . Para realizarlo lineal, al aplicar álgebra tenemos la siguiente expresión: $\frac{P_t}{1-P_t} = e^{zt}$ y al aplicar los logaritmos llegamos al modelo logit descrito por Greene:

$$L_t = \ln\left(\frac{P_t}{1-P_t}\right) = z_t = a_0 + a_1X_{1t} + a_2X_{2t} + \dots + a_kX_{kt} \quad (6)$$

Finalmente, en el apartado de resultados se podrán encontrar los efectos marginales a través de las estimaciones sobre X_1, \dots, X_k y D_1, D_2, \dots, D_k y las probabilidades de los 4 casos exhibidos.

Métodos estadísticos

Además de los estadísticos de ajuste tradicionales del modelo logit, se evaluó la capacidad predictiva mediante la curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), utilizando las probabilidades predichas del modelo. Se estimó también el área debajo de la curva (AUC), que resume la habilidad del modelo para discriminar entre los individuos que lograron emplearse (1) y aquellos que no (0). Valores cercanos a 0.50 indican discriminación equivalente al azar, mientras que valores superiores reflejan mayor capacidad predictiva.

Resultados

En principio, se buscó encontrar si existía alguna correlación entre el sexo y el nivel de educación en cuanto la relación con la empleabilidad de las becas del bienestar. Para lo cual se definieron las siguientes variables dicotómicas:

$$D_1 = \begin{cases} 1 & \text{si es Mujer (M)} \\ 0 & \text{si es Hombre (H)} \end{cases}$$

$$D_2 = \begin{cases} 1 & \text{si es Educación Superior} \\ 0 & \text{si es Educación Media Superior} \end{cases}$$

Una vez definidas estas variables se proponen los siguientes modelos ajustados de la fórmula (1) (véase la metodología utilizada),

$$Y_t = a_0 + a_1X_{1t} + a_2X_{1t}D_1 + a_3X_{1t}D_2 + U_t \quad (7)$$

$$Y_t = a_0 + a_1X_{1t} + a_3X_{1t}D_2 + U_t \quad (8)$$

$$Y_t = a_0 + a_1X_{1t} + a_2X_{1t}D_1 + U_t \quad (9)$$

$$Y_t = a_0 + a_1X_{1t} + U_t \quad (10)$$

El modelo (7) explica el caso de que la muestra sea una mujer con educación superior; el modelo (8) hace referencia a un hombre con educación superior; por su parte el modelo (9) propone a una mujer con educación media superior; finalmente, el modelo (10) presenta a un hombre con educación media superior sobre la muestra del Centro de Integración Juvenil.

Al correr el modelo logit nos arroja la siguiente estimación:

$$\hat{Y}_t = 0.4466 + 0.0722X_{1t} - 0.0366X_{1t}D_1 - 0.0908X_{1t}D_2 + U_t \quad (11)$$

P_{value} (0.072) (0.024) (0.000)

La expresión muestra la variable del sexo (D_1) y la variable de estudios (D_2) son significativas (ver P_{value} (0.024) y (0.000), mientras que la beca (X_1) aunque su P_{value} sea mayor a 0.05, es marginalmente explicativa como se desarrollará más adelante.

Con fines de evitar temas de multicolinealidad entre los regresores del modelo, se estimó la matriz de correlación de Pearson entre las variables beca, educación y género. La matriz obtenida se presenta a continuación:

Tabla 2. Matriz de correlación de Pearson

	Beca	Educación	Género
Beca	1.000	0.258	0.281
Educación	0.258	1.000	0.096
Género	0.281	0.096	1.000

Fuente: Elaboración propia en R a partir de los datos de la muestra.

Como puede observarse, todas las correlaciones cruzadas se encuentran por debajo de 0.30. Las correlaciones entre la beca y sus interacciones con la educación (0.258) y con género (0.281) son bajas y coherentes con la forma en que las variables fueron construidas, mientras que la correlación entre la educación y el género (0.096) es prácticamente nula.

Estos resultados indican que no existe una relación lineal fuerte entre los regresores del modelo, por lo que no se identifica un problema de multicolinealidad que sesgue las estimaciones de coeficientes. Por lo que estas variables sí aportar información para explicar la probabilidad para emplearse.

Retomando la ecuación (11) da lugar a los 4 casos que hemos descrito anteriormente:

Caso 1: Mujer con educación superior

Se obtiene haciendo $D_1 = 1$ y $D_2 = 1$

$$\hat{Y}_t = 0.4466 - 0.0552X_{1t} + U_t \quad (12)$$

Caso 2: Hombre con educación superior

Se obtiene haciendo $D_1 = 0$ y $D_2 = 1$

$$\hat{Y}_t = 0.4466 - 0.0186X_{1t} + U_t \quad (13)$$

Caso 3: Mujer con educación media superior

Se obtiene haciendo $D_1 = 1$ y $D_2 = 0$

$$\hat{Y}_t = 0.4466 - 0.0356X_{1t} + U_t \quad (14)$$

Caso 4: Hombre con educación media superior

Se obtiene haciendo $D_1 = 0$ y $D_2 = 0$

$$\hat{Y}_t = 0.4466 + 0.0722X_{t1} + U_t \quad (15)$$

A través de estas estimaciones podemos ver que las mujeres tienen una tendencia a una pendiente negativa y que, aunque el hombre con educación superior también tiene pendiente negativa, tiene menor magnitud que la de las mujeres. Por otra parte, al analizar el caso del hombre con educación media superior resulta que su pendiente es positiva. De estos cuatro casos, al analizarlos marginalmente encontramos los resultados del Cuadro 2:

Cuadro 2. Estimación de modelo logit a través de sus efectos marginales en función de la beca, género y grado de estudios (Véase anexo 2).

Aceptación	Efectos marginales	<i>P</i> valores
Beca	0.0176	0.072
Género	-0.0366	0.024
Educación	-0.0222	0.000
	Pr(probabilidad de aceptación)	
Marginal effects after logit	(predict)=0.5774	
Pruebas	Pseudo $R^2 = 0.0092$, LR $chi^2 (3) = 31.66$, $p > \chi^2 = 0.000$	

Fuente: Elaboración propia a partir del modelo logit.

Por lo cual se puede describir lo que encontramos en los 4 casos:

- (1) Mujer con educación superior (véase ecuación 12): cuando el ingreso aumenta 1,000 pesos mexicanos o (una unidad monetaria del modelo), la probabilidad de emplearse base (0.5774) disminuye en -0.2412, por lo que su \hat{p} de emplearse es de: 0.5362.
- (2) Hombre con educación superior (véase ecuación 13): cuando el ingreso aumenta 1,000 pesos mexicanos o (una unidad monetaria del modelo), la probabilidad de emplearse base (0.5774) disminuye en -0.0046, por lo que su \hat{p} de emplearse es de: 0.5728.
- (3) Mujer con educación media superior (véase ecuación 14): cuando el ingreso aumenta 1,000 pesos mexicanos o (una unidad monetaria del modelo), la probabilidad de emplearse base (0.5774) disminuye en -0.019, por lo que su \hat{p} de emplearse es de: 0.5584.
- (4) hombre con educación media superior (véase ecuación 15): cuando el ingreso aumenta 1,000 pesos mexicanos o (una unidad monetaria del modelo), la probabilidad de emplearse base (0.5774) aumenta en +0.0176, por lo que su \hat{p} de emplearse es de: 0.5950.

El resultado demuestra que el caso que se ve menor beneficiado es primero, la mujer con educación superior con la probabilidad más baja (véase matriz de probabilidades en tabla 2), seguido del caso tres, dos y cuatro en orden ascendente.

Tabla 3. Matriz de probabilidades en base al modelo logit (\hat{p}) en porcentaje

En las columnas de la matriz está el género. En las filas de la matriz está el nivel de educación. Los subíndices hacen referencia a que caso pertenecen.

(\hat{p})	Mujer	Hombre
---------------	-------	--------

Superior	53.62% ₁	57.28% ₂
Media Superior	55.84% ₃	59.50% ₄

Fuente: Elaboración propia a partir del modelo logit

Respecto a las pruebas de significancia el ajuste global del modelo sí es significativo respecto al que es nulo. Porque como lo define UCLA y OARC Stats en 2006, la prueba de razón de verosimilitud compara el “modelo nulo” (con un solo intercepto), con el “modelo completo” (con todas las variables explicativas), evaluando si el conjunto mejora el ajuste, puesto que el estadístico se basa en la diferencia entre los logaritmos de verosimilitud de ambos modelos y la distribución χ^2 . Significando así que al menos una de las variables explicativas aporta información para predecir la variable dicotómica.

El pseudo R^2 (0.0092) corresponde al índice de McFadden, el cual no debe interpretarse como un R^2 lineal, sino como medida relativa de mejora del modelo respecto al modelo nulo. Por eso, aunque sea bajo (común por las variables estructurales no consideradas y los contextos sociales con alta variabilidad no explicada) el test de verosimilitud global valida que el modelo sí tiene capacidad predictiva estadísticamente distinta de cero. Esto ya que mostró un valor de LR=31.66 con 3 grados de libertad, siendo estadísticamente significativo por ($p < 0.001$). Basado en las siguientes hipótesis:

H_0 : Todos los coeficientes de las variables explicativas son cero, siendo que el modelo completo no mejora respecto al nulo

H_1 : Al menos uno de los coeficientes es distinto de cero, siendo que el modelo completo sí mejora respecto al nulo

Rechazando así la hipótesis nula de que todos los coeficientes de variables explicativas son iguales a cero, aceptando la alternativa de que al menos una de las variables ya sea educación, género o beca aporte información relevante para explicar la probabilidad de emplearse.

Además, dos predictores tanto la variable de educación como la de género son significativas estando por debajo de $p < 0.05$ y, que, aunque la beca no es significativa al 5%, es marginalmente significativo, dando a entender que no todo el modelo es ruido, ya que al menos dos predictores muestran efectos consistentes debido a la prueba de Wald que tiene la siguiente hipótesis,

H_0 : Los coeficientes son iguales a cero y las variables no son importantes para el modelo,

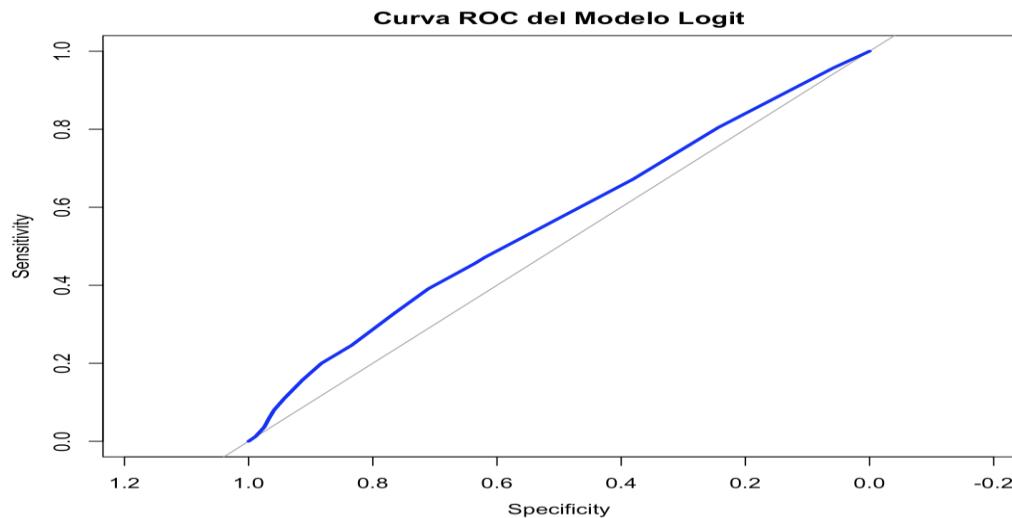
H_1 : Los coeficientes son diferentes a cero y las variables son importantes para el modelo,

Dando así los resultados donde el género y la educación, rechazan H_0 mientras que la beca no rechaza H_0 (Véase cuadro 2). Es por eso que este modelo más que predecir perfectamente, sirve para detectar relaciones estadísticas estrechas entre la educación, género y las becas. La baja capacidad explicativa es reflejada ya que faltan más variables relevantes en el efecto de ser empleado a través de una beca Jóvenes Construyendo el Futuro como se ha descrito en la literatura, pero esto no invalida los hallazgos encontrados en el modelo.

Al evaluar la capacidad discriminativa del modelo, se estimó la curva ROC utilizando las probabilidades predichas. El área bajo la curva fue de AUC: 0.5598, lo que indica una capacidad

predictiva baja y apenas superior al azar ($AUC=0.50$). La curva ROC se situó muy cercana a la diagonal (véase imagen 1), evidenciando que el modelo distingue de manera limitada entre los jóvenes que lograron emplearse y quienes no.

Imagen 1 Curva ROC del modelo logit y AUC



Area Under the Curve (AUC)=0.5598

Fuente: Elaboración propia a partir del modelo logit. Graficado en R.

Discusión

Se encontraron que son significativamente acertadas dos variables incluidas, la educación y también el género. En este análisis se incorporan variables dicotómicas para poder distinguir y analizar dos factores de cómo es que se pueden emplear tras obtener una beca del bienestar en específico una de Jóvenes Construyendo el Futuro.

En los resultados se encontró que de los cuatro casos el más menos beneficiado fueron las mujeres con el grado de estudios superior; los cuales pueden ser contrastados con la investigación de Flores en 2024 citada por Ramírez Carrera en el mismo año, la cual demostró que existen condiciones laborales precarias para mujeres con alta formación académica muchas de ellas con posgrado, rondando de los 25 a los 40 años. Evidenciando que, aunque exista un aumento en el acceso a mujeres a la educación superior y al mercado laboral, esto no garantiza condiciones dignas.

Por otra parte, vemos que la pendiente en los dos casos de mujeres es negativa, lo que demuestra que, para la empleabilidad en México, el ser mujer lo puede dificultar mucho más que un varón como lo evidencia el modelo. Pues, de acuerdo con el INEGI, hasta julio de 2020 se reportaba una tasa de ocupación en México del 34.7% en mujeres y en contraposición al 71.8% en hombres.

Retomando el planteamiento de Levy y Székely (2016) y García Viña (2020) descrito en la revisión de la literatura, se vive una realidad dentro de México sobre una variable que no estudia el modelo pero que impacta en todos los ámbitos de la empleabilidad; la informalidad laboral.

"La Relación entre la Educación y el Género para la Empleabilidad con Programas de Asistencialismo en México: Un Análisis Logit"

Puesto que esta propicia que no haya una mejor correlación entre el grado de estudios y a la empleabilidad, ya que se ha demostrado con el estudio de Yáñez-Contreras y Cano-Hernández (2011) donde en Latinoamérica, el mejorar la escolaridad y mantener o acrecentar el grado de formalidad permite tener una alta empleabilidad de ciudadanos calificados para un empleo.

Las becas del bienestar como parte de un programa de asistencialismo social en México promueven a corto plazo la empleabilidad de México, sin embargo, como lo plantea Muñoz Chávez en 2022, concluye que a largo plazo estas becas no son suficientes para tener una empleabilidad exitosa en el mercado laboral, ya que faltan puentes con el sector privado para poderse insertar en el mundo corporativo y empresarial.

Por otra parte, el caso más beneficiado es aquel hombre que se encuentra con grado de estudios media superior. Esto debido a lo estudiado con Pacheco y Parker (1996) quienes hace casi 30 años encontraron que social y culturalmente en México, se les atribuyen a las mujeres actividades "pertenecientes a su sexo" y que en su momento se pudieran incluir en un mundo con formalidad laboral. Hoy en día, aunque muchas barreras han ido desapareciendo también persisten algunas como la investigación de Mazuera Arias et al, en 2017, quienes reconocer que a pesar del esfuerzo de romper la barrera de empleos masculinizados en la región latinoamericana aún falta mucho por reconocer al grupo de sexo femenino para ser incluidas en un grado de empleabilidad formal.

En la matriz de probabilidades (Tabla 2), se observa que las probabilidades de ser hombre rebasan el 57% y se topan al casi 60%. Mientras que del lado de las mujeres rebasan el 53% y se topan al casi 56%. Probando con el modelo que las mujeres hasta con su máxima probabilidad (Mujer con Media Superior = 55.84%) no alcanza la mínima del hombre (Hombre con educación Superior = 57.28%). Por su parte si lo analizamos desde la parte de la educación el modelo demuestra que la variación entre mujer y hombre en educación superior es de 366 puntos base misma para la de media superior. Evidenciando así que los intervalos entre ambas clases son iguales, sin embargo, con probabilidades mayores aquellos que están en la clase de educación media superior, por lo que podemos determinar que las becas Jóvenes Construyendo el Futuro para la muestra del Centro de Integración Juvenil ayuda a las personas que tienen un grado de estudios medio superior sobre los de superior.

Este hallazgo puede contribuir a la creación de políticas públicas más certeras, justas y equitativas adaptadas a la población mexicana, ya que como se observa en los resultados respecto al género y a la educación hay un grupo menos beneficiado de la muestra.

Finalmente, la evaluación de multicolinealidad muestra que las tres variables explicativas incluidas en el modelo logit presentan correlaciones bajas entre sí, lo que respalda que cada una captura dimensiones distintas del fenómeno analizado, no obstante solo analiza tres variables clave, la educación, el género y las becas de asistencialismo social, sin embargo, se considera importante analizar otras variables claves como el grado de informalidad, beneficios fiscales, región, edad, características del hogar, mediciones de variables de desigualdad, entre otras, para armar un modelo más fino y con alto grado de predicción.

Respecto a las pruebas del modelo se validó que el ajuste global del modelo sí es significativo respecto al que es nulo, validado por la hipótesis alterna. Por su parte, dos de las tres variables salieron significantes de acuerdo con la prueba de Wald, lo que representa que las variables aún son estadísticamente relevantes. La ausencia de controles adicionales puede reducir la

capacidad explicativa del modelo y contribuir al bajo valor del pseudo R^2 . En futuras extensiones del trabajo, la incorporación de estos controles socioeconómicos permitiría estimar un modelo más completo y con mayor poder predictivo.

La baja capacidad discriminativa que se observa en la curva ROC (AUC=0.5598) es coherente con el pseudo R^2 reducido del modelo logit. Aunque el modelo es estadísticamente significativo y muestra relaciones consistentes entre las variables incluidas (beca y principalmente educación y género), su poder predictivo es bajo. Esto sugiere que el fenómeno de empleabilidad depende de factores adicionales que no se encuentran en la base de datos, limitando así, la capacidad del modelo para separar adecuadamente los casos de éxito y de no éxito laboral.

Conclusiones

Se aplicó un análisis logit con el objetivo principal de encontrar cual era la probabilidad de ser empleado a través de una beca Jóvenes Construyendo el Futuro abandonando el programa antes de los 12 meses que es el plazo máximo para poder utilizar esta beca. Estas becas son caracterizadas por ser un plan de asistencialismo social en México para los jóvenes hombres y mujeres mexicanos que no se encuentren estudiando, ni trabajando, a cambio de que perciban una beca y los vayan formando en un empleo para poder ingresar al ambiente laboral formal. Se utilizaron las variables de lo que perciben de la beca, su grado de escolaridad entre superior y media superior y su género para este modelo.

Lo que destacó del modelo, es que se observó que en los cuatro casos entre hombres y mujeres; las mujeres tanto de estudios superiores como medios superiores tienen una pendiente negativa, mientras que los hombres con superior también son negativas, pero la de los hombres con media superior es positiva. Evidenciando que los hombres con esta beca tienen más probabilidades de inserción laboral en México a diferencia de las mujeres.

Los resultados del análisis también reflejan que es poco beneficioso que una mujer con estudios superiores entre a esta beca, ya que es el caso donde tiene menos probabilidades de dejar la beca por obtener un empleo y por el contrario un hombre con media superior, es el que tiene mayor probabilidad de emplearse dejando el programa (bajo el umbral de la variable dicotómica que se define en el artículo).

Los factores encontrados complementan a la literatura (véase revisión de la literatura), donde se ha encontrado causas no solo del género y la educación, sino también al grado de informalidad laboral, región, edad y muchas otras variables en México que son de las principales causas de difícil inserción laboral dentro de esa nación.

Por otra parte, el análisis tiene limitantes, tomando en cuenta que el modelo presenta un pseudo R^2 bajo, la prueba de verosimilitud global demuestra que el modelo es mejor sobre el modelo nulo y finalmente que dos de los tres predictores son significativos y consistentes para la probabilidad dicotómica a través de la prueba de Wald (género y educación). La muestra es restringida, ya que solo se utilizan 2,534 datos disponibles del gobierno de México del Centro de Integración Juvenil, pudiendo ser que este modelo no sea representativo para toda la población del programa Jóvenes Construyendo el Futuro. Además, la baja capacidad explicativa del modelo, evidenciada por el AUC de 0.5598, sugiere que el programa opera en un contexto donde los factores estructurales no captados limitan la predicción individual de inserción laboral.

"La Relación entre la Educación y el Género para la Empleabilidad con Programas de Asistencialismo en México: Un Análisis Logit"

Finalmente, el análisis busca ser una aproximación que explica lo estrechas y explicativas que pueden ser estas variables, pero no suficiente para dar una conclusión contundente de la realidad del programa a nivel nacional, por lo que el objetivo final de este modelo va más encaminado en detectar relaciones significativas que puedan dar paso a investigar este fenómeno como también podrían ser el sector laboral, la informalidad, región o edad, las cuales son y pueden ser variables claves para un modelo más robusto.

Agradecimientos

Agradecimientos especiales a toda la comunidad de la Universidad La Salle México y la Universität Johannes Kepler, Linz, Austria. Por creer en mí al abrirme las puertas de sus instituciones, formándome y desarrollándome como un gran profesional.

Referencias

- Agresti, A. (2021). *Categorical data analysis*. (4th ed.). Wiley.
- Aquino, E. (2025, March 7). *Desigualdad económica de las mujeres: enfrentan desempleo por cuidar, informalidad laboral y empleos con salarios de pobreza*. Animal Politico. <https://animalpolitico.com/sociedad/desigualdad-economica-mujeres-desempleo-informalidad-salarios>
- Bruin, J. (2006). *Newtest: command to compute new test*. UCLA: Statistical Consulting Group. <https://stats.oarc.ucla.edu/stata/ado/analysis/>
- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social. (2020). *Ficha de monitoreo de programas y acciones federales 2020: Jóvenes Construyendo el Futuro*. https://www.coneval.org.mx/Evaluacion/IEPSM/Documents/Fichas/2020/Ficha_Jovenes_Construyendo_el_Futuro_2020.pdf
- Evans, R. (2025). *Detecting and Dealing with Multicollinearity: An Introduction to Econometrics*. econometricstutor.co.uk. <https://www.econometricstutor.co.uk/multicollinearity-detecting-and-dealing-with-multicollinearity>
- Figueroa Hernández, E., Ramírez Abarca, O., González Elías, J. M., Pérez Soto, F., & Espinosa Torres, L. E. (2012). *Análisis del desempleo, la migración y la pobreza en México*. Revista Mexicana de Agronegocios, 30(enero-junio), 835-847. Sociedad Mexicana de Administración Agropecuaria A.C. <http://www.redalyc.org/articulo.ox?id=14123097006>
- García, Á. (2025, Mayo 13). *Desempleo en México repunta con 23 millones de personas en exclusión laboral*. Grupo Milenio. <https://www.milenio.com/negocios/desempleo-mexico-repunta-23-millones-personas>
- García, A. K. (2018, diciembre 26). *Educación en México: insuficiente, desigual y la calidad es difícil de medir*. El Economista. <https://www.eleconomista.com.mx/politica/Educacion-en-Mexico-insuficiente-desigual-y-la-calidad-es-dificil-de-medir-20181225-0028.html>
- García Viña, J. (2020). *La situación del empleo de los jóvenes y una propuesta de políticas públicas para afrontar el desempleo juvenil*. Revista Latinoamericana de Derecho Social, 30, 65–94. <https://doi.org/10.22201/lij.24487899e.2020.30.14072>
- Greene, W.H. (2002) *Econometric Analysis*. 5th Edition, Prentice Hall, Upper Saddle River, 802.

- Hernández Pérez, J. (2020). *Desempleo en México por características sociodemográficas, 2005-2018*. Economía UNAM, 17(50), 166-181.
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (3rd ed.). Wiley.
- INEGI. (2023). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), cuarto trimestre 2023*. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas/>
- Instituto Mexicano para la Competitividad. (2022). *Jóvenes Construyendo el Futuro: ¿aprenden los jóvenes?* <https://imco.org.mx/jovenes-construyendo-el-futuro-aprenden-los-jovenes/>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (n.d.). *Características educativas de la población*. <https://www.inegi.org.mx/temas/educacion/>
- Juárez, V. H. (2021, 2 de febrero). *Fraude y corrupción, desvían dinero de Jóvenes Construyendo el Futuro*. El Sol de Puebla. <https://www.elsoldepuebla.com.mx/local/fraude-y-corrupcion-desvian-dinero-de-jovenes-construyendo-el-futuro-6299984.html>
- Levy, S., & Székely, M. (2016). *¿Más escolaridad, menos informalidad? Un análisis de cohortes para México y América Latina*. El Trimestre Económico, 83(332), 499-548. <https://doi.org/10.20430/ete.v83i332.232>
- Loría, Eduardo; Libreros, Catalina; Salas, Emmanuel (2012). *La ley de Okun en México: una mirada de género, 2000.2-2011.1*. Investigación Económica, 71(280), 121-140.
- McFadden, D. (1974). *Conditional logit analysis of qualitative choice behavior*. En P. Zarembka (Ed.), *Frontiers in econometrics* (pp. 105-142). Academic Press.
- Martínez, F. (2002). *Nueva visita al país de la desigualdad. La distribución de la escolaridad en México, 1970-2000*. Revista mexicana de investigación educativa, 7(16).
- Mazuera Arias, Rina & García, Marisela & Quintero, María & Santafe Rojas, Akever Karina & Carreño Paredes, Myriam Teresa & Peraza, Miguel & Martínez-Rozo, Camila-Andrea & Vera, Miguel & Tinoco-Guerra, Antonio-Enrique & Ruscheinsky, Aloisio & Danúbia, Cará-Treis & Benites-Lopes, Silva & Aldrete-Glez, Ana-Paola & Pocovi-Garzón, Patricia & Robles, Josefina & Morales-Carrasco, Lilian-Victoria & Lascano, Nelson & Roberto, Edison & Albornoz-Garzón, María-Augusta. (2018). *Mujer, emprendimiento y empleabilidad: una mirada interdisciplinaria*. Ediciones Universidad Simón Bolívar. [https://doi.org/\[si existe\]](https://doi.org/[si existe]) ISBN: 978-958-5430-90-7
- Méndez, R. (2025). *8M 2025: "Justicia económica para mujeres" es el gran pendiente de México, según organización*. MVS Noticias. [https://mvsnoticias.com/economia/2025/3/5/8m-2025-justicia-economica-para-mujeres-es-el-gran-pendiente-de-mexico-seguin-organizacion-681468.html](https://mvsnoticias.com/economia/2025/3/5/8m-2025-justicia-economica-para-mujeres-es-el-gran-pendiente-de-mexico-segun-organizacion-681468.html)
- Miquel Hernández, M. (2022). *Una visión del funcionamiento del programa "Jóvenes Construyendo el Futuro"*. Palimpsesto. Revista Científica de Estudios Sociales Iberoamericanos, 12(20), 111-125. <https://doi.org/10.35588/pa.v12i20.5248>
- Morales-Ramos, E. (2011). *Los rendimientos de la educación en México*, Working Papers, No. 2011-07, Banco de México, Ciudad de México

"La Relación entre la Educación y el Género para la Empleabilidad con Programas de Asistencialismo en México: Un Análisis Logit"

- Muñoz Chávez, R. L., Muñoz Chávez, J. P., Valle Cruz, D., & Barrios Quiroz, H. (2023). *Jóvenes Construyendo el Futuro: Análisis y recomendaciones sobre el diseño de la política pública*. RECAI. Revista de Estudios en Contaduría, Administración e Informática, 12(33), 1–19. <https://doi.org/10.36677/recai.v12i33.19330>
- Murayama, C. (2011). *Reseña de México: desigualdad económica y género, de Flor Brown y Lilia Domínguez (Coords.)*. Revista de Economía Mundial, (29), 327–330. Sociedad de Economía Mundial. Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=86622169013>
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2021). *Perspectivas del empleo 2021: Reforzando la resiliencia del mercado laboral tras la crisis del COVID-19*. <https://www.oecd.org/employment-outlook/> Centro de Estudios Espinosa Yglesias. (2021). ¿Y después qué? Inserción laboral de jóvenes egresados del programa Jóvenes Construyendo el Futuro. <https://ceey.org.mx/insercion-laboral-jovenes-jcf/>
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2022). *Panorama de la juventud en México 2022*. <https://www.oecd.org/mexico/panorama-de-la-juventud-en-mexico-2022.htm>
- Pacheco, E., & Parker, S. (1996). *Participación económicamente activa femenina en el México urbano. Un breve recuento y algunos hallazgos recientes*. Problemas Del Desarrollo, 27(106), 21–33. <http://www.jstor.org/stable/45480800>
- Ramírez Carrera, S. (2024, 17 de junio). *Mujeres profesionistas y precarización laboral: El CIEG continúa ciclo de conferencias en colaboración con la Universidad de la Coruña*. Gaceta Digital UNAM. Recuperado de <https://www.gaceta.unam.mx/mujeres-profesionistas-y-precarizacion-laboral/>
- Reyes, J. A. (1975). *El desempleo en México*. Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Economía.
- Secretaría del Trabajo y Previsión Social. (2023). *Informe Anual del Programa Jóvenes Construyendo el Futuro 2023*. Gobierno de México. <https://jovenesconstruyendoelfuturo.stps.gob.mx>
- Torres Gaitán, R. (1974). *Desempleo y subdesempleo en México*. Problemas del desarrollo, 5(18), 13–18.
- World Bank Open Data. (n.d.). *Indicador GINI*. <https://datos.bancomundial.org/indicador/SI.POV.GINI?locations=MX>
- Yáñez-Contreras, M., y Cano-Hernández, K. del C. (2011). *Determinantes del Desempleo: Una revisión de la literatura*. Panorama Económico, 19(19), 135–148. <https://doi.org/10.32997/2463-0470-vol.19-num.19-2011-352>
- Zenteno-Hidalgo, Á. C., y Silva, C. A. D. (2016). *Factores y prácticas de alto desempeño que influyen en el clima laboral: análisis de un caso*. Innovar: Revista de Ciencias Administrativas y Sociales, 26(59), 119–136.

Anexo 1. Base de datos

Para acceder a la base datos entrar a la siguiente liga:

https://docs.google.com/spreadsheets/d/1IjOowzwhy9FnJse2SPz0at6XsQpTVxGw/edit?usp=driv_e_link&ouid=113101130806851783168&rtpof=true&sd=true

Anexo 2: Resultados Modelo logit.

```
. logit dico becmil becmiledu becmilgen

Iteration 0:  log likelihood = -1726.9208
Iteration 1:  log likelihood = -1711.1179
Iteration 2:  log likelihood = -1711.0924
Iteration 3:  log likelihood = -1711.0924

Logistic regression                                         Number of obs      =     2,534
                                                               LR chi2(3)        =      31.66
                                                               Prob > chi2       =     0.0000
                                                               Pseudo R2         =     0.0092

Log likelihood = -1711.0924



| dico      | Coef.     | Std. Err. | z     | P> z  | [95% Conf. Interval] |
|-----------|-----------|-----------|-------|-------|----------------------|
| becmil    | .0721976  | .0400767  | 1.80  | 0.072 | -.0063513 .1507465   |
| becmiledu | -.0908367 | .0181023  | -5.02 | 0.000 | -.1263166 -.0553567  |
| becmilgen | -.0366372 | .016272   | -2.25 | 0.024 | -.0685298 -.0047447  |
| _cons     | .4467616  | .2048432  | 2.18  | 0.029 | .0452764 .8482469    |



.mfx

Marginal effects after logit
Y = Pr(dico) (predict)
= .57739797



| variable | dy/dx     | Std. Err. | z     | P> z  | [ 95% C.I. ]      | x       |
|----------|-----------|-----------|-------|-------|-------------------|---------|
| becmil   | .0176169  | .00978    | 1.80  | 0.072 | -.001546 .03678   | 5.42947 |
| becmil~u | -.022165  | .00441    | -5.02 | 0.000 | -.030814 -.013516 | 4.23678 |
| becmil~n | -.0089398 | .00397    | -2.25 | 0.024 | -.016721 -.001159 | 3.8704  |


```

Anexo 3: Código de R usado para matriz de correlaciones:

```
library(readxl)

datos <- read_excel('RUTADELOS DATOS.xlsx')

vars_logit <- datos[, c("becmil", "becmiledu", "becmilgen")]

vars_logit_num <- data.frame(lapply(vars_logit, as.numeric))

mat_cor <- cor(vars_logit_num, use = "pairwise.complete.obs")

round(mat_cor, 3)
```

Anexo 4: Resultado de matriz de correlaciones

```
> round(mat_cor, 3)
      becmil becmiledu becmilgen
becmil  1.000   0.258   0.281
becmiledu 0.258   1.000   0.096
becmilgen 0.281   0.096   1.000
```