

**Impacto de las becas en el índice de bienestar universitario. Un diseño basado en regresión discontinua**

**Impact of scholarships on the university welfare index. A regression discontinuity design**

Stefania Carolina Ubillus-Chicaiza<sup>1</sup>  
Universidad Politécnica Estatal del Carchi  
karitoubi@gmail.com

Andrés Alejandro Galvis-Correa<sup>2</sup>  
Universidad Politécnica Estatal del Carchi  
aagalvis@espe.edu.ec

**[doi.org/10.33386/593dp.2025.3.3236](https://doi.org/10.33386/593dp.2025.3.3236)**

V10-N3 (jun) 2025, 1562-1574 | Recibido: 23 de abril del 2025 - Aceptado: 14 de junio del 2025 (2 ronda rev.)

---

1 ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1238-506X>. Egresada de la maestría de Estadística Aplicada de la Universidad Politécnica del Carchi. Economista de la república del Ecuador. Técnico Docente de la Universidad Técnica Estatal de Quevedo..

2 ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7762-2893>. Profesor Titular de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Estadístico de la Unidad de Planificación y Desarrollo Institucional en la ESPE. Director Académico de la Sociedad Ecuatoriana de Estadística.

### Cómo citar este artículo en norma APA:

Ubillus-Chicaiza, S, & Galvis-Correa, A., (2025). Impacto de las becas en el índice de bienestar universitario. Un diseño basado en regresión discontinua. *593 Digital Publisher CEIT*, 10(3), 1562-1574, <https://doi.org/10.33386/593dp.2025.3.3236>

Descargar para Mendeley y Zotero

## RESUMEN

El sistema de educación superior en universidades públicas ecuatorianas, desempeña retos en factores influyentes en programas institucionales desde características individuales, socioeconómicas y académicas, donde el índice de bienestar universitario puede elevar las condiciones y probabilidad del alumno para su permanencia.

La presente investigación tiene como muestra experimental el total de unidades con observaciones elegibles de 6.119 estudiantes pertenecientes a una universidad pública del Ecuador, los cuales fueron seleccionados para otorgar una beca en función de sus promedios académicos, se utilizó el modelo Sharp con un punto de corte de 17.10, donde el grupo de tratamiento será el promedio igual o superior para recibir las becas y como grupo de control con promedio inferior al umbral en donde no reciben la beca.

Se incluyen variables académicas de control como: el campus, la carrera, el nivel y la modalidad de estudio, para controlar posibles factores de sesgo al modelo de regresión discontinua asegurando que la estimación del impacto de las becas no esté sesgada por diferencias sistemáticas entre los estudiantes.

La estimación de parámetros para los tres métodos de inferencia es significativa al 1% siendo el más importante la estimación robusta que nos permite concluir que existe un impacto significativo de la beca o apoyo económico en el índice de bienestar universitario. Este impacto es positivo y de magnitud de 14.19 puntos sobre el IBE, donde podemos concluir que la regresión discontinua siendo un diseño cuasiexperimental se posiciona como una herramienta esencial en la evaluación del impacto de las intervenciones educativas.

Palabras claves: Regresión discontinua; becas; Índice de bienestar; método Sharp.

## ABSTRACT

The higher education system in Ecuadorian public universities faces challenges in factors that influence institutional programs, ranging from individual, socioeconomic, and academic characteristics, where the university well-being index can improve conditions and increase the likelihood of students remaining in school.

The present research uses as its experimental sample the total number of units with eligible observations of 6,119 students belonging to a public university in Ecuador, who were selected to receive a scholarship based on their academic averages. The Sharp model was used with a cutoff point of 17.10, where the treatment group will be the average equal to or higher to receive the scholarships and as a control group with an average below the threshold where they do not receive the scholarship.

Academic control variables are included, such as: campus, degree program, level, and mode of study, to control for possible bias factors in the discontinuous regression model, ensuring that the estimation of the impact of scholarships is not biased by systematic differences among students.

The parameter estimation for the three inference methods is significant at 1%, with the most important being the robust estimation, which allows us to conclude that there is a significant impact of the scholarship or financial support on the university well-being index. This impact is positive and has a magnitude of 14.19 points on the IBE, where we can conclude that discontinuous regression, being a quasi-experimental design, is positioned as an essential tool in evaluating the impact of educational interventions.

Keywords: Regression discontinuity; scholarships; Well-being index; Sharp method.

## Introducción

En la actualidad el sistema de educación superior de países latinoamericanos está con retos significativos en cuanto a factores vinculados a las características individuales, socioeconómicas, académicas e institucionales, es por ello que la implementación de políticas educativas juega un papel crucial en análisis de impacto sobre aquellos programas institucionales, así como también en el índice de bienestar universitario elevando la probabilidad de permanencia. Hernández Medina, P, y Ramírez-Torres, G. (2022).

Según Ramírez Torres, G. (2022). Es necesario establecer diseños y buenos procesos de asignación a los programas con apoyo económico hacia los estudiantes porque impacta positivamente al desempeño académico, tal como lo menciona Van Der Klaauw (2002) donde usaron criterios de asignación, empleando estrategias de identificación en el índice académico en la educación superior, este índice presenta punto de corte en un tratamiento múltiple.

Díaz Barrios y Schlesinger (2003) destacan que las políticas de becas-suelo contribuyen a la formación del personal académico mediante planes sistemáticos que responden a las necesidades institucionales. En esa misma línea, Werther (2000) plantea que estos programas deben incluir una formulación clara de objetivos, junto con procesos de capacitación, ejecución y evaluación. Más recientemente, de Wit y Altbach (2021) subrayan que tales políticas deben integrarse en estrategias de internacionalización sostenibles y orientadas al fortalecimiento institucional. Además, estudios como los de Wray y Kinman (2020) y Ross et al. (2024) advierten que el bienestar y la resiliencia del personal académico son factores clave para garantizar la eficacia de estos procesos en el contexto universitario actual.”

Los programas de becas económicas sirven para que los alumnos una vez adquirido el compromiso de tener entre los requisitos el rango deseado de notas, realice todo tipo de actividad para conservarlos y así mantener el rendimiento académico más óptimo que es el

resultante de varios factores considerando los personales, entorno familiar y social, añadiendo también los factores relacionados a la institución como infraestructura, docentes y nivel educativo. Martínez Mendoza, E, y Martínez Mendoza, R. (2013).

Por su parte, Frölich, M. y Sperlich, S. (2019) enfatizan la importancia de la RD en la evaluación de políticas públicas, señalando que este método facilita la identificación de efectos causales en programas de becas donde no es posible realizar experimentos aleatorios. En el ámbito educativo, la RD permite medir el impacto de intervenciones dirigidas a estudiantes que cumplen ciertos criterios, como puntajes académicos, y comparar resultados entre aquellos que se encuentran ligeramente por encima y por debajo del punto de corte.

La regresión discontinua se posiciona como una herramienta esencial en la evaluación del impacto de intervenciones educativas. Según Ponce, J. (2023) este método requiere un índice de elegibilidad continuo y un punto de corte claramente definido, se clasifica en dos tipos: diseño agudo (Sharp design) y diseño difuso (fuzzy design), la cual proporciona alta validez interna, lo que permite evaluar de manera directa el impacto de las becas en el rendimiento académico y la retención estudiantil en América Latina.

Frölich, M. y Sperlich, S. (2019) destacan que en el análisis de regresión discontinua las covariables ayudan a mejorar la precisión de las estimaciones, siempre que no haya manipulación cerca del umbral, ya que esto afectaría la validez causal. Si los individuos pueden influir en su posición, como modificar calificaciones para obtener una beca, se introduce un sesgo en la estimación del efecto del tratamiento. Para verificar la plausibilidad del diseño se debe examinar la distribución de la variable Z cerca del umbral y detectar posibles discontinuidades.

El diseño de regresión discontinua (RD) ha sido ampliamente reconocido por su utilidad cuando el tratamiento se asigna con base en una variable continua que cruza un umbral. Como

explican Lee y Lemieux (2010), este enfoque permite comparar unidades muy similares a ambos lados del punto de corte, lo que genera condiciones cercanas a una aleatorización local. En años recientes, autores como Cattaneo, Idrobo y Titiunik (2020) han contribuido a perfeccionar esta metodología, ofreciendo herramientas prácticas para su implementación rigurosa, mientras que Cattaneo y Titiunik (2022) han profundizado en aspectos técnicos clave como la selección del ancho de banda y la corrección de sesgos. Además, su aplicación se ha extendido a campos como la salud pública, donde se utiliza para evaluar efectos de intervenciones en situaciones clínicas que operan con reglas de decisión basadas en umbrales.

Villamizar Villegas, M, Pinzón Puerto, FA, y Ruiz-Sánchez, M. A. (2022) señalan que, en el análisis del impacto de las becas por mérito, como las estudiadas por Thistlethwaite y Campbell (1960), la estimación mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) puede introducir sesgos. Esto ocurre porque los estudiantes con puntajes elevados, alejados del umbral de asignación, suelen diferenciarse en aspectos como esfuerzo y habilidades. Estas diferencias pueden generar una sobreestimación del verdadero impacto de la beca, reflejada entre los errores condicionales de los grupos tratados y no tratados. Sin embargo, al restringir el análisis a observaciones cercanas al punto de corte mediante un diseño de regresión discontinua, es posible minimizar este sesgo y obtener estimaciones más precisas del efecto.

El objetivo de esta investigación es evaluar el impacto de las becas en el índice de bienestar universitario, utilizando un diseño basado en regresión discontinua por medio del método Sharp donde se identifican los elementos constitutivos en el ámbito educativo y su vínculo con el programa de becas.

## Método

La presente investigación es de tipo cuantitativo y se basa en un diseño cuasiexperimental a través de un análisis estadístico para estimar el impacto de las

becas en el índice de bienestar universitario permitiendo identificar los efectos causales en los contextos donde la asignación de la intervención no es aleatoria. Se ha realizado la formulación, delimitación del problema y su respectiva revisión de la literatura en cuanto a regresión discontinua en educación, impacto de las becas e índice de bienestar universitario.

La muestra experimental incluye la observación de 6.119 estudiantes de una universidad pública de Ecuador, dicha muestra corresponde a la totalidad de unidades de observación elegibles para las becas por lo cual no se requirió de métodos de muestreo (ver anexo) 1. Los estudiantes fueron seleccionados en función de sus promedios académicos, de los cuales, corresponde al grupo de tratamiento los estudiantes con promedio igual o superior al punto de corte de 17.10 dicho valor que son beneficiados por el programa de becas y como grupo de control a los estudiantes con promedio inferior a dicho umbral que no recibieron las becas.

Este diseño cuasiexperimental permite aplicar una regresión discontinua, asumiendo que los estudiantes por encima y por debajo del corte son comparables según sus características académicas, se incluyen variables académicas de control como el campus, la carrera, el nivel y la modalidad de estudio presencial y virtual, para controlar posibles factores de sesgo, estas variables exógenas se incorporan al modelo de regresión discontinua para asegurar que la estimación del impacto de las becas no esté sesgada por diferencias sistemáticas entre los estudiantes.

El diseño de Regresión Discontinua se ha utilizado para evaluar efectos causales locales en contextos donde la asignación del tratamiento depende estrictamente del valor de una variable continua observada. Este método se caracteriza por una discontinuidad en la probabilidad de recibir tratamiento en un punto de corte específico de una variable de asignación (running variable), permitiendo identificar efectos causales locales robustos y consistentes bajo supuestos relativamente débiles. Hahn,

Todd y Van Der Klaauw (2002); Imbens, G. W, y Rubin, D. B. (2015)

De manera formal, se define el modelo RDD tal que. Sea la variable asignadora continua para la unidad  $i$ , el punto de corte conocido, y la variable binaria que indica la asignación al tratamiento, definida formalmente como:

$$T_i = \mathbb{I}(X_i \geq c) = \begin{cases} 1, & \text{si } X_i \geq c \\ 0, & \text{si } X_i < c \end{cases}$$

Siguiendo la notación del modelo de resultados potenciales de Rubin, D. B. (1974) para cada unidad  $i$ , denotamos  $Y_i(1)$  y  $Y_i(0)$  como los resultados potenciales bajo tratamiento y control, respectivamente. El resultado observado se expresa entonces como:

$$Y_i = T_i Y_i(1) + (1 - T_i) Y_i(0)$$

El supuesto central del diseño RD es la continuidad de las funciones de expectativa condicional de los resultados potenciales alrededor del punto de corte Cattaneo, M. D., Idrobo, N, y Titiunik, R. (2019) . Matemáticamente:

$$\lim_{x \downarrow c} E[Y(0)|X = x] = E[Y(0)|X = c], \lim_{x \uparrow c} E[Y(1)|X = x] = E[Y(1)|X = c]$$

Además, se requiere que no exista manipulación precisa alrededor del umbral , condición que puede validarse mediante pruebas estadísticas específicas. McCrary, J. (2008) Cattaneo, M. D, Jansson, M, y Ma, X. (2018). El efecto causal estimado mediante un diseño RD “sharp” (perfecta asignación del tratamiento) es el efecto promedio local del tratamiento (LATE, Local Average Treatment Effect) definido como:

$$\tau_{SRD} = E[Y_i(1) - Y_i(0)|X_i = c]$$

Este efecto puede identificarse empíricamente mediante límites laterales de las funciones de regresión observadas en torno al punto de corte:

$$\tau_{SRD} = \lim_{x \downarrow c} E[Y|X = x] - \lim_{x \uparrow c} E[Y|X = x]$$

Para estimar empíricamente el efecto RD, se utiliza comúnmente una regresión polinómica local ponderada (local polynomial regression, LPR), propuesta por Fan y Gijbels (1996), ajustada separadamente a cada lado del umbral:

$$\hat{\tau}_{SRD} = \hat{\alpha}_+ - \hat{\alpha}_-$$

donde  $\hat{\alpha}_+$  y  $\hat{\alpha}_-$  son los estimadores locales en el umbral obtenidos mediante mínimos cuadrados ponderados con kernel:

$$\min_{\alpha, \beta} \sum_{i: X_i \in [c-h, c+h]} K\left(\frac{X_i - c}{h}\right) (Y_i - \alpha - \beta(X_i - c))^2$$

Con un kernel (habitualmente triangular o Epanechnikov) y ancho de banda optimizado mediante métodos automáticos. Cattaneo, M. D., Idrobo, N, y Titiunik, R. (2019); Imbens y Kalyanaraman. (2012).

La selección del ancho de banda óptimo se realiza mediante un balance entre sesgo y varianza, típicamente empleando métodos automáticos como el propuesto por Calonico, S., Cattaneo, MD, y Titiunik, R. (2014), garantizando estimaciones robustas:

$$\hat{h}_{opt} = \arg \min_h \{Bias^2(\hat{\tau}_{SRD}(h)) + Var(\hat{\tau}_{SRD}(h))\}$$

Para validar la robustez del diseño RD, es fundamental realizar pruebas de manipulación sobre la variable asignadora. La prueba de densidad de McCrary, J. (2008). Evalúa discontinuidades en la densidad de  $X_i$ , mientras que la prueba robusta propuesta por Cattaneo, M. D., Jansson, M, y Ma, X. (2018) mejora esta evaluación utilizando métodos polinómicos locales, aumentando la robustez estadística del procedimiento.

La metodología RD es especialmente útil en la evaluación de políticas educativas, donde las asignaciones basadas en notas o puntajes son comunes Cordero, J. M., Cristóbal, V, y Santín, D. (2018); Angrist, JD, y Lavy, V. (1999) ejemplos recientes incluyen el estudio de Goodman, Hurwitz y Smith (2017), quienes

utilizaron RD para evaluar el impacto del acceso a becas sobre la elección universitaria en Estados Unidos. Asimismo, Clark, D, y Martorell, P. (2014) examinaron cómo la obtención de diplomas educativos afecta el desempeño laboral usando RD. Estudios recientes Cattaneo, M. D, y Titiunik, R. (2022) validan esta metodología en contextos académicos donde las discontinuidades son frecuentes y transparentes.

Para la fase de procesamiento y visualización se utilizaron los paquetes rdrobust, rdd, y ggplot2 en el lenguaje de programación y sus equivalentes en el software comercial Stata. Los datos recolectados fueron tratados con estricta confidencialidad, y se aseguró que no se expondría a los participantes a riesgos físicos o psicológicos durante el proceso de investigación. Además, se mantuvo la privacidad de los resultados individuales y se utilizó únicamente para fines académicos.

En función a lo antes mencionado se definen los elementos constitutivos del diseño Sharp en regresión discontinua y su vínculo con el programa de becas:

Variable de selección, . => u2

Corte, . => 17.1

Variable de respuesta (V. dependiente), . => IBE

Índice de bienestar: rango [0 = menor, 100 = mayor]

Tratamiento, . => B\_HCU

Variabes de control, . => campus, carrera, nivel.

Error aleatorio que representa la variabilidad no explicada. =>

Intercepto.

## Resultados

En esta investigación se evaluó el impacto de las becas en el índice de bienestar universitario, se utilizó un diseño Sharp basado

en regresión discontinua en donde se identifican los elementos constitutivos del diseño de regresión discontinua en el ámbito educativo y su vínculo con el programa de becas.

Tendrá la visualización de figuras y tablas de autoría propia que ilustran los datos cuantitativos alcanzados. A continuación, en la figura 1 se puede observar la relación entre la probabilidad del tratamiento y la del control en función de las notas promedio, de esta manera, se puede concluir que el diseño adecuado para este análisis es un Sharp Design.

**Figura 1**  
*Relación entre tratamiento y las notas promedio*



*Nota.* La figura presenta media muestral y ajuste polinómico de orden 4. Elaboración propia.

En la figura 2 podemos visualizar como relaciona el índice de bienestar “UBE” con las notas promedio. Donde existe la homogeneidad entre las notas a ambos lados del punto de corte, por lo cual no se requerirá un ancho de banda que castigue el trade off entre sesgo y eficiencia.

**Figura 2**  
Relación entre índice de Bienestar - UBE y notas promedio



Nota. La figura presenta media muestral y ajuste polinómico de orden 4. Elaboración propia.

Luego de realizar el proceso de estimación utilizando una función de densidad de Kernel de tipo triangular, dejando que el ancho de banda se encuentre por el trade off entre sesgo y eficiencia, se ha procedido con la inferencia por los tres métodos: convencional, corrección por sesgo y robusto, donde tenemos los resultados en la tabla 1 y 2.

En referencia a la tabla 1 se visualiza las estimaciones de RD nítidas mediante regresión polinomial local sin covariables, donde tenemos que el ancho de banda selecciona 1479 datos para las observaciones control y 1942 para las observaciones consideradas tratamiento. Con un ancho de puntos para ambos lados del punto de corte de 17.1 puntos.

**Tabla 1**  
Estimaciones de RD nítidas mediante regresión polinomial local sin covariables

Numero de observaciones	= 6119				
Tipo de BW	= mserd				
Kernel	= Triangular				
Método VCE	= NW				
corte c = 17.10					
	Izq. de c	Der. de c			
Nº de observaciones	2803	3316			
Nº efectivo de observaciones	1479	1942			
Order est (p)	1	1			
Order bias (q)	2	2			
BW est (h)	0.805	0.805			
BW bias (b)	1.347	1.347			
Rho (h/b)	0.598	0.598			
Unique obs	262	215			
Resultado: ibe2. Variable operativa: u2					
Método	Coficiente	Error Estándar	z	P>  Z	(95% Intervalo de confianza)
Conventional	14.634	1.4953	9.7869	0.000	11.7035 17.565
Bias-corrected	14.192	1.4953	9.4909	0.000	11.2608 17.1223
Robust	14.192	1.7414	8.1496	0.000	10.7785 17.6046

Elaboración propia.

**Tabla 2**  
Estimaciones de RD en diseño Sharp ajustadas por covariables mediante regresión polinomial local

Numero de observaciones	= 6119				
Tipo de BW	= mserd				
Kernel	= Triangular				
Método VCE	= NW				
corte c = 17.10					
	Izq. de c	Der. de c			
Nº de observaciones	2803	3316			
Nº efectivo de observaciones	1396	1835			
Order est (p)	1	1			
Order bias (q)	2	2			
BW est (h)	0.754	0.754			
BW bias (b)	1.286	1.286			
Rho (h/b)	0.597	0.597			
Unique obs	262	215			
Resultado: ibe2. Variable operativa: u2					
Método	Coficiente	Error Estándar	z	P>  Z	(95% Intervalo de confianza)
Conventional	14.311	1.5133	9.4564	0.000	11.3447 17.2768
Bias-corrected	13.856	1.5133	9.1561	0.000	10.8901 16.8223
Robust	13.856	1.754	7.8999	0.000	10.4185 17.2939

Elaboración propia

Estimaciones ajustadas por covariables. Covariables adicionales incluidas:44

En referencia a la tabla 2 se visualiza las estimaciones de RD en diseño Sharp ajustadas por covariables mediante regresión polinomial local donde tenemos que el ancho de banda selecciona 1396 datos para las observaciones control y 1835

para las observaciones consideradas tratamiento, con un ancho de puntos para ambos lados del punto de corte de 17.1 puntos.

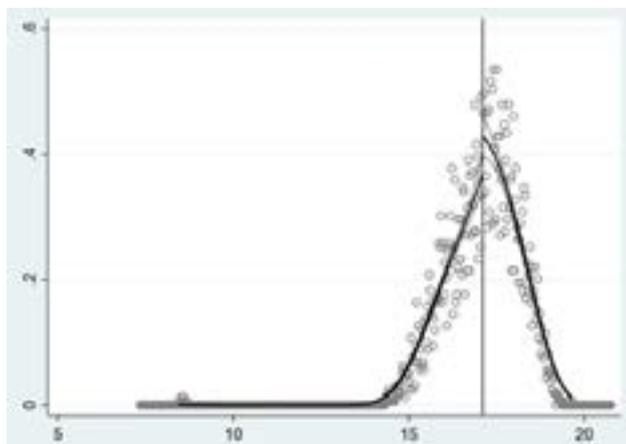
La estimación de parámetros para los tres métodos de inferencia es significativa al 1% siendo el más importante la estimación robusta que nos permite concluir que existe un impacto significativo de la beca o apoyo económico en el índice de bienestar universitario. Este impacto es positivo y de magnitud de 14.19 puntos sobre el IBE.

Se espera a un nivel de confianza del 95% que el impacto de la beca sobre el índice se encuentre entre 10.77 y 17.60 puntos para un determinado individuo que están cerca del umbral y que no accedió a la beca, este pueda acceder a un cambio en el índice del bienestar cuando se le otorgue la beca o apoyo económico.

Para finalizar se realizó las pruebas de no manipulación de McCrary y Cattaneo, ver la figura 3 y 4.

### Figura 3

Prueba de no manipulación de McCrary



Nota. Elaboración propia

### Figura 4

Prueba de no manipulación de Cattaneo



Nota. Elaboración propia

Aunque la prueba de McCrary no es concluyente, la de Cattaneo si lo es, de esta forma podemos mencionar que no existe evidencia estadística para rechazar la hipótesis de no manipulación, es decir, que la media de notas del control y del tratamiento son estadísticamente iguales. Ver tabla 3.

**Tabla 3**  
*Prueba de no manipulación mediante estimación de densidad polinomial local*

Número de observaciones	=6119		
Modelo	=Unrestricted		
Método BW	= Comb		
Kernel	= Triangular		
Método VCE	= Jackknife		
<hr/>			
c= 17.100	Izq. de c	Der. de c	
Number of obs	2803	3316	
Eff. Number of obs	517	1068	
Order est (p)	1	1	
Order bias (q)	2	2	
BW est (h)	0.236	0.422	
Recorrido de la Variable: u2			
Método	T	P>  T	
Robustez	-0.3913	0.6956	
P- valor del test binomial (HO: prob= 0.50)			
Longitud de la ventana /2	< c	>= c	P>  T
0.010	27	26	1.0000
0.020	27	50	0.0117
0.030	53	103	0.0001
0.040	81	132	0.0006
0.050	110	132	0.1769
0.060	153	153	1.0000
0.070	153	177	0.2054
0.080	171	207	0.0717
0.090	186	228	0.0438
0.100	212	249	0.0935

Elaboración propia

**Conclusiones**

La implementación de políticas educativas en universidades ecuatorianas tiene un papel crucial en desarrollo académico como en el índice de bienestar universitario elevando la probabilidad de permanencia de los estudiantes.

Los resultados obtenidos mediante un diseño de regresión discontinua tipo Sharp, con un punto de corte en 17.10 sobre el promedio académico, indican que la asignación de becas tiene un efecto causal positivo y estadísticamente significativo sobre el índice de bienestar estudiantil (IBE). Las estimaciones robustas revelan un incremento promedio local de aproximadamente 14.19 puntos en el IBE para los estudiantes que acceden al programa de becas respecto a aquellos que, por estar justo por debajo del umbral, no reciben dicho beneficio

Según los datos analizados el promedio de notas coincide con el quintil 4. Es decir, la distribución de los datos es sesgada a la izquierda debido a los ajustes realizados por las autoridades de la universidad que realizaron para evitar la pérdida de materias. La alta homogeneidad en los puntajes alrededor del umbral permite que el trade off entre sesgo y eficiencia sea mínimo, esto nos lleva a utilizar la capacidad máxima de los datos lo que permite una inferencia más precisa y generalizable. Es decir, mayor validez externa

Este impacto, consistente a través de los tres métodos de inferencia (convencional, bias-corrected y robusto), se mantiene incluso tras controlar por variables académicas relevantes. La prueba de no manipulación de la variable asignadora (promedio académico), en especial la basada en estimación de densidad polinomial local de Cattaneo et al. (2018), sugiere que no hay evidencia estadística de manipulación del umbral, lo cual refuerza la validez causal del diseño.

En términos de política educativa, estos hallazgos respaldan la eficacia de los esquemas de becas como instrumentos no solo de equidad, sino también de mejora del bienestar académico, siempre que su asignación esté basada en criterios objetivos y verificables. Se recomienda a las instituciones de educación superior considerar este tipo de diseño en la evaluación de futuros programas de apoyo financiero.

**Discusión**

Lee, DS, y Lemieux, T. (2010) indica que el RD es un enfoque útil cuando el tratamiento se asigna en función de una variable continua que cruza un umbral cerca del punto de corte, teniendo unidades tratadas y no tratadas comparables lo que proporciona un entorno de aleatorización local. Esto permite identificar el efecto del tratamiento justo en el umbral.

Los resultados de esta investigación evidencian un impacto causal positivo y estadísticamente significativo de las becas académicas sobre el índice de bienestar estudiantil

(IBE), la cual fue estimado mediante un diseño de regresión discontinua tipo Sharp. Este enfoque cuasiexperimental permitió identificar el efecto promedio local del tratamiento (LATE) en estudiantes con promedios académicos cercanos al umbral de elegibilidad que fue de 17.10, como calificación promedio donde tenemos 2 grupos en consideración: como grupo de tratamiento a los estudiantes con nota promedio igual o superior al punto de corte reciben la beca y el otro grupo con notas inferiores al punto de corte no reciben la beca o apoyo económico, teniendo clara la regla de asignación, eliminando el sesgo de selección característico de métodos observacionales

La estimación robusta, es la más confiable ante problemas de sesgo en la regresión polinómica local, arrojó un efecto de magnitud 14.19 puntos en el IBE, con significancia estadística al 1%. Esta magnitud representa un cambio sustantivo considerando que el índice de bienestar se encuentra en un rango de 0 a 100. El resultado se mantiene incluso después de controlar por variables académicas (campus, carrera, nivel, modalidad), lo que respalda la estabilidad del efecto estimado.

La validación empírica del diseño, mediante las pruebas de no manipulación de McCrary y la más robusta de Cattaneo, refuerza la plausibilidad de la identificación causal. La ausencia de discontinuidad en la densidad de la variable asignadora cerca del punto de corte sugiere que no hubo manipulación estratégica por parte de los estudiantes o de la institución, cumpliéndose uno de los supuestos fundamentales del RD.

Desde una perspectiva educativa, este hallazgo corrobora que los incentivos financieros condicionados al rendimiento académico no solo fomentan la retención universitaria, sino que también impactan positivamente en dimensiones más amplias del bienestar estudiantil. Este bienestar puede estar asociado a una menor ansiedad financiera, una mayor percepción de apoyo institucional y un incremento en el compromiso académico, dimensiones ampliamente documentadas en la literatura sobre

políticas de apoyo económico en educación superior.

A pesar de la rigurosidad metodológica, el estudio presenta algunas limitaciones como validez externa restringida donde el efecto estimado corresponde al entorno local del umbral de corte. No se puede extrapolar a estudiantes con promedios académicos muy alejados del umbral. También puede existir dimensionalidad del indicador donde el índice de bienestar (IBE) que es una variable sintética cuya construcción no fue detallada en esta fase donde su validez como proxy del bienestar real puede requerir validación psicométrica adicional.

En cuanto a la dinámica temporal en este estudio no podría ser considerada porque el estudio captura un efecto de corto plazo. No se evalúa si el impacto se mantiene, incrementa o disminuye a lo largo del tiempo, existe una posible heterogeneidad del efecto porque no se explora si el efecto del tratamiento varía por subgrupos como el género, nivel socioeconómico, modalidad de estudio lo que limitaría el diseño de políticas focalizadas.

A partir de los hallazgos y las limitaciones anteriores, se mencionan varias líneas prometedoras como extensión a RD en panel donde es posible evaluar la evolución longitudinal del bienestar en estudiantes tratados y no tratados, aplicando modelos de regresión discontinua en datos de panel.

También se puede aplicar modelos de regresión discontinua con múltiples cortes Multi-coff RD para explorar la presencia de efectos escalonados según diferentes niveles de beca o promedios más altos.

Es necesario la evaluación de mecanismos causales para complementar el análisis cuantitativo con datos cualitativos o con modelos estructurales que permitan identificar por qué las becas generan bienestar, así como el análisis de heterogeneidad para aplicar técnicas como Causal Forests o RD con interacción de covariables para detectar diferencias significativas en el efecto por subpoblaciones.

**Anexo 1:**

NIVEL	Freq.	Percent	Cum.
CUARTO	1,132	18.50	18.50
NOVENO	1	0.02	18.52
OCTAVO	2	0.03	18.55
PRIMERO	134	2.19	20.74
QUINTO	1,192	19.48	40.22
SEGUNDO	1,141	18.65	58.87
SEPTIMO	112	1.83	60.70
SEXTO	811	13.25	73.95
TERCERO	1,594	26.05	100.00
<b>Total</b>	<b>6,119</b>	<b>100.00</b>	

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
u2	6,119	17.1094	1.815437	8.494	19.65

CAMPUS	Freq.	Percent	Cum.
ESPE EN LINEA	2,920	47.72	47.72
ESPE MATEZ SANGOLQUI	2,298	37.56	85.28
ESPE SEDE LATACUNGA CENTRO	540	8.82	94.10
EXTENSION SANTO DOMINGO	176	2.88	96.98
HACIENDA EL PRADO (IASA I)	118	1.93	98.91
TEC. AERONAUTICA LTGA. (UGT)	67	1.09	100.00
<b>Total</b>	<b>6,119</b>	<b>100.00</b>	

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
lbez	6,119	51.39888	21.76485	.0205462	91.59827

B_HCU	Freq.	Percent	Cum.
0	2,803	45.81	45.81
1	3,316	54.19	100.00
<b>Total</b>	<b>6,119</b>	<b>100.00</b>	

CARRERA	Freq.	Percent	Cum.
[EN LINEA] ECONOMIA	228	3.73	3.73
[EN LINEA] EDUCACION BASICA	444	7.26	11.00
[EN LINEA] EDUCACION INICIAL	1,492	24.38	35.38
[EN LINEA] PEDAGOGIA IDIOMAS	440	7.19	42.57
[EN LINEA] TECNOLOGIA INFORMAC	53	0.87	43.44
[EN LINEA] TURISMO	163	2.66	46.10
[PRES] AGROPECUARIA (3)	159	2.60	48.70
[PRES] BIOTECNOLOGIA (3)	252	4.12	52.82
[PRES] COMERCIO EXTERIOR (3)	300	4.90	57.72
[PRES] EDUCACION INICIAL (3)	256	4.18	61.90
[PRES] ELECTROMECANICA	2	0.03	61.93
[PRES] ELECTROMECANICA (3)	51	0.83	62.76
[PRES] MECANICA (3)	67	1.09	63.85
[PRES] MERCADOTECNIA (3)	171	2.79	66.64
[PRES] PETROQUIMICA (3)	17	0.28	66.92
[PRES] SOFTWARE (3)	155	2.53	69.45
[PRES] TECNOLOGIAS INFOR (3)	130	2.12	71.57
[PRES] TURISMO (3)	243	3.97	75.54
[PRES] ADMIN. DE EMPRESAS (3)	165	2.70	78.24
[PRES] CONTAB. Y AUDITORIA (3)	376	6.14	84.38
[PRES] ELECTRONICA Y AUTOMAT(3)	79	1.29	85.67
[PRES] INGENIERIA AUTOMOTRIZ(3)	101	1.65	87.32
[PRES] INGENIERIA CIVIL (3)	113	1.85	89.17
[PRES] MECATRONICA (3)	152	2.48	91.65
[PRES] PEDAGOGIA ACTIV. FISI(3)	200	3.27	94.92
[PRES] TEC SUP AUTOMAT E INS(3)	2	0.03	94.95
[PRES] TEC SUP ELECTROMECAN(3)	1	0.02	94.97
[PRES] TEC SUP LOGIS Y TRANS(3)	6	0.10	95.07
[PRES] TEC SUP MEC AERONAUTI(3)	36	0.59	95.66
[PRES] TEC SUP MEC AUTOMOTRI(3)	10	0.16	95.82
[PRES] TEC SUP REDES Y TELIC(3)	3	0.05	95.87
[PRES] TEC SUP SEGURO PREVEN(3)	9	0.15	96.02
[PRES] TECNOLOGIAS GEOESPACI(3)	43	0.70	96.72
[PRES] TELECOMUNICACIONES (3)	80	1.31	98.03
<b>Total</b>	<b>6,119</b>	<b>100.00</b>	

**Referencias bibliográficas.**

Angrist, JD y Lavy, V. (1999). Using Maimonides' rule to estimate the effect of class size on scholastic achievement. *Quarterly Journal of Economics*, 114(2), 533–575. <https://doi.org/10.1162/003355399556061>

Cattaneo, MD, Jansson, M., y Ma, X. (2018). Manipulation testing based on density discontinuity. *Stata Journal*, 18(1), 234–261. <https://doi.org/10.1177/1536867X1801800115>

Cattaneo, MD, Idrobo, y Titiunik, R. (2019). *A practical introduction to regression discontinuity designs: Foundations*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108684606>

Cattaneo, MD, y Titiunik, R. (2022). Regression discontinuity designs in social sciences: A survey of recent developments. *Annual Review of Economics*, 14, 821–851. <http://dx.doi.org/10.1146/annurev-economics-051520-021409>

Calonico, S, Cattaneo, MD, y Titiunik, R. (2014). Robust nonparametric confidence intervals for regression-discontinuity designs. *Econometrica*, 82(6), 2295–2326. <https://doi.org/10.3982/ECTA11757>

Cordero, JM, Cristóbal, V, y Santín, D. (2018). Causal inference on education policies: A survey of empirical studies using PISA, TIMSS and PIRLS. *Journal of Economic Surveys* <https://doi.org/10.1111/joes.12217>

Clark, D, y Martorell, P. (2014). The signaling value of a high school diploma. *Journal of Political Economy*, 122(2), 282–318. <https://doi.org/10.1086/675238>

De Wit, H, y Altbach, P. G. (2021). Internationalization in higher education: Global trends and recommendations for its future. *Policy Reviews in Higher Education*, 5(1), 30–47. <https://doi.org/10.1080/23322969.2020.1820898>

Díaz Barrios, J, y Schlesinger Díaz, MW (2003). Ejecución de la política de formación del personal académico de La

- Universidad del Zulia durante la década de los noventa. Caso: Beca-sueldo. *Opción*, 19 (41), 140-157. [https://ve.scielo.org/scielo.php?pid=S1012-15872003000200007&script=sci\\_abstract](https://ve.scielo.org/scielo.php?pid=S1012-15872003000200007&script=sci_abstract)
- Fan, J, y Gijbels, I. (1996). *Local polynomial modelling and its applications*. Chapman and <https://doi.org/10.1201/9780203748725>
- Frölich, M. y Sperlich, S. (2019). *Evaluación de impacto: Efectos del tratamiento y análisis causal*. ISBN de libro electrónico:1108617778
- Goodman, J, Hurwitz, M, y Smith, J. (2017). Access to 4-year public colleges and degree completion. *Journal of Labor Economics*, 35(3), 829–867. <https://doi.org/10.1086/690818>
- Hahn, J., Todd, P, y Van Der Klaauw, W. (2001). Identification and estimation of treatment effects with a regression-discontinuity design. *Econometrica*, 69(1), 201–209. <https://doi.org/10.1111/1468-0262.00183>
- Hernández-Medina, P, y Ramírez-Torres, G. (2022). Evaluación de impacto del financiamiento educativo en la deserción y la graduación: un análisis de regresiones discontinuas. *Revista Iberoamericana de Educación Superior*, XIII (37), 63-82. <https://doi.org/10.22201/iissue.20072872e.2022.37.1304>
- Imbens, GW, y Lemieux, T. (2008). Regression discontinuity designs: A guide to practice. *Journal of Econometrics*, 142(2), 615–635. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2007.05.001>
- Imbens, G, y Kalyanaraman, K. (2012). Optimal bandwidth choice for the regression discontinuity estimator. *Review of Economic Studies*, 79(3), 933–959. <https://doi.org/10.1093/restud/rdr043>
- Imbens, GW, y Rubin, D. B. (2015). *Causal inference in statistics, social, and biomedical sciences: An introduction*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139025751>
- Lee, DS, y Lemieux, T. (2010). Regression discontinuity designs in economics. *Journal of Economic Literature*, 48(2), 281–355. <https://doi.org/10.1257/jel.48.2.281>
- Martínez Mendoza, E, y Martínez Mendoza, R. (2013). Análisis del efecto de las becas económicas en el rendimiento escolar en una institución de nivel medio superior. *Investigación y Ciencia*, 21 (59), 41-47. <https://doi.org/10.33064/iycuaa2013593985>
- McCrary, J. (2008). Manipulation of the running variable in the regression discontinuity design: A density test. *Journal of Econometrics*, 142(2), 698–714. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2007.05.005>
- Ponce, J. (2023). *Los primeros pasos: políticas para el desarrollo infantil y la educación en América Latina*. FLACSO Ecuador. <https://doi.org/10.46546/2023-44atrio>
- Ross, PM, Scanes, E, y Locke, W. (2024). Stress adaptation and resilience of academics in higher education. *Asia Pacific Education Review*, 25, 829–849. <https://doi.org/10.1007/s12564-023-09829-1>
- Rubin, D. B. (1974). Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. *Journal of Educational Psychology*, 66(5), 688–701. <https://doi.org/10.1037/h0037350>
- Thistlethwaite, D. L y Campbell, DT. (1960). Regression-discontinuity analysis: An alternative to the ex post facto experiment. *Journal of Educational Psychology*, 51(6), 309–317. <https://doi.org/10.1037/h0044319>
- Van Der Klaauw, Wilbert (2002). “Estimating the effect of financial aid offers on college enrollment: a regression -discontinuity approach”, *International Economic Review*, vol. 43, núm. 4, pp. 1249-1287, <https://doi.org/10.1111/1468-2354.t01-1-00055>

Villamizar, Villegas, M, Pinzon  
Puerto, F. A., y Ruiz-Sanchez, M. A. (2022). A  
comprehensive history of regression discontinuity  
designs: An empirical survey of the last 60 years.  
*Journal of Economic Surveys*, 36(4), 1130-1178.  
<https://doi.org/10.1111/joes.12461>

Wray, S. y Kinman, G. (2020). The  
psychosocial hazards of academic work: An  
analysis of trends. *Studies in Higher Education*,  
47(4), 771–782. <https://doi.org/10.1080/03075079.2020.1793934>