

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA

Departamento de Ingeniería Comercial

Valparaíso – Chile



RELACIÓN DEL CAPITAL HUMANO STEM Y EL CRECIMIENTO PAÍS. CASO MÉXICO Y BRASIL

(2015 – 2023)

Memoria presentada por

VICTOR BENJAMIN DIAZ SUAREZ

Como requisito para optar al Título de

INGENIERO COMERCIAL

Profesor Guía: Darcy Fuenzalida O'Shee

Profesor Correferente: Néstor Muñoz

Abril de 2026



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): Memoria o trabajo de título; Tesis de Postgrado;

Título del trabajo: Relación Del Capital Humano STEM y el Crecimiento País.Caso México y Brasil

Nombre del candidato(a): Víctor Benjamín Díaz Suárez

Carrera / Grado: Ingeniería Comercial

Campus: Casa Central Valparaíso ; **Departamento:** Ingeniería Comercial

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Darcy Elizardo Fuenzalida O'Shee, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL

El trabajo **NO contiene información que amerite confidencialidad** y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (embargo) por:

6 meses; 12 meses; 2 años; 3 años; 5 años; 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 18/03/2025

; Firma:

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 18/03/2025

; Firma:

Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

Yo, **VÍCTOR BENJAMÍN DÍAZ SUÁREZ**, declaro que el presente trabajo de tesis, presentado a la Universidad Técnica Federico Santa María para optar al título de Ingeniero Comercial, es original y ha sido realizado bajo la supervisión del profesor guía Darcy Elizardo Fuenzalida O'Shee.

Atestiguo que todos los datos, resultados, análisis y conclusiones presentadas en este documento son producto de mi investigación personal y han sido obtenidos y procesados de manera ética y rigurosa.

Declaro conocer y aceptar las normativas de la Universidad Técnica Federico Santa María relativas a la probidad y la propiedad intelectual. Asumo la plena responsabilidad por el contenido de esta tesis, incluyendo cualquier omisión o error que pudiera detectarse, y por la correcta citación de las fuentes consultadas de acuerdo con las Normas APA 7ª edición.

VÍCTOR BENJAMÍN DÍAZ SUÁREZ

Valparaíso, Noviembre 2025

Resumen

A pesar del incremento sostenido en matrícula y graduación STEM en América Latina, persisten interrogantes sobre el grado en que esta expansión contribuye efectivamente al crecimiento económico. La literatura previa presenta resultados mixtos y heterogéneos metodológicamente, sin consenso sobre la direccionalidad causal de esta relación ni sobre los factores institucionales que la condicionan. Esta investigación aborda la brecha de conocimiento existente sobre cómo la calidad versus cantidad educativa, la capacidad de absorción productiva y los shocks macroeconómicos moderan la relación entre capital humano STEM y crecimiento en contextos latinoamericanos específicos.

El objetivo del estudio es analizar la relación entre capital humano STEM y crecimiento económico en México y Brasil durante 2015-2023, contrastando direccionalidad causal mediante modelos econométricos bidireccionales e incorporando un indicador de eficiencia educativa como proxy de calidad institucional. El enfoque metodológico emplea regresión lineal múltiple con errores estándar robustos sobre series temporales destendenciadas, utilizando datos del Banco Mundial (2023) y la OCDE (2023).

Los resultados documentan heterogeneidad bilateral fundamental: en México, la eficiencia educativa presenta mayor relevancia estadística que el volumen absoluto de graduados ($\beta = -0.469$, $p=0.019$ para PIB des-tendenciado), sugiriendo mecanismos de crowding-out laboral donde bonanzas económicas desvían jóvenes hacia empleo inmediato. En Brasil, el crecimiento económico impulsa significativamente la expansión STEM con elasticidad inelástica ($\beta = 0.305$, $p=0.011$), señalando que desarrollo económico precede y habilita inversión educativa. Ambos países convergen en direccionalidad causal inversa donde PIB predice STEM más robustamente que la dirección convencional asumida en literatura tradicional.

La conclusión central establece que la contribución del capital humano STEM al crecimiento económico no es automática ni homogénea, sino contingente a capacidades de absorción productiva, calidad institucional educativa y condiciones macroeconómicas habilitantes específicas de cada contexto nacional, desafiando generalizaciones regionales simplificadas y requiriendo políticas diferenciadas que reconozcan heterogeneidades estructurales entre economías latinoamericanas.

Palabras clave

Capital humano STEM, Crecimiento económico, Educación superior, Eficiencia educativa, Econometría, México, Brasil, América Latina

Abstract

Despite sustained increases in STEM enrollment and graduation in Latin America, questions persist regarding the extent to which this expansion effectively contributes to economic growth. Previous literature presents mixed and methodologically heterogeneous results, without consensus on the causal directionality of this relationship or on the institutional factors that condition it. This research addresses the existing knowledge gap concerning how quality versus quantity of education, productive absorption capacity, and macroeconomic shocks moderate the relationship between STEM human capital and growth in specific Latin American contexts.

The study's objective is to analyze the relationship between STEM human capital and economic growth in Mexico and Brazil during 2015-2023, contrasting causal directionality through bidirectional econometric models and incorporating an educational efficiency indicator as a proxy for institutional quality. The methodological approach employs multiple linear regression with robust standard errors on detrended time series, using data from the World Bank (2023) and OECD (2023).

Results document fundamental bilateral heterogeneity: in Mexico, educational efficiency presents greater statistical relevance than the absolute volume of graduates ($\beta = -0.469$, $p=0.019$ for detrended GDP), suggesting labor crowding-out mechanisms where economic booms divert youth toward immediate employment. In Brazil, economic growth significantly drives STEM expansion with inelastic elasticity ($\beta = 0.305$, $p=0.011$), indicating that economic development precedes and enables educational investment. Both countries converge on inverse causal directionality where GDP predicts STEM more robustly than the conventional direction assumed in traditional literature.

The central conclusion establishes that STEM human capital's contribution to economic growth is neither automatic nor homogeneous, but contingent on productive absorption capacities, educational institutional quality, and enabling macroeconomic conditions specific to each national context, challenging simplified regional generalizations and requiring differentiated policies that recognize structural heterogeneities among Latin American economies.

Keywords

STEM human capital, Economic growth, Higher education, Educational efficiency, Econometrics, Mexico, Brazil, Latin America

Agradecimientos

Quiero agradecer en primer lugar a mi familia por brindarme apoyo durante estos cinco años: a mi madre Marta Suárez, mi padre Víctor Díaz y mi hermano Ricardo Díaz. Sé que represento un orgullo para ellos.

También quiero agradecer a mis dos mascotas que forman parte de mi familia, mis gatos Kiro y Rusio, por siempre entregarme alegría.

En tercer lugar, agradecer a mi pareja Yarissa por acompañarme en gran parte de este largo camino, disfrutando de grandes momentos y por siempre ayudarme a salir adelante y cumplir mis sueños.

En cuarto lugar, agradecer a todos mis seres queridos, aquellos que ya partieron y aquellos que aún siguen conmigo. Solo les doy gracias por todo el cariño y amor que me entregaron.

Por su parte, también agradecer a mi profesor guía Darcy Fuenzalida, quien se comprometió desde el inicio conmigo y mis compañeros a sacar adelante nuestros estudios, junto con todos los consejos y recomendaciones entregados que no solo me servirán ahora, sino también en el futuro profesional.

En quinto lugar darle las gracias a mi profesor Correferente Néstor Muñoz quien desde que lo conocí siendo profesor de Introducción a la Economía hasta

convertirme en su ayudante siempre lo considere mas que un profesor un amigo por su simpatía y cariño que siempre me entrego.

Finalmente, pero no menos importante, agradecer a mis amigos que conocí en la universidad: Christian Madriaga y Luciano Santibáñez. Gracias por todas las risas, aventuras y momentos lindos que disfruté junto a ustedes. Sé que seguiremos juntándonos y viéndonos en el futuro.

"El destino lo escribes tú con cada paso y decisión que tomas, por eso siempre elige ser feliz."

Índice de Contenido

Resumen.....	4
Palabras clave.....	5
Abstract.....	6
Keywords	7
Índice de Contenido	10
Índice de Tablas	15
Índice de Figuras.....	16
Capítulo 1 : Introducción	17
1.1 Contexto General	17
1.2 Planteamiento del problema.....	18
1.3 Pregunta de Investigación.....	22
1.4 Objetivos.....	22
1.4.1 Objetivo General.....	22
1.4.2 Objetivos Específicos.....	22
1.5 Hipótesis	23
1.5.1 Hipótesis Nula.....	23
1.5.2 Hipótesis Alternativas	23
1.6 Justificación	24

	11
1.6.1	Justificación Teórica 24
1.6.2	Justificación Empírica..... 25
1.6.3	Justificación Práctica 26
1.7	Limitaciones y Alcances 27
1.7.1	Alcances 27
1.7.2	Limitaciones..... 28
1.8	Estructura del documento 29
Capítulo 2: Marco Teórico 30
2.1	Fundamentos Teóricos 30
2.1.1	Teoría del Capital Humano 30
2.1.2	Capital Humano STEM: Especificidad y Relevancia 31
2.1.3	Modelos de Crecimiento Endógeno y Capital Humano 33
2.1.4	Condiciones para la Efectividad del Capital Humano 34
2.2	Revisión de la Literatura 37
2.2.1	Evidencia Empírica Internacional..... 37
2.2.2	Evidencia Empírica para América Latina 39
2.2.3	Evidencia Empírica Específica para México 40
2.2.4	Evidencia Empírica Específica para Brasil..... 42
2.3	Síntesis del marco teórico 44
Capítulo 3: Metodología 51

	12
3.1	Enfoque de la investigación 51
3.1.1	Justificación del enfoque cuantitativo para cada hipótesis: 51
3.2	Diseño de la investigación 54
3.3	Población y muestra 55
3.4	Fuentes de información y recolección de datos 55
3.4.1	Consideraciones éticas 57
3.5	Definición operacional de variables..... 57
3.6	Técnicas de análisis de datos 60
3.6.1	Primera etapa: Análisis exploratorio y descriptivo 60
3.6.2	Segunda etapa: Modelización econométrica..... 60
3.6.3	Pruebas de diagnóstico aplicadas:..... 62
Capítulo 4:	Descripción de la Data 64
4.1	Descripción General de la Base de Datos 64
4.2	Descripción y análisis del PIB 64
4.2.1	Evolución del PIB en Contexto Macroeconómico..... 64
4.3	Descripción y análisis Matriculados STEM 68
4.3.1	Evolución de la Matrícula STEM Total 68
4.3.2	Matrícula STEM Desagregada por Género..... 70
4.4	Descripción y análisis Graduados STEM 72
4.4.1	Evolución de Graduados STEM Totales..... 72

	13
4.4.2	Graduados STEM Desagregados por Género 74
4.5	Descripción y Análisis de Eficiencia Educativa 76
4.5.1	Evolución de la Eficiencia Educativa 76
Capítulo 5: Resultados y Discusión 80	
5.1	Estrategia de Contrastación de Hipótesis..... 80
5.1.1	Especificación Econométrica Formal 80
5.2	Contrastación de Hipótesis Nula (H_0)..... 81
5.2.1	Evidencia para México 81
5.2.2	Evidencia para Brasil 83
5.3	Contrastación de Hipótesis General (H_1) 84
5.4	Contrastación de Hipótesis sobre México (H_2)..... 84
5.5	Contrastación de Hipótesis sobre Brasil (H_3) 86
5.6	Contrastación de Hipótesis de Moderación (H_4)..... 87
5.6.1	Evidencia para México 87
5.6.2	Evidencia para Brasil..... 88
5.7	Contrastación de Hipótesis sobre COVID-19 (H_5)..... 89
5.7.1	Evidencia para México 89
5.7.2	Evidencia para Brasil 89
5.8	Contrastación de Hipótesis de Heterogeneidad Bilateral (H_6)..... 90
5.8.1	Divergencia en Especificaciones Óptimas 90

	14
5.8.2	Divergencia en Signos de Elasticidades 91
5.8.3	Divergencia en Significancia de Tendencias Temporales 91
5.8.4	Divergencia en Significancia de COVID-19 92
5.8.5	Divergencia en Capacidades Explicativas 92
5.9	Síntesis de Decisiones sobre Hipótesis 93
5.9.1	Criterio Formal de Decisión Estadística 93
5.9.2	Discusión de Resultados 95
Capítulo 6: Conclusiones y Recomendaciones 96	
6.1	Síntesis General de la Investigación 96
6.2	Principales Conclusiones 97
6.2.1	Conclusión General..... 97
6.2.2	Conclusiones Específicas para México..... 98
6.2.3	Conclusiones Específicas para Brasil 99
6.2.4	Conclusión sobre Direccionalidad de Asociaciones Observadas..... 100
6.2.5	Conclusión sobre Heterogeneidad Bilateral..... 101
6.3	Aportes Teóricos y Empíricos 102
6.3.1	Aportes Teóricos 102
6.3.2	Aportes Empíricos 103
6.3.3	Validación y Cuestionamiento de Literatura Previa..... 104
6.4	Implicancias para Política Educativa y de Desarrollo 106

	15
6.4.1	Recomendaciones para México 106
6.4.2	Recomendaciones para Brasil 107
6.4.3	Implicancias para Organismos Internacionales..... 109
6.5	Limitaciones del Estudio.....110
6.5.1	Limitaciones de Diseño y Datos110
6.5.2	Limitaciones Metodológicas.....111
6.5.3	Limitaciones de Generalización.....113
6.6	Futuras Líneas de Investigación.....115
6.7	Reflexiones Finales.....118
Referencias.....	122
Anexos	126
<i>Anexo A: Script de procesamiento y estimación.....</i>	126
<i>Anexo B: Tablas de Análisis de Sensibilidad.....</i>	126
Tabla B.1: Comparativa modelo óptimo vs. modelo sin Eficiencia y COVID.....	126
Tabla B.2: Comparación Modelo Óptimo vs. Modelo sin Eficiencia (con COVID)	
.....	127

Índice de Tablas

TABLA 1 OPERACIONALIDAD DE LAS VARIABLES	59
---	-----------

TABLA 2 <i>NÚMERO DE ESTUDIANTES MATRICULADOS STEM (NIVELES ABSOLUTOS) Y CRECIMIENTO PORCENTUAL ACUMULADO ANUAL</i>	69
TABLA 3 <i>MATRÍCULA, CRECIMIENTO Y PROPORCIÓN FEMENINA STEM</i>	71
TABLA 4 <i>MATRÍCULA MASCULINA Y CRECIMIENTO ACUMULADO STEM</i>	72
TABLA 5 <i>GRADUACIÓN, CRECIMIENTO Y PROPORCIÓN FEMENINA STEM</i>	75
TABLA 6 <i>NÚMERO DE HOMBRES GRADUADOS STEM Y CRECIMIENTO ACUMULADO</i>	76
TABLA 7 <i>EFICIENCIA Y CRECIMIENTO ACUMULADO (2015-2023)</i>	78
TABLA 8 <i>RESULTADOS - MÉXICO (VARIABLE DEPENDIENTE: LN(STEM))</i>	82
TABLA 9 <i>RESULTADOS - BRASIL (VARIABLE DEPENDIENTE: LN(STEM))</i>	83
TABLA 10 <i>RESULTADOS SOLO VARIABLE EFICIENCIA - MÉXICO (VARIABLE DEPENDIENTE: LN(STEM))</i>	84
TABLA 11 <i>RESULTADOS SOLO VARIABLE LN(PIB) - BRASIL (VARIABLE DEPENDIENTE: LN(STEM))</i>	86
TABLA 12 <i>ESPECIFICACIONES ÓPTIMAS</i>	90
TABLA 13 <i>SIGNOS DE ELASTICIDADES</i>	91
TABLA 14 <i>SIGNIFICANCIA DE TENDENCIAS TEMPORALES</i>	91
TABLA 15 <i>SIGNIFICANCIA VARIABLE COVID-19</i>	92
TABLA 16 <i>CAPACIDADES EXPLICATIVAS</i>	92
TABLA 17 <i>SÍNTESIS DE HIPÓTESIS</i>	93

Índice de Figuras

FIGURA 1 <i>EVOLUCIÓN HISTÓRICA DEL PIB EN DÓLARES CONSTANTES 2015 MÉXICO Y BRASIL</i>	65
FIGURA 2 <i>SERIE TEMPORAL (2015-2023) PIB EN DÓLARES CONSTANTES 2015 MÉXICO</i>	66
FIGURA 3 <i>SERIE TEMPORAL (2015-2023) PIB EN DÓLARES CONSTANTES 2015 BRASIL</i>	67
FIGURA 4 <i>EVOLUCIÓN Y TENDENCIA HISTÓRICA GRADUADOS STEM BRASIL Y MÉXICO</i>	73
FIGURA 5 <i>EVOLUCIÓN Y TENDENCIA DE EFICIENCIA EDUCATIVA MÉXICO Y BRASIL</i>	77
FIGURA 6 <i>MODELO PARA MÉXICO</i>	81
FIGURA 7 <i>MODELO PARA BRASIL</i>	83

Capítulo 1 : Introducción

1.1 Contexto General

Las economías latinoamericanas han enfrentado desafíos persistentes para fortalecer sus capacidades científico-tecnológicas. En contraste con países como China, India y Vietnam, que han incrementado significativamente su inversión en educación especializada, la región muestra avances más moderados en formación de capital humano avanzado (UNESCO, 2021). Esta situación limita la capacidad competitiva en sectores intensivos en conocimiento.

Durante las últimas décadas, México y Brasil ampliaron la matrícula en educación superior, incluyendo áreas STEM. Ambos países superaron el millón de estudiantes en estas disciplinas hacia mediados de la década de 2010 (OCDE, 2023). Sin embargo, el crecimiento de matrícula no siempre se acompañó de mejoras equivalentes en culminación de estudios, planteando desafíos respecto de la eficiencia del sistema educativo.

Paralelamente, el crecimiento económico de ambos países se mantuvo en niveles relativamente bajos comparado con otras economías emergentes. El Banco Mundial (2023) documenta que en algunos períodos recientes las tasas anuales fueron inferiores al 2%, cuestionando la capacidad de las estructuras productivas para incorporar efectivamente el capital humano formado.

La literatura económica contemporánea ha documentado que la relación entre educación y crecimiento no es automática ni homogénea, sino que depende críticamente de factores institucionales, estructuras productivas, capacidades de absorción tecnológica y mecanismos de vinculación entre el sistema educativo y el sector productivo. Rojas et al. (2019) señalan que "la

relación entre capital humano y crecimiento económico no es lineal, sino que presenta efectos umbral según el nivel de desarrollo y las condiciones institucionales de cada país" (p. 457).

El período 2015-2023 resulta particularmente relevante para este análisis, ya que incluye años de relativa estabilidad y el shock exógeno de la pandemia COVID-19. La CEPAL (2020) proyectó que esta crisis provocó la mayor contracción económica en la historia de América Latina. Este evento permite examinar relaciones estructurales entre variables STEM y crecimiento económico, además de la resiliencia de los sistemas educativos ante perturbaciones macroeconómicas severas.

1.2 Planteamiento del problema

El problema central de esta investigación radica en la ausencia de comprensión clara sobre cómo y en qué condiciones el capital humano STEM se traduce en crecimiento económico en economías latinoamericanas de ingreso medio.

México y Brasil incrementaron significativamente su matrícula y graduación en áreas STEM durante 2015-2023, alcanzando volúmenes superiores al millón de estudiantes (OCDE, 2023). Sin embargo, ambos países experimentaron simultáneamente crecimiento económico modesto, frecuentemente inferior al 2% anual, con contracciones severas durante 2020 asociadas a la pandemia COVID-19. Esta desconexión aparente entre expansión educativa STEM y desempeño económico agregado plantea interrogantes fundamentales sobre la efectividad de políticas de inversión en formación científico-tecnológica.

Tres brechas críticas de conocimiento delimitan el problema de investigación:

Primera brecha: No se conoce la direccionalidad predominante de la relación causal. La literatura tradicional asume unidireccionalmente que educación STEM impulsa crecimiento económico mediante incremento de productividad. Sin embargo, evidencia emergente sugiere posibilidad de causalidad inversa donde crecimiento económico precede y habilita inversión educativa mediante generación de recursos fiscales y demanda laboral por habilidades técnicas. La ausencia de estudios que contrasten sistemáticamente ambas direcciones causales mediante especificaciones econométricas bidireccionales impide determinar cuál mecanismo opera predominantemente en contextos latinoamericanos específicos.

Segunda brecha: No se comprende el rol diferenciado de calidad versus cantidad educativa. Los estudios existentes miden capital humano STEM exclusivamente mediante stocks de graduados o flujos de matrícula, asumiendo implícitamente homogeneidad en calidad institucional. Esta simplificación ignora que sistemas educativos con tasas elevadas de deserción o tiempos prolongados de graduación podrían generar efectos sustancialmente diferentes que sistemas con alta eficiencia de retención, independientemente de volúmenes agregados comparables. La ausencia de indicadores de calidad institucional en análisis previos genera sesgos de especificación que comprometen validez de conclusiones sobre efectividad de expansión educativa.

Tercera brecha: No se conocen las diferencias en mecanismos operantes entre México y Brasil. Aunque ambos países comparten clasificación como economías de ingreso medio-alto latinoamericanas con sistemas educativos expandidos, difieren sustancialmente en estructura productiva, capacidades de innovación y trayectorias históricas de desarrollo. La literatura existente analiza países aisladamente empleando metodologías heterogéneas, fuentes de datos no

comparables y períodos temporales divergentes, imposibilitando identificación rigurosa de similitudes y divergencias en mecanismos mediante los cuales capital humano STEM se relaciona con crecimiento económico.

El problema se agrava considerando que decisiones de política educativa requieren comprensión precisa de estas relaciones para asignar eficientemente recursos escasos entre expansión de cobertura, mejora de calidad institucional y fortalecimiento de vinculación universidad-empresa. Inversiones masivas en formación STEM sin capacidad productiva complementaria para absorber graduados generan subempleo calificado, emigración de talento o desajustes entre competencias adquiridas y demandadas. Estudios previos como los de Ocegueda et al. (2022) han identificado que en México "el incremento en el número de egresados STEM no se traduce necesariamente en un aumento proporcional del PIB" (p. 115), sugiriendo limitaciones en la capacidad de absorción del sector productivo. Los sistemas productivos demandantes de habilidades técnicas sin oferta educativa suficiente enfrentan restricciones de talento que limitan crecimiento de sectores intensivos en conocimiento.

Por su parte, trabajos sobre Brasil como los de Uhr (2020) señalan que la contribución de la educación al crecimiento presenta rendimientos decrecientes cuando el sistema productivo no absorbe eficientemente a los egresados calificados. Estas observaciones plantean la necesidad de examinar no solo la cantidad de capital humano STEM formado, sino también la calidad y eficiencia del proceso educativo, así como las condiciones estructurales que determinan su efectividad para impulsar crecimiento económico.

La pandemia COVID-19 añade complejidad adicional al problema, generando shock exógeno sin precedentes que alteró simultáneamente dinámicas educativas mediante cierres de

campus y económicas mediante contracciones severas del PIB. La ausencia de estudios que incorporen este período crítico limita comprensión sobre estabilidad de relaciones estimadas y resiliencia de sistemas educativos ante disrupciones macroeconómicas severas.

Este problema de investigación resulta relevante teóricamente porque desafía supuestos fundamentales de teoría clásica del capital humano sobre automaticidad y universalidad de efectos educativos. Resulta relevante empíricamente porque llena vacíos documentados en literatura sobre capital humano STEM en América Latina. Resulta relevante prácticamente porque informa diseño de políticas educativas y de desarrollo basadas en evidencia que reconozcan condiciones habilitantes necesarias para traducir formación científico-tecnológica en crecimiento económico sostenido.

En términos econométricos, el problema consiste en estimar la magnitud, signo y significancia estadística de los coeficientes que relacionan el logaritmo natural del PIB ($\ln \text{PIB}$) con indicadores de capital humano STEM ($\ln \text{STEM}$ y Eficiencia), contrastando especificaciones bidireccionales para cada país. Específicamente, se evaluará si $\beta_1 \neq 0$ en modelos del tipo:

$$\ln(\text{PIB})_t = \beta_0 + \beta_1 \ln(\text{STEM})_t + \beta_2 \text{Eficiencia}_t + \varepsilon_t$$

y alternativamente:

$$\ln(\text{STEM})_t = \alpha_0 + \alpha_1 \ln(\text{PIB})_t + u_t.$$

1.3 Pregunta de Investigación

La pregunta central que orienta esta investigación es:

¿Cómo se relaciona el capital humano STEM con el crecimiento económico en México y Brasil durante el período 2015-2023?

Esta pregunta principal se desagrega en las siguientes preguntas específicas:

1. ¿Existe evidencia de asociación entre formación STEM y crecimiento económico en cada país?
2. ¿En qué medida la eficiencia educativa incide en esta relación?
3. ¿Cómo se diferencian los patrones entre México y Brasil?
4. ¿De qué manera el período de pandemia alteró estas dinámicas?

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo General

Analizar la relación entre capital humano STEM y crecimiento económico en México y Brasil durante el período 2015-2023.

1.4.2 Objetivos Específicos

Describir la evolución del PIB, matrícula y graduación en áreas STEM en ambos países.

Incorporar un indicador de eficiencia educativa para evaluar su incidencia en la formación de capital humano.

Estimar modelos de regresión lineal múltiple por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), especificando $\ln(\text{PIB})$ y $\ln(\text{STEM})$ como variables dependientes alternadas, e incorporando eficiencia educativa y variable dummy COVID como regresores explicativos.

Analizar el efecto del período COVID-19 sobre las variables consideradas.

Comparar los resultados entre México y Brasil para identificar patrones diferenciados.

1.5 Hipótesis

1.5.1 Hipótesis Nula

H₀: No existe relación estadísticamente significativa entre el capital humano STEM y el crecimiento económico en México y Brasil durante el período analizado.

1.5.2 Hipótesis Alternativas

H₁ – Relación STEM → PIB

Durante el período analizado, el capital humano STEM se asocia significativamente con el crecimiento económico en México y Brasil. En términos econométricos, el coeficiente β_1 asociado a $\ln(\text{STEM})$ en el modelo donde $\ln(\text{PIB})$ es la variable dependiente es estadísticamente distinto de cero ($\beta_1 \neq 0$).

H₂ – Eficiencia educativa en México

En el caso de México, la eficiencia educativa STEM se asocia significativamente con la formación STEM agregada. Esto implica que el coeficiente β_2 correspondiente a la variable de eficiencia educativa en el modelo donde $\ln(\text{STEM})$ es la variable dependiente es estadísticamente distinto de cero ($\beta_2 \neq 0$).

H₃ – Dirección PIB → STEM en Brasil

En Brasil, el crecimiento económico se asocia positivamente con la expansión de la formación STEM. En términos econométricos, el coeficiente β_1 asociado a $\ln(\text{PIB})$ en el modelo donde $\ln(\text{STEM})$ es la variable dependiente es positivo y estadísticamente significativo ($\beta_1 > 0$).

H₄ – Eficiencia educativa como variable explicativa adicional

La eficiencia educativa se asocia significativamente con la formación STEM como variable de control estructural en los modelos estimados. Esto implica que su inclusión mejora la estabilidad estadística del modelo, reduciendo la varianza residual y preservando la significancia de otros coeficientes ($\beta_2 \neq 0$ en términos de su contribución al ajuste global del modelo).

H₅ – Impacto del shock COVID-19

El período 2020–2022 presenta un efecto significativo sobre las variables económicas y educativas analizadas. En términos econométricos, el coeficiente asociado a la variable `Dummy_COVID` es estadísticamente distinto de cero ($\beta \neq 0$) en los modelos estimados.

H₆ – Heterogeneidad bilateral

Los coeficientes que relacionan capital humano STEM y crecimiento económico difieren entre México y Brasil. Esto implica que los parámetros estimados para cada país no son estadísticamente equivalentes ($\beta_{\text{MEX}} \neq \beta_{\text{BRA}}$).

1.6 Justificación

1.6.1 Justificación Teórica

Desde la perspectiva teórica, esta investigación contribuye al debate sobre la teoría del capital humano y su rol en el crecimiento económico, particularmente en contextos de economías

en desarrollo. Mientras la literatura clásica iniciada por Becker (1964) y Schultz (1971) establece una relación positiva general entre educación y productividad, trabajos recientes han cuestionado la linealidad y universalidad de esta relación.

El estudio aporta evidencia empírica actualizada sobre la validez de estas teorías en el contexto latinoamericano, donde las condiciones institucionales, estructuras productivas y ecosistemas de innovación difieren sustancialmente de economías desarrolladas. Al examinar específicamente el capital humano STEM, la investigación se enfoca en la forma más avanzada de conocimiento técnico, cuya relevancia ha crecido exponencialmente en la era de la economía digital.

Adicionalmente, el enfoque bidireccional adoptado permite abordar el problema de endogeneidad frecuentemente ignorado en estudios previos. Este enfoque reconoce que la relación entre educación y crecimiento puede ser recíproca o variar en direccionalidad según contextos específicos, contribuyendo a refinar marcos teóricos que asumen unidireccionalidad sin evidencia empírica suficiente.

1.6.2 Justificación Empírica

Desde el punto de vista empírico, la investigación llena vacíos importantes en la literatura existente mediante cuatro contribuciones principales. Primero, proporciona evidencia actualizada que incorpora el período pospandémico (2020-2023), permitiendo evaluar la estabilidad de las relaciones estimadas ante shocks exógenos severos.

Segundo, ofrece un análisis comparativo bilateral México-Brasil riguroso y metodológicamente homogéneo, superando la fragmentación de estudios previos que analizan

cada país aisladamente. Esta homogeneidad metodológica permite atribuir diferencias observadas a características estructurales genuinas y no a artefactos de especificación.

Tercero, introduce y valida empíricamente una variable de eficiencia educativa como proxy de la calidad institucional del sistema de educación superior. Esta variable complementa métricas tradicionales centradas únicamente en stocks de graduados o matriculados, permitiendo distinguir entre sistemas que simplemente expanden cobertura versus aquellos que logran retener y graduar efectivamente a sus estudiantes.

Cuarto, emplea técnicas econométricas de destendenciado que permiten aislar relaciones estructurales de tendencias temporales compartidas, reduciendo el riesgo de correlaciones espurias y mejorando la validez de las inferencias causales.

1.6.3 Justificación Práctica

Desde la perspectiva de políticas públicas y gestión institucional, los resultados tienen implicancias directas para múltiples actores relevantes en el diseño e implementación de estrategias de desarrollo educativo y económico.

Para autoridades educativas, permite evaluar la efectividad de inversiones en expansión de cobertura STEM versus inversiones en mejora de calidad y retención estudiantil. Para ministerios de economía y planificación, proporciona fundamentos empíricos para diseñar políticas de desarrollo productivo que reconozcan las condiciones necesarias para que el capital humano STEM impulse efectivamente el crecimiento económico.

Para universidades e instituciones de educación superior, ofrece diagnósticos sobre la pertinencia de sus programas STEM y la necesidad de fortalecer vinculación con sectores productivos. Para organismos internacionales de cooperación técnica, aporta evidencia para

diseñar programas en educación superior y desarrollo económico adaptados a realidades latinoamericanas específicas.

1.7 Limitaciones y Alcances

1.7.1 Alcances

El estudio abarca el período 2015-2023 (9 años), determinado por disponibilidad sistemática de datos educativos STEM en bases OCDE. Este horizonte temporal incluye años prepandémicos (2015-2019), el shock COVID (2020) y recuperación inicial (2021-2023), permitiendo examinar tanto relaciones estructurales en condiciones normales como resiliencia ante perturbaciones severas.

El alcance geográfico comprende México y Brasil como unidades de análisis país-nivel, sin desagregación subnacional, sectorial o institucional. Esta agregación nacional responde a disponibilidad de datos comparables internacionalmente y permite enfocar el análisis en dinámicas macroeconómicas generales.

El alcance temático examina la relación entre capital humano STEM (matriculados, graduados, eficiencia educativa) y crecimiento económico (PIB), incluyendo análisis bidireccional de asociaciones y efectos moderadores. El estudio no aborda retornos privados individuales de educación STEM ni mecanismos microeconómicos específicos de transmisión entre educación y productividad empresarial.

El alcance metodológico emplea análisis cuantitativo mediante regresión lineal múltiple con datos secundarios, aplicando técnicas de destendenciado, errores robustos y múltiples pruebas de diagnóstico. Este enfoque econométrico resulta apropiado para los objetivos planteados.

1.7.2 Limitaciones

El período de 9 años es relativamente breve para análisis de crecimiento económico de largo plazo. Los efectos del capital humano STEM pueden materializarse con rezagos de 10-15 años, tiempo entre formación universitaria y madurez profesional plena. Esta limitación temporal impide capturar plenamente efectos de largo plazo que podrían ser más pronunciados que relaciones de corto y mediano plazo estimadas.

Los datos agregados a nivel país ocultan heterogeneidades regionales significativas. En México existen diferencias marcadas entre estados del Norte industrial y Sur agrícola. En Brasil, las regiones Sur-Sudeste presentan desarrollo económico y educativo sustancialmente superior a regiones Norte-Nordeste. Esta agregación podría enmascarar relaciones diferenciales operando a nivel subnacional.

El modelo no incorpora variables institucionales potencialmente relevantes como calidad regulatoria, efectividad gubernamental, inversión privada en I+D o factores culturales. Estas omisiones podrían generar sesgos si variables excluidas correlacionan simultáneamente con capital humano STEM y crecimiento económico.

El diseño no experimental impide establecer causalidad definitiva con la misma confianza que diseños experimentales o cuasiexperimentales. Aunque el enfoque bidireccional y técnicas de destendenciado reducen riesgos de endogeneidad, no se aplican métodos avanzados como variables instrumentales.

Con $n = 9$ observaciones por país y $k = 3$ parámetros estimados en especificaciones básicas, los grados de libertad corresponden a $gl = n - k - 1 = 5$, lo que reduce potencia estadística para detectar efectos pequeños ($\beta < 0.2$), incrementando probabilidad de error tipo II.

1.8 Estructura del documento

Este documento se organiza en seis capítulos que desarrollan secuencialmente el análisis desde fundamentos teóricos hasta conclusiones derivadas de evidencia empírica.

El Capítulo 2 desarrolla el marco teórico, revisando fundamentos conceptuales sobre teoría del capital humano, modelos de crecimiento endógeno y evidencia empírica internacional y latinoamericana previa. El Capítulo 3 detalla la metodología empleada, especificando el enfoque cuantitativo, diseño no experimental longitudinal y procedimientos de estimación.

El Capítulo 4 presenta el análisis descriptivo de datos, caracterizando la evolución temporal del PIB, matriculados STEM, graduados STEM y eficiencia educativa en ambos países. El Capítulo 5 reporta los resultados de las regresiones econométricas, presentando modelos óptimos seleccionados para cada país e interpretando coeficientes estimados.

El Capítulo 6 sintetiza conclusiones principales, discute implicancias teóricas y prácticas de los hallazgos, reconoce limitaciones del estudio y propone futuras líneas de investigación.

Capítulo 2: Marco Teórico

2.1 Fundamentos Teóricos

2.1.1 Teoría del Capital Humano

La teoría del capital humano constituye el fundamento conceptual central de esta investigación y representa uno de los desarrollos más influyentes en la economía desde mediados del siglo XX. Esta perspectiva sostiene que la educación no representa un gasto de consumo, sino una inversión que incrementa las capacidades productivas de individuos y economías nacionales (Becker, 1964; Schultz, 1971).

Becker (1964) definió el capital humano como "el conjunto de capacidades productivas que un individuo adquiere mediante la educación, la formación y la experiencia" (p. 15). Esta conceptualización revolucionó la comprensión económica de la educación al tratarla analíticamente de manera análoga a la inversión en capital físico, estableciendo que genera retornos económicos medibles tanto a nivel individual como agregado.

Schultz (1971) complementó esta visión argumentando que "la educación no solo incrementa las habilidades del trabajador, sino que también mejora su capacidad para adaptarse al cambio tecnológico" (p. 48). Esta capacidad adaptativa resulta particularmente relevante en la era contemporánea caracterizada por aceleración del cambio tecnológico, donde habilidades técnicas específicas se deprecian rápidamente.

La teoría original del capital humano se fundamenta en tres proposiciones centrales. Primera proposición: la educación incrementa la productividad marginal del trabajo al dotar a los individuos de conocimientos y habilidades que amplían su capacidad de generar valor

económico. Segunda proposición: la inversión en educación responde a cálculos racionales de costo-beneficio por parte de individuos y sociedades. Tercera proposición: existen externalidades positivas de la educación que trascienden los beneficios privados capturados por los individuos educados.

2.1.2 Capital Humano STEM: Especificidad y Relevancia

El capital humano STEM se distingue cualitativamente de otras formas de capital humano por cuatro características fundamentales que determinan su relevancia para el crecimiento económico moderno.

Primera característica: Alta especificidad técnica. La formación STEM requiere dominio de métodos científicos rigurosos, matemáticas avanzadas y razonamiento cuantitativo sistemático. Esta especificidad genera barreras de entrada sustanciales que limitan oferta de profesionales calificados, incrementando potencialmente retornos económicos cuando la demanda laboral por estas habilidades es elevada. La especificidad técnica también implica mayor dificultad para adquirir competencias STEM mediante aprendizaje informal o capacitación laboral breve, requiriendo inversión educativa formal prolongada de cuatro a seis años en programas universitarios estructurados.

Segunda característica: Propensión a la innovación. Profesionales STEM poseen herramientas cognitivas y metodológicas para generar nuevo conocimiento, desarrollar nuevas tecnologías y resolver problemas complejos mediante enfoques sistemáticos basados en evidencia. Esta capacidad innovadora resulta fundamental para economías que buscan competir en sectores de alto valor agregado y transitar desde imitación tecnológica hacia innovación en la

frontera del conocimiento. La propensión innovadora no surge automáticamente de formación STEM sino que requiere complementarse con ecosistemas de innovación que incluyan inversión en I+D, protección de propiedad intelectual y vinculación efectiva entre universidad y empresa.

Tercera característica: Facilitación de absorción tecnológica. Países con mayor stock de capital humano STEM pueden adoptar, adaptar y mejorar tecnologías desarrolladas en el extranjero más eficientemente, acelerando procesos de catch-up tecnológico que permiten reducir brechas de productividad con economías avanzadas. Esta capacidad de absorción representa un canal fundamental mediante el cual educación STEM impulsa crecimiento en economías emergentes que carecen de recursos para innovación en frontera pero pueden beneficiarse sustancialmente de difusión tecnológica internacional mediante adaptación local de innovaciones generadas externamente.

Cuarta característica: Complementariedad con inversión en I+D. La efectividad de inversiones públicas y privadas en investigación y desarrollo depende críticamente de la disponibilidad de personal científico-técnico capaz de ejecutar proyectos innovadores, traducir descubrimientos científicos en aplicaciones comerciales y mantener competitividad tecnológica frente a competidores internacionales. Sin capital humano STEM suficiente, inversiones en infraestructura de investigación permanecen subutilizadas, generando retornos económicos limitados. Esta complementariedad implica que políticas de desarrollo efectivas deben coordinar simultáneamente inversión en formación STEM y en capacidades materiales de investigación.

Podobnik et al. (2020) cuantificaron esta relevancia argumentando que "a nivel de país, cuanto más graduados en STEM se produzcan, mayor será la tasa de crecimiento del PIB" (p. 2). Sin embargo, estudios posteriores han matizado esta afirmación mediante evidencia que señala

que la efectividad del capital humano STEM depende de condiciones estructurales e institucionales específicas de cada contexto nacional, incluyendo estructura productiva favorable que demande habilidades técnicas avanzadas, calidad institucional educativa que asegure competencias efectivas y ecosistemas de innovación que faciliten traducción de conocimiento en aplicaciones productivas.

En esta investigación, el capital humano STEM se operacionaliza empíricamente mediante el logaritmo natural del número de matriculados y graduados en áreas STEM (\ln STEM), permitiendo interpretar los coeficientes estimados como elasticidades en modelos log-log.

2.1.3 Modelos de Crecimiento Endógeno y Capital Humano

La integración del capital humano en modelos formales de crecimiento económico se consolidó con la literatura de crecimiento endógeno desarrollada durante los años 1980-1990. A diferencia de los modelos neoclásicos tradicionales (Solow, 1956) que trataban el cambio tecnológico como exógeno, los modelos de crecimiento endógeno incorporaron el capital humano como motor interno del progreso tecnológico.

El modelo de Lucas (1988) postula que la acumulación de capital humano genera externalidades positivas que elevan la productividad agregada de toda la economía. Este modelo predice que economías con mayor acumulación de capital humano crecen más rápidamente de manera sostenida. Las externalidades del capital humano implican rendimientos sociales superiores a rendimientos privados, justificando subsidios públicos a educación.

En términos formales, el modelo de Lucas (1988) incorpora capital humano H en la función de producción agregada:

$$Y = A K^\alpha (uH)^{1-\alpha}$$

El modelo de Romer (1990) enfatiza el rol del capital humano en la generación de nuevas ideas y tecnologías mediante actividades deliberadas de investigación y desarrollo. Distingue entre trabajadores dedicados a producción de bienes y aquellos dedicados a investigación generadora de nuevo conocimiento tecnológico. Este modelo implica que países con mayor fracción de trabajadores altamente calificados en STEM experimentan crecimiento tecnológico más rápido.

2.1.4 Condiciones para la Efectividad del Capital Humano

La literatura contemporánea ha reconocido que la relación entre capital humano y crecimiento no es automática ni universal, sino contingente a múltiples factores estructurales e institucionales. Rojas et al. (2019) introducen el concepto de "efectos umbral", señalando que "la relación entre capital humano y crecimiento económico no es lineal, sino que presenta efectos umbral según el nivel de desarrollo y las condiciones institucionales de cada país" (p. 58). Las condiciones identificadas en la literatura se vinculan directamente con las hipótesis planteadas en esta investigación.

Condición 1: Capacidad de absorción productiva (vinculada con H_2 y H_3). La economía debe tener sectores capaces de emplear productivamente a trabajadores altamente calificados en ocupaciones que utilicen plenamente sus habilidades especializadas. En economías con estructuras productivas dominadas por sectores tradicionales de baja tecnología, graduados

STEM pueden enfrentar subempleo o emigración internacional. Esta condición resulta crítica para contrastar la Hipótesis H₂ sobre México, donde se propone que la eficiencia educativa se asocia significativamente con la formación STEM, sugiriendo que la capacidad institucional de completar ciclos formativos constituye un determinante relevante del capital humano efectivamente producido. Para Brasil (Hipótesis H₃), esta condición determina si crecimiento económico puede impulsar efectivamente expansión STEM mediante generación de demanda laboral sostenida por habilidades técnicas.

Condición 2: Calidad institucional educativa (vinculada con H₄). Instituciones que mantienen tasas elevadas de retención estudiantil, actualizan contenidos curriculares según necesidades productivas contemporáneas y proveen infraestructura adecuada de laboratorios generan capital humano cualitativamente superior que sistemas con alta deserción y contenidos obsoletos. Esta condición fundamenta directamente la Hipótesis H₄ sobre la eficiencia educativa como variable de control estructural, reconociendo que la capacidad institucional del sistema educativo para transformar efectivamente matrícula inicial en graduación exitosa constituye un factor relevante en la especificación de los modelos estimados.

Condición 3: Vinculación universidad-empresa (vinculada con H₁ y H₆). Cerquera et al. (2022) argumentan que "las economías que logran integrar su capital humano científico con los procesos de innovación empresarial obtienen tasas de crecimiento superiores y sostenibles" (p. 85). Mecanismos efectivos de colaboración incluyendo pasantías industriales integradas curricularmente, proyectos de titulación cofinanciados y movilidad docente entre academia e industria facilitan *matching* entre competencias adquiridas durante formación y competencias demandadas por sectores productivos modernos. Esta condición resulta esencial para evaluar la

Hipótesis H₁ general sobre existencia de relación significativa, reconociendo que efectos positivos emergen principalmente cuando capital humano se integra efectivamente con dinámicas productivas. Para la Hipótesis H₆ sobre heterogeneidad bilateral, diferencias en fortaleza de vinculación universidad-empresa entre México y Brasil podrían explicar divergencias en mecanismos operantes identificados empíricamente.

Condición 4: Inversión complementaria en I+D (vinculada con H₁ y H₆). Capital humano STEM sin recursos materiales para investigación tiene efectividad limitada para generar innovaciones que impulsen productividad agregada. Existe complementariedad fuerte entre capital humano y capital físico científico-tecnológico que determina si formación educativa se traduce en capacidades efectivas de innovación o permanece latente sin aplicación productiva. Esta condición contextualiza la Hipótesis H₁ sobre relación significativa, reconociendo que asociaciones positivas deberían observarse más robustamente en contextos con inversión sustancial en I+D. Para la Hipótesis H₆, diferencias en niveles de inversión en I+D entre México y Brasil condicionan heterogeneidades bilaterales esperadas en mecanismos de transmisión entre educación STEM y crecimiento económico.

Condición 5: Estabilidad macroeconómica (vinculada con H₅). Fluctuaciones económicas severas, crisis fiscales recurrentes o volatilidad cambiaria excesiva generan incertidumbre que desincentiva inversiones de largo plazo tanto en formación educativa prolongada como en proyectos de innovación con horizontes temporales extensos. Estabilidad macroeconómica facilita planificación de largo plazo necesaria para que individuos inviertan años en formación STEM y empresas inviertan en actividades de I+D con retornos diferidos. Esta condición fundamenta la Hipótesis H₅ sobre impacto del shock COVID-19, reconociendo

que disrupciones macroeconómicas severas alteran dinámicas entre educación STEM y crecimiento económico mediante múltiples canales incluyendo contracción de recursos fiscales para financiamiento educativo y deterioro de demanda laboral por graduados técnicos.

2.2 Revisión de la Literatura

2.2.1 Evidencia Empírica Internacional

La literatura empírica internacional sobre capital humano STEM y crecimiento económico presenta resultados heterogéneos que reflejan tanto diferencias metodológicas como diferencias contextuales genuinas entre países y regiones. Esta heterogeneidad complica la extracción de conclusiones generalizables y subraya la importancia de análisis contextualizados.

Tras analizar 50 países entre 1960 y 2000, se encontró que la calidad cognitiva de la fuerza laboral tiene efectos significativamente mayores sobre el crecimiento económico que los años promedio de escolaridad. De este modo, se plantea como hallazgo fundamental que "importa más cómo se educa que cuánto se educa" (Hanushek & Woessmann, 2012, p. 257).

Ray (2015) examinó estados de Estados Unidos durante 2001-2011, documentando que estados con mayor proporción de graduados STEM experimentaron crecimiento económico más robusto y mayor innovación medida por patentes registradas. Sin embargo, estos efectos positivos se concentraron geográficamente en estados con ecosistemas tecnológicos previamente desarrollados, mientras que en estados con economías tradicionales el efecto fue débil.

La experiencia de economías asiáticas, particularmente Corea del Sur, Taiwán y Singapur, ha sido frecuentemente citada como evidencia del poder transformador del capital humano STEM. Estos países invirtieron masivamente en educación científico-técnica desde los

años 1960-1970 y posteriormente experimentaron crecimiento acelerado sostenido. Sin embargo, análisis críticos señalan que estos casos exitosos combinaron inversión educativa con políticas industriales dirigidas y condiciones geopolíticas específicas.

Cuberes, Saravia y Teignier (2022) estimaron mediante simulaciones contrafactuales que "si se eliminaran las brechas de género en el empleo STEM, el PIB de los países latinoamericanos podría aumentar entre un 10% y un 14%" (p. 23). Este hallazgo cuantitativo sugiere que la subutilización del talento femenino representa una pérdida económica agregada significativa.

La literatura internacional establece fundamentos conceptuales sobre mecanismos mediante los cuales capital humano STEM podría impulsar crecimiento económico, particularmente en economías avanzadas con ecosistemas de innovación consolidados. Sin embargo, tres vacíos críticos limitan aplicabilidad de estos hallazgos a contextos latinoamericanos.

Primero, estudios internacionales analizan predominantemente economías de la OCDE donde capacidades de absorción productiva, inversión en I+D y calidad institucional educativa superan sustancialmente niveles característicos de América Latina, generando sesgos de selección que impiden generalización directa de coeficientes estimados. Segundo, metodologías empleadas asumen implícitamente direccionalidad causal donde educación precede e impulsa crecimiento sin contrastar sistemáticamente hipótesis alternativa de causalidad inversa que podría operar diferencialmente en economías en desarrollo con recursos fiscales limitados. Tercero, indicadores utilizados miden exclusivamente cantidad de capital humano mediante stocks de graduados ignorando dimensiones de calidad institucional como tasas de retención o

pertinencia curricular que podrían resultar determinantes críticos de efectividad en contextos con heterogeneidad institucional elevada característica de sistemas educativos latinoamericanos.

2.2.2 Evidencia Empírica para América Latina

La evidencia específica para América Latina presenta particularidades importantes que cuestionan la aplicabilidad directa de hallazgos provenientes de economías desarrolladas o asiáticas. Esta divergencia subraya la necesidad de investigación contextualizada que reconozca estructuras productivas, instituciones y trayectorias históricas específicas de la región.

Saucedo (2015) analizó México, Brasil y Chile durante 1996-2012 mediante regresión múltiple, encontrando que "la inversión en innovación y el número de investigadores STEM explican una proporción significativa de la variabilidad del PIB" (p. 142). Sin embargo, la magnitud del efecto estimado fue considerablemente menor que en economías de la OCDE. El autor atribuyó esta debilidad relativa a "insuficiente vinculación entre universidades y sector productivo" (p. 155).

Valdivieso-Burneo et al. (2021) examinaron el rol del capital humano y la tecnología en el crecimiento latinoamericano mediante análisis de panel para la región completa. Concluyeron que "la región enfrenta una trampa de bajo capital humano científico: sin masa crítica de investigadores, las inversiones en I+D tienen baja productividad; pero sin perspectivas de empleo en I+D, hay pocos incentivos para formarse en STEM" (p. 3).

La literatura regional coincide en que la acumulación de capital humano científico constituye una condición necesaria pero no suficiente para el crecimiento económico sostenido.

Factores como la estructura productiva, la calidad institucional, la integración tecnológica y la capacidad de absorción empresarial influyen en la magnitud de los efectos observados.

En consecuencia, la evidencia latinoamericana sugiere que la relación entre formación STEM y desempeño económico puede diferir en intensidad y mecanismos respecto a otras regiones, lo que resalta la importancia de analizar estos vínculos considerando las particularidades estructurales del contexto regional.

2.2.3 Evidencia Empírica Específica para México

Ocegueda, Pimienta y Mungaray (2022) realizaron un estudio sectorial sobre graduados STEM y dinámica económica en México durante 2000-2018, representando uno de los análisis más comprehensivos disponibles para el país. Su hallazgo central fue que "el incremento en el número de egresados STEM no se traduce necesariamente en un aumento proporcional del PIB" (p. 95) debido a múltiples factores estructurales operando simultáneamente.

En el caso de México, la literatura especializada sugiere la posible existencia de factores estructurales que podrían limitar la absorción plena del capital humano STEM en el sistema productivo, tales como la composición sectorial de la economía, restricciones en inversión tecnológica y características del mercado laboral. No obstante, dichas dimensiones no son incorporadas explícitamente como variables explicativas en el modelo econométrico del presente estudio. En consecuencia, estos elementos deben interpretarse como antecedentes contextuales que enmarcan el análisis, pero no como determinantes empíricamente contrastados en esta investigación.

Ocegueda y Ocegueda (2024) refinaron este análisis distinguiendo entre mecanismos de difusión tecnológica e innovación en la frontera del conocimiento. Argumentan que en México "el efecto del capital humano STEM opera principalmente a través de la difusión tecnológica, y no mediante innovación en la frontera" (p. 63). Es decir, profesionales STEM facilitan la adopción de tecnologías existentes, pero raramente generan innovaciones radicales.

La OCDE y Gobierno de México (2017) diagnosticaron que "la economía mexicana enfrenta un desajuste entre la oferta de habilidades técnicas y la demanda de los sectores productivos" (p. 12). Identificaron sobreproducción de graduados en ciertas ingenierías tradicionales con demanda laboral estancada e insuficiente formación en áreas emergentes con demanda creciente no satisfecha.

Valdés-Ramírez et al. (2024) examinaron competencias de sostenibilidad en educación STEM en universidades mexicanas, concluyendo que "la incorporación de habilidades de sostenibilidad y digitalización ha mejorado la pertinencia de la formación, pero no ha logrado cerrar la brecha con las necesidades del mercado" (p. 8). La velocidad del cambio tecnológico supera la capacidad de adaptación curricular.

La literatura mexicana identifica problemas críticos de absorción laboral donde incremento en egresados STEM no se traduce proporcionalmente en crecimiento del PIB debido a desajustes estructurales entre formación académica y necesidades productivas. Sin embargo, tres vacíos limitan comprensión integral del fenómeno.

Primero, estudios existentes no incorporan variables de eficiencia educativa que permitan distinguir si limitaciones observadas derivan de problemas de calidad institucional educativa

versus exclusivamente de restricciones de demanda laboral. Segundo, análisis finalizan antes de pandemia COVID-19, omitiendo evaluación de resiliencia del sistema educativo ante interrupciones severas y efectos de largo plazo de cierres prolongados de campus sobre trayectorias de formación. Tercero, ausencia de contrastación sistemática de direccionalidad causal impide determinar si relación débil identificada refleja falla de educación para impulsar crecimiento o insuficiencia de crecimiento económico para generar demanda sostenida por habilidades STEM que incentive matrícula e inversión educativa.

2.2.4 Evidencia Empírica Específica para Brasil

Doré y Teixeira (2023) realizaron un análisis histórico de largo plazo abarcando dos siglos (1822-2019) sobre capital humano y cambio estructural en Brasil. Su hallazgo principal fue que "la acumulación de capital humano ha sido un componente estructural del desarrollo brasileño desde la industrialización" (p. 134), particularmente en sectores como ingeniería asociada a grandes proyectos de infraestructura.

Sin embargo, identifican ciclos recurrentes de expansión educativa seguidos por crisis económicas severas que destruyen capacidades productivas acumuladas. Períodos de inversión educativa intensiva durante décadas de crecimiento no se traducen en acumulación permanente cuando crisis subsecuentes generan desempleo masivo y deterioro institucional.

Uhr (2020) aplicó modelos de panel dinámico para examinar educación, difusión tecnológica y crecimiento en Brasil durante 1970-2015. Concluye que "la contribución de la educación y la difusión tecnológica al crecimiento presenta rendimientos decrecientes cuando el

sistema productivo no absorbe de manera eficiente a los egresados calificados" (p. 487). Esta no-linealidad sugiere existencia de un umbral de capacidad de absorción económica.

Lima y Silveira Neto (2014) aplicaron econometría espacial a nivel estatal brasileño, comprobando que "las regiones con mayor concentración de capital humano presentan niveles de crecimiento del PIB significativamente superiores" (p. 238). Sin embargo, este efecto positivo se concentra geográficamente en estados del Sur y Sudeste que capturan la mayoría de los beneficios económicos del capital humano.

El British Council Brasil (2023) documentó que "las regiones del sur y sudeste concentran más del 70% del talento STEM nacional" (p. 15), mientras que norte y nordeste enfrentan carencias estructurales múltiples. El informe señala escasez severa de docentes calificados en STEM en estados menos desarrollados debido a salarios no competitivos.

Cerquera et al. (2022) advierten que, pese al incremento observado en gasto público en I+D, "Brasil mantiene un rezago tecnológico estructural, producto de la escasa interacción entre universidades y empresas" (p. 88). Atribuyen este rezago persistente a marco legal complejo que dificulta colaboración público-privada en investigación y cultura académica que privilegia publicaciones sobre aplicaciones comerciales.

La literatura brasileña documenta heterogeneidades regionales profundas donde beneficios de capital humano STEM se concentran geográficamente en Sur-Sudeste mientras Norte-Nordeste queda rezagado, señalando que relación educación-crecimiento opera condicionada por capacidades productivas locales. Sin embargo, cuatro vacíos críticos permanecen sin resolución.

Primero, agregación nacional de análisis existentes diluye heterogeneidades estatales documentadas cualitativamente sin cuantificar rigurosamente magnitudes diferenciales de efectos entre regiones mediante técnicas econométricas espaciales apropiadas. Segundo, estudios históricos de largo plazo identifican ciclos recurrentes de expansión-contracción pero no modelan explícitamente mecanismos de resiliencia o vulnerabilidad del sistema educativo ante shocks económicos mediante variables de interacción apropiadas. Tercero, direccionalidad causal permanece ambigua con literatura interpretando evidencia correlacional mediante narrativas teóricas sin contrastación empírica sistemática de especificaciones bidireccionales alternativas. Cuarto, ausencia de indicadores de eficiencia institucional educativa impide evaluar si expansión observada de cobertura durante períodos de bonanza se acompañó de mejoras proporcionales en calidad medida por retención estudiantil o deterioro cualitativo por crecimiento acelerado que sacrificó consolidación institucional.

2.3 Síntesis del marco teórico

La revisión teórica y empírica fundamenta un modelo conceptual integrado que conecta teoría, hipótesis formuladas y variables empíricas empleadas en el análisis econométrico, estableciendo marco interpretativo coherente para hallazgos derivados de estimaciones posteriores. Este modelo reconoce que la relación entre capital humano STEM y crecimiento económico opera mediante mecanismos bidireccionales condicionados por factores estructurales e institucionales específicos de cada contexto nacional, desafiando visiones simplificadas que asumen efectos automáticos y unidireccionales.

El primer mecanismo identificado corresponde a la dirección convencional donde educación impulsa crecimiento. El capital humano STEM incrementa productividad agregada

mediante tres canales interrelacionados que operan simultáneamente en economías con capacidades de absorción adecuadas. El canal de innovación tecnológica permite generación de nuevos productos, procesos y servicios con mayor valor agregado que desplazan tecnologías obsoletas y crean sectores productivos emergentes. El canal de absorción tecnológica facilita adopción y adaptación de innovaciones desarrolladas externamente, permitiendo a economías emergentes reducir brechas de productividad con economías avanzadas mediante catch-up tecnológico acelerado. El canal de complementariedad con capital físico potencia efectividad de inversiones en infraestructura y maquinaria, dado que tecnologías avanzadas requieren personal calificado para operación, mantenimiento y optimización efectiva. Este mecanismo fundamenta la teoría clásica del capital humano, desarrollada por Becker (1964) y Schultz (1971), quienes establecieron que la educación no representa un gasto de consumo sino una inversión que incrementa las capacidades productivas de individuos y economías nacionales mediante acumulación de conocimientos y habilidades que amplían capacidad de generar valor económico. La operacionalización empírica de este mecanismo se realiza mediante variables $\ln(\text{STEM})$ incluyendo matriculados y graduados como proxies de stock de capital humano científico-tecnológico, vinculándose directamente con las hipótesis H_1 sobre existencia de relación significativa, H_2 sobre asociación entre eficiencia educativa y formación STEM en México y H_4 sobre el rol de la calidad institucional educativa. Las condiciones necesarias para funcionamiento efectivo de este mecanismo incluyen capacidad de absorción productiva donde sectores económicos demanden genuinamente habilidades técnicas avanzadas, vinculación universidad-empresa que facilite transferencia de conocimiento generado académicamente hacia aplicaciones comerciales e inversión complementaria en I+D que provea recursos materiales y financieros para actividades innovadoras.

El segundo mecanismo corresponde a la dirección causal inversa donde crecimiento impulsa educación. El crecimiento económico sostenido genera condiciones habilitantes para expansión de formación STEM mediante tres canales que operan desde condiciones macroeconómicas hacia decisiones de inversión educativa individual y colectiva. El canal fiscal opera mediante generación de mayores recursos tributarios durante períodos de bonanza económica que gobiernos destinan a inversión pública en infraestructura educativa, construcción de campus universitarios, contratación de docentes calificados y programas de becas que reducen barreras financieras de acceso. El canal de demanda laboral opera mediante incremento de vacantes en ocupaciones técnicas durante expansiones económicas que elevan expectativas de retornos privados de inversión educativa, incentivando matrícula en programas STEM por cálculos racionales de costo-beneficio donde beneficios esperados superan costos de oportunidad de años dedicados a formación prolongada. El canal de capacidad familiar opera mediante mejora de ingresos disponibles de hogares que facilita financiamiento de estudios terciarios costosos sin depender exclusivamente de financiamiento público insuficiente o préstamos estudiantiles con tasas de interés elevadas. Este mecanismo reconoce que en contextos de desarrollo intermedio con recursos fiscales limitados, capacidad de sostener inversión en capital humano STEM avanzado depende críticamente de generación previa de riqueza agregada que habilite tanto financiamiento público como privado de formación prolongada. La operacionalización empírica se realiza mediante variable $\ln(\text{PIB})$ destendenciado que captura fluctuaciones económicas de corto plazo alrededor de tendencia de largo plazo, vinculándose directamente con hipótesis H_3 sobre Brasil donde se propone que crecimiento precede e impulsa expansión STEM. Las condiciones necesarias para funcionamiento de este mecanismo incluyen estabilidad macroeconómica que facilite planificación de largo plazo sin incertidumbre excesiva

generada por volatilidad cambiaria o inflación elevada, y estructura productiva demandante de habilidades técnicas donde sectores tecnológicos representen proporción creciente del empleo total generando señales claras sobre oportunidades laborales futuras para graduados STEM.

El tercer mecanismo corresponde a moderación por calidad institucional educativa que condiciona efectividad de ambos mecanismos anteriores independientemente de su direccionalidad predominante. La capacidad del sistema educativo para retener estudiantes hasta graduación exitosa determina traducción efectiva de inversión inicial en matrícula hacia capital humano efectivo representado por graduados competentes con habilidades certificadas. Sistemas con alta deserción estudiantil generan desperdicio de recursos públicos invertidos en cohortes que no completan formación, además de frustración individual de estudiantes que abandonan sin credenciales formales pese a años invertidos parcialmente. Sistemas eficientes que mantienen tasas elevadas de retención mediante soporte estudiantil adecuado, infraestructura de calidad, docentes capacitados y contenidos curriculares pertinentes maximizan retorno social de inversión educativa transformando mayor proporción de matriculados en profesionales productivos. Este mecanismo reconoce que la relación entre capital humano y crecimiento no es lineal, sino que presenta efectos umbral según características institucionales específicas, donde efectos positivos emergen solo cuando umbrales mínimos de calidad se satisfacen mientras expansión cuantitativa sin calidad suficiente genera efectos débiles o nulos. La operacionalización empírica se realiza mediante variable Eficiencia_{dt} construida como ratio graduados/matriculados des-tendenciado que captura capacidad institucional de completar ciclos formativos exitosamente, vinculándose directamente con hipótesis H₄ sobre el rol de la eficiencia educativa como variable de control que condiciona la especificación de los modelos estimados. Las condiciones necesarias para altos niveles de eficiencia incluyen calidad docente medida por formación avanzada y experiencia

profesional de profesores, infraestructura adecuada incluyendo laboratorios equipados con tecnología actualizada y espacios de estudio apropiados, y soporte estudiantil comprehensivo incluyendo tutorías académicas, orientación vocacional y asistencia financiera que mitiguen factores de riesgo de deserción.

El cuarto mecanismo corresponde a interrupciones causadas por shocks macroeconómicos exógenos que alteran simultáneamente dinámicas educativas y económicas generando efectos heterogéneos según resiliencia institucional específica de sistemas nacionales. Shocks severos como pandemia COVID-19 impactan sistemas educativos mediante cierres prolongados de campus que interrumpen formación presencial, transición forzada a modalidades virtuales para las cuales infraestructura tecnológica y preparación docente podrían resultar insuficientes, y deterioro de capacidades económicas familiares que incrementan deserción estudiantil por necesidades de contribuir a ingresos del hogar durante crisis. Simultáneamente, estos shocks impactan economías mediante contracciones del PIB que reducen recursos fiscales disponibles para sostener financiamiento educativo público y deterioran demanda laboral por graduados técnicos que desincentiva matrícula mediante expectativas pesimistas sobre retornos futuros. La magnitud de interrupciones depende críticamente de capacidades institucionales preexistentes donde países con infraestructura tecnológica consolidada incluyendo plataformas de educación en línea desarrolladas previamente, docentes capacitados en pedagogías virtuales mediante programas de desarrollo profesional continuo y estudiantes con acceso generalizado a dispositivos e internet banda ancha experimentan interrupciones menores que permiten continuidad educativa con pérdidas limitadas de calidad. La operacionalización empírica se realiza mediante variable `Dummy_COVID` que identifica años 2020-2022 como período pandémico distinguiéndolo de años normales prepandémicos y pospandémicos, vinculándose

directamente con hipótesis H_5 sobre impacto diferenciado del shock sanitario global. Las condiciones que determinan resiliencia institucional incluyen capacidades tecnológicas previas medibles por penetración de internet banda ancha y dispositivos por estudiante, flexibilidad institucional para adaptación rápida de currículos y modalidades pedagógicas sin pérdida excesiva de calidad certificada y sistemas de protección social que mitiguen impactos económicos sobre familias vulnerables evitando deserción forzada por necesidades financieras.

Este marco conceptual integrado justifica tres decisiones metodológicas críticas adoptadas en el diseño empírico del estudio que garantizan coherencia entre fundamentos teóricos y estrategia analítica implementada. La primera decisión corresponde a estimación de modelos econométricos bidireccionales donde $\ln(\text{STEM})$ actúa alternativamente como variable dependiente explicada por $\ln(\text{PIB})$ y viceversa, permitiendo contrastar empíricamente cuál dirección causal presenta ajuste estadístico superior medido por criterios de bondad de ajuste y mayor plausibilidad teórica contextualizada según características estructurales e institucionales específicas de cada país. La segunda decisión corresponde a inclusión de variable Eficiencia_dt como indicador innovador de calidad institucional educativa que complementa métricas tradicionales centradas exclusivamente en cantidad de capital humano medido por stocks o flujos, permitiendo distinguir empíricamente efectos de expansión cuantitativa de cobertura versus mejoras cualitativas en capacidad del sistema para transformar efectivamente matrícula inicial en graduación exitosa con competencias certificadas. La tercera decisión corresponde a especificaciones econométricas diferenciadas optimizadas separadamente para cada país en lugar de imposición de modelo único que asuma homogeneidad regional injustificada empíricamente, reconociendo que heterogeneidades estructurales e institucionales documentadas en literatura previa requieren flexibilidad metodológica que permita detectar patrones específicos sin

restricciones apriorísticas que fueren convergencia artificial de resultados hacia especificaciones comunes cuando realidades subyacentes difieren fundamentalmente.

La articulación entre teoría, hipótesis y variables empíricas establece trazabilidad completa que facilita interpretación coherente de hallazgos derivados de estimaciones econométricas posteriores. Cada variable incluida en especificaciones responde a fundamentos teóricos explícitos derivados de literatura revisada, operacionalizando conceptos abstractos mediante indicadores observables y medibles con datos disponibles. Cada hipótesis formulada conecta directamente con mecanismos teóricos específicos propuestos en modelo conceptual, estableciendo proposiciones empíricamente contrastables que permiten validación o refutación sistemática mediante evidencia cuantitativa rigurosa. Esta coherencia metodológica entre fundamentos teóricos y diseño empírico garantiza que conclusiones derivadas trasciendan descripción estadística de patrones observados hacia interpretación sustantiva fundamentada teóricamente que contribuya genuinamente a comprensión acumulativa de fenómenos complejos analizados.

Si bien la literatura revisada identifica múltiples determinantes estructurales del desarrollo y absorción del capital humano STEM, el presente estudio delimita su análisis empírico a la relación entre crecimiento económico, eficiencia educativa y matrícula STEM, conforme a las variables incorporadas en la especificación econométrica. Esta delimitación metodológica permite concentrar el análisis en efectos cuantificables y contrastables estadísticamente, evitando incorporar dimensiones para las cuales no se dispone de series homogéneas comparables entre México y Brasil durante el período 2015–2023.

Capítulo 3: Metodología

3.1 Enfoque de la investigación

El presente estudio adopta un enfoque cuantitativo basado en técnicas econométricas de regresión lineal múltiple sobre series temporales, diseñado específicamente para contrastar las seis hipótesis formuladas en el Capítulo 1 mediante evidencia empírica rigurosa y replicable.

3.1.1 Justificación del enfoque cuantitativo para cada hipótesis:

Para H_0 (hipótesis nula): El enfoque cuantitativo permite contrastar estadísticamente la hipótesis de ausencia de relación mediante tests de significancia de coeficientes estimados, determinando si asociaciones observadas en muestra podrían atribuirse a variación aleatoria (rechazando H_0 cuando p-valores resultan inferiores a umbrales convencionales de 0.05) o si evidencia resulta insuficiente para descartar hipótesis nula de no relación. Métodos cualitativos no permitirían esta contrastación formal con niveles de confianza cuantificables estadísticamente.

Para H_1 (hipótesis general): Requiere cuantificación de magnitud y significancia estadística de asociaciones entre variables STEM y PIB, identificando si relaciones observadas superan umbrales de significancia convencionales y estimando intervalos de confianza que caractericen precisión de inferencias. El enfoque cuantitativo mediante regresión permite estimar coeficientes β que representan cambios esperados en variable dependiente asociados con incrementos unitarios en variable independiente, controlando por efectos confusores mediante inclusión de múltiples predictores simultáneamente.

Para H₂ (México): La hipótesis postula que eficiencia educativa presenta mayor relevancia estadística que volumen absoluto de graduados, requiriendo comparación sistemática de significancia estadística (p-valores) y magnitudes relativas (coeficientes estandarizados) de ambas variables en modelos multivariados. Esta comparación requiere técnicas econométricas cuantitativas que permitan evaluar contribuciones marginales de predictores correlacionados, imposible mediante enfoques cualitativos que no cuantifican asociaciones precisamente.

Para H₃ (Brasil): La hipótesis propone dirección causal inversa donde PIB impulsa STEM, requiriendo estimación de modelos bidireccionales donde alternativamente $\ln(\text{STEM})$ y $\ln(\text{PIB})$ actúan como variables dependientes, comparando bondad de ajuste (R^2 , AIC, BIC) y significancia global (test F) entre especificaciones competitivas. Esta contrastación formal de direccionalidad causal alternativa constituye fortaleza distintiva del enfoque econométrico cuantitativo adoptado.

Para H₄ (eficiencia como control estructural): La hipótesis postula que la eficiencia educativa se asocia significativamente con la formación STEM como variable de control en los modelos multivariados, requiriendo evaluación de su contribución al ajuste global mediante criterios AIC/BIC y análisis de sensibilidad ante su exclusión. La identificación de este efecto de control estructural requiere técnicas de regresión múltiple que aislen contribuciones independientes de predictores correlacionados mediante controles estadísticos, imposibles de implementar rigurosamente con métodos cualitativos.

Para H₅ (COVID-19): La hipótesis postula impacto significativo del shock pandémico sobre variables educativas y económicas, requiriendo cuantificación de magnitud de efectos mediante coeficiente de variable Dummy_COVID que identifica años 2020-2022. El enfoque cuantitativo

permite estimar contrafactual implícito (valores esperados en ausencia de pandemia) y calcular diferencias estadísticamente significativas entre períodos pandémicos y normales, controlando por tendencias temporales mediante variable AÑO_centrado.

Para H₆ (heterogeneidad bilateral): La hipótesis postula diferencias estructurales entre México y Brasil en mecanismos operantes, requiriendo comparación sistemática de especificaciones óptimas, magnitudes de elasticidades estimadas y significancia de variables específicas entre modelos nacionales. Esta comparación bilateral rigurosa requiere homogeneidad metodológica garantizada por aplicación de procedimientos econométricos idénticos a ambos países, generando coeficientes comparables que permiten identificar convergencias y divergencias fundamentales.

Ventajas adicionales del enfoque cuantitativo:

El enfoque adoptado permite replicabilidad mediante documentación exhaustiva de procedimientos y código computacional disponible públicamente; transparencia en supuestos mediante explicitación formal de especificaciones funcionales y distribuciones probabilísticas asumidas; evaluación de robustez mediante múltiples pruebas diagnósticas que validan cumplimiento de supuestos econométricos fundamentales; comunicación precisa de incertidumbre mediante intervalos de confianza que cuantifican precisión de estimaciones; comparabilidad internacional mediante utilización de técnicas estándar empleadas en literatura académica revisada por pares.

3.2 Diseño de la investigación

El diseño adoptado es no experimental, longitudinal y basado en series temporales, utilizando datos anuales para cada país. Las estimaciones se realizan por separado para México y Brasil, lo que permite evaluar comportamientos individuales y luego comparar coeficientes y significancia estadística.

Dado el tamaño reducido de la muestra ($n=9$ observaciones por país), se adopta una estrategia de estimación centrada en modelos lineales simples, priorizando interpretabilidad y consistencia estadística. Para mitigar riesgos de autocorrelación y tendencias espurias, se aplican verificaciones de estacionariedad, destendencia y controles anuales cuando corresponde.

El diseño contempla análisis separados para cada país permitiendo identificar patrones específicos nacionales, seguidos de comparación bilateral sistemática que identifique similitudes y divergencias en los mecanismos mediante los cuales capital humano STEM se relaciona con crecimiento económico.

La consistencia estadística de las estimaciones se evalúa mediante la verificación explícita de los supuestos clásicos del modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO): (i) linealidad en parámetros, (ii) ausencia de multicolinealidad severa entre regresores, (iii) homocedasticidad de los errores, (iv) independencia serial de los residuos y (v) normalidad aproximada de los errores para fines inferenciales. El cumplimiento de estos supuestos se contrasta empíricamente mediante el Factor de Inflación de Varianza (VIF), pruebas de heterocedasticidad y análisis de residuos, garantizando validez inferencial de los coeficientes estimados.

3.3 Población y muestra

La población objetivo corresponde a los sistemas educativos y económicos de México y Brasil durante el período 2015-2023. La muestra está compuesta por dos series temporales anuales para cada país, obtenidas de fuentes oficiales como el Banco Mundial y la OCDE.

Esta muestra conforma dos series temporales independientes de nueve observaciones anuales cada una (2015-2023), totalizando dieciocho observaciones analizadas mediante regresiones separadas por país. La selección responde a criterios de consistencia temporal y accesibilidad de información comparable, asegurando que todas las variables correspondan a fuentes homogéneas que aplican definiciones estandarizadas internacionalmente.

La muestra utilizada corresponde a series anuales para el período 2015–2023, con $n = 9$ observaciones por país. En las especificaciones básicas, se estiman modelos con $k = 3$ y $k=1$ parámetros (constante y dos regresores), lo que implica grados de libertad $gl = n - k - 1 = 5$ para el caso de México y grados de libertad $gl = n - k - 1 = 7$ para el caso de Brasil.

Este tamaño muestral permite estimar asociaciones de magnitud moderada, aunque reduce la potencia estadística para detectar efectos pequeños, aumentando el riesgo de error tipo II. Esta limitación se reconoce explícitamente y se incorpora en la interpretación prudente de los resultados.

3.4 Fuentes de información y recolección de datos

Las principales fuentes de información son la *OECD Education Statistics* y la *World Development Indicators* del Banco Mundial. La información se utiliza como bases secundarias oficiales y estandarizadas internacionalmente. Todas las series fueron extraídas en sus unidades de medida originales, asegurando coherencia entre países.

La OCDE provee datos de matrícula y graduación en programas STEM clasificados según estándares internacionales ISCED (International Standard Classification of Education). Esta clasificación incluye ISCED 05 (Ciencias Naturales, Matemáticas y Estadística), ISCED 06 (Tecnologías de la Información y Comunicación) e ISCED 07 (Ingeniería, Manufactura y Construcción).

El Banco Mundial entrega los indicadores de crecimiento económico utilizados en este análisis. El uso de dólares constantes de 2015 ajusta por inflación, permitiendo comparaciones intertemporales reales que reflejen cambios en volumen de producción. Esta estandarización resulta fundamental para análisis de crecimiento económico que busca medir expansión real de capacidad productiva.

La variable Eficiencia Educativa fue construida expresamente para este estudio, calculando la proporción de graduados STEM respecto a los matriculados STEM en cada año y país. Esta variable proxy permite evaluar la capacidad del sistema educativo para transformar matrícula inicial en graduación efectiva. La fórmula empleada es:

$$Eficiencia_{it} = \frac{Graduados\ STEM_{it}}{Matriculados\ STEM_{it}}$$

Donde i representa el país (México o Brasil) y t el año (2015-2023).

El procedimiento de recolección y consolidación de datos siguió un protocolo riguroso en cuatro etapas secuenciales. Primera etapa: extracción de datos secundarios desde plataformas oficiales del Banco Mundial y la OCDE mediante descarga directa, documentando fechas de acceso. Segunda etapa: verificación de consistencia temporal mediante comparación de valores

reportados en distintas versiones de bases de datos. Tercera etapa: construcción de variables derivadas incluyendo logaritmos naturales y variable de eficiencia educativa. Cuarta etapa: consolidación en base de datos única estructurada con observaciones en filas y variables en columnas.

3.4.1 Consideraciones éticas

Este estudio utiliza exclusivamente datos agregados a nivel país provenientes de fuentes públicas y oficiales (Banco Mundial y OCDE), sin involucrar información personal identificable de individuos. Por esta razón, la investigación no requiere aprobación de comités de ética ni consentimiento informado de participantes.

No obstante, se observaron principios éticos fundamentales durante el desarrollo del estudio. Transparencia en el uso de datos: todas las fuentes utilizadas son citadas explícitamente con referencias completas, permitiendo la trazabilidad y verificación independiente. Integridad en el análisis: no se realizaron manipulaciones arbitrarias de datos ni eliminación selectiva de observaciones. Honestidad en la interpretación: los resultados contraintuitivos se reportan y discuten honestamente. Responsabilidad en las recomendaciones: las implicancias de política pública se presentan con las debidas advertencias sobre limitaciones metodológicas.

3.5 Definición operacional de variables

En el estudio se estiman especificaciones bidireccionales, por lo que las variables actúan alternativamente como dependientes e independientes según el modelo considerado. En el Modelo 1, la variable dependiente es el Producto Interno Bruto (PIB), que refleja el crecimiento económico de cada país, y las variables independientes corresponden a la formación STEM y sus determinantes. En el Modelo 2, la variable dependiente es la formación STEM, medida a través

de un índice compuesto expresado en logaritmo natural: $\ln(\text{STEM}) = \ln(\text{Matriculados STEM} + \text{Graduados STEM})$, mientras que el PIB actúa como variable independiente. Esta estructura bidireccional permite contrastar formalmente la direccionalidad causal entre ambas variables.

Además, se incluye la variable Eficiencia Educativa, elaborada por el autor, que mide la proporción de graduados respecto a matriculados. Como variable de control se establece la variable AÑO centrado. Finalmente, se incorpora una variable Dummy COVID, la cual toma el valor 1 durante los años 2020, 2021 y 2022, y 0 en los demás periodos. La delimitación temporal considera no solo el impacto inicial de la pandemia en 2020, sino también los efectos macroeconómicos y educativos persistentes durante 2021 y 2022. Diversos informes del Banco Mundial (2023) y del Fondo Monetario Internacional señalan que la recuperación económica en América Latina fue gradual y heterogénea, con niveles de actividad y matrícula educativa aún afectados durante 2021 e incluso 2022. Asimismo, organismos internacionales documentan que las interrupciones educativas, incluyendo cierres prolongados de instituciones y modalidades híbridas, se extendieron más allá del año inicial del shock sanitario. En consecuencia, se consideró metodológicamente apropiado capturar el período 2020–2022 como fase de impacto estructural asociado a la pandemia.

La variable eficiencia educativa se operacionaliza como una proporción, definida por el cociente entre el número anual de graduados STEM y el número anual de matriculados STEM en cada país. La medida no se encuentra normalizada, por lo que su interpretación corresponde estrictamente a una razón directa entre insumo educativo (matrícula) y producto académico (graduación). Las variables se detallan en la Tabla 1.

Tabla 1
Operacionalidad de las variables

Variable	Definición conceptual	Forma de medición / cálculo	Unidad de medida	Tipo de variable	Tratamiento estadístico aplicado
PIB (Producto Interno Bruto)	Representa el valor total de los bienes y servicios producidos en el país durante un año. Refleja el nivel de crecimiento económico.	Datos anuales del PIB a precios constantes obtenidos de fuentes oficiales (Banco Mundial).	Dólares estadounidenses (USD)	Cuantitativa continua (dependiente)	Se aplica logaritmo natural: $\ln(\text{PIB})$
Matriculados	Total de estudiantes matriculados en programas de educación superior relacionados con carreras STEM (Ciencia, Tecnología, Ingeniería y Matemáticas).	Registros nacionales o bases de datos educativas (OCDE).	Número de estudiantes	Cuantitativa discreta (explicativa)	Se aplica logaritmo natural: $\ln(\text{Matriculados})$
Graduados	Total anual de egresados de carreras STEM. Indica la producción de capital humano altamente especializado.	Registros nacionales o bases de datos educativas (OCDE).	Número de graduados	Cuantitativa discreta (explicativa)	Se aplica logaritmo natural: $\ln(\text{Graduados})$
STEM (índice compuesto)	Variable combinada que busca representar el tamaño efectivo del capital humano STEM, reduciendo la colinealidad entre matriculados y graduados.	Suma ponderada: $\text{STEM} = \text{Matriculados} + \text{Graduados}$	Número de estudiantes	Cuantitativa continua (explicativa)	Logaritmo natural: $\ln(\text{STEM})$
Eficiencia	Representa la proporción de graduados sobre matriculados, reflejando el grado de eficiencia del sistema educativo superior.	Cálculo: $\text{Eficiencia} = \text{Graduados} / \text{Matriculados}$	Razón o porcentaje	Cuantitativa continua (explicativa)	Se mantiene en nivel (ya es proporción)
Dummy COVID	Variable ficticia que representa el impacto económico y educativo de la pandemia del COVID-19.	Valor 1 para los años(2020,2021,2022)y 0 en el resto de los años.	Número	Cualitativa dicotómica	Variable binaria (0 o 1)
Año	Representa el tiempo cronológico de la observación. Se utiliza como variable de control para aislar efectos vegetativos o tendencias temporales.	Año calendario (2015–2023)	Año (numérico)	Cuantitativa discreta (control)	Variable de control lineal

Nota. Fuente: Elaboración Propia con datos obtenidos del Banco Mundial(WDI) y OCDE. La variable "Año" presentada en la tabla corresponde operacionalmente a AÑO_centrado en los modelos estimados, obtenida mediante la transformación $\text{AÑO_centrado} = \text{Año} - 2019$, donde 2019 representa el punto medio del período analizado (2015–2023)

3.6 Técnicas de análisis de datos

3.6.1 Primera etapa: Análisis exploratorio y descriptivo

Se realizó análisis estadístico descriptivo comprensivo para caracterizar el comportamiento de las variables principales (PIB, matriculados STEM, graduados STEM) en cada país durante el período de estudio. Este análisis incluyó cálculo de medidas de tendencia central (media aritmética, mediana), medidas de dispersión (desviación estándar, rango) y visualización gráfica de series temporales.

Posteriormente, se ejecutó análisis de correlación bivariado entre el PIB y cada una de las variables STEM, evaluando tanto la dirección como la magnitud de las asociaciones lineales. Este procedimiento preliminar permitió identificar los modelos básicos más prometedores para cada país antes de proceder con especificaciones multivariadas más complejas.

3.6.2 Segunda etapa: Modelización econométrica

La estimación de los modelos se realizó mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) sobre series temporales anuales, con el objetivo de identificar asociaciones estadísticas entre las variables independientes y el PIB. Debido al tamaño muestral reducido ($n=9$), los resultados presentan baja potencia estadística, lo que implica mayor susceptibilidad a variaciones provocadas por observaciones extremas.

Para minimizar problemas derivados de tendencias determinísticas se adoptaron dos estrategias complementarias, aplicadas asimétricamente según el rol de cada variable en el modelo. Para las variables independientes $\ln(\text{PIB})$ y Eficiencia se aplicó un destendenciado previo externo, calculando los residuos de regresar cada serie contra una constante y una

tendencia lineal previo a la estimación, obteniendo las versiones $\ln(\text{PIB})_{dt}$ y Eficiencia_{dt} . Esta transformación es necesaria para los regresores porque la inclusión de una variable de tendencia dentro del modelo no elimina la tendencia de las variables independientes, solo la de la variable dependiente.

Para la variable dependiente $\ln(\text{STEM})$, en cambio, la tendencia fue controlada internamente mediante la inclusión de $\text{AÑO}_{\text{centrado}}$ como regresor explícito en todas las especificaciones. Esta elección no es equivalente al previo destendenciado en términos de información: al mantener $\text{AÑO}_{\text{centrado}}$ dentro del modelo es posible estimar su coeficiente y extraer conclusiones sustantivas sobre la expansión estructural autónoma del sistema STEM en cada país, distinción que se perdería si la tendencia fuera eliminada externamente antes de la estimación. El hecho de que $\text{AÑO}_{\text{centrado}}$ sea altamente significativo en México ($\beta=0.033$, $p<0.001$) pero no en Brasil ($\beta=-0.0015$, $p=0.730$) constituye un hallazgo diferenciador relevante que justifica esta decisión metodológica.

Ambos procedimientos se incorporaron con el propósito de evitar correlaciones espurias asociadas a tendencias comunes no modeladas. No obstante, se reconoce que el des-tendenciado no reemplaza métodos de cointegración formales.

Los coeficientes de elasticidad representan cambios porcentuales aproximados en variable dependiente ante cambios porcentuales en variables independientes. El procedimiento de selección del modelo óptimo siguió una estrategia de comparación sistemática de especificaciones alternativas. Partiendo de los modelos básicos identificados en la etapa exploratoria, se incorporaron progresivamente las variables de control.

Los criterios de selección del modelo óptimo incluyeron: R^2 ajustado (bondad de ajuste penalizada por número de variables) que debe maximizarse, Criterio de Información de Akaike (AIC) y Criterio de Información Bayesiano (BIC) que deben minimizarse, significancia estadística de los coeficientes evaluada mediante p-valores menores a 0.05, y cumplimiento satisfactorio de supuestos econométricos verificado mediante pruebas diagnósticas.

El análisis econométrico se basa en modelos de regresión lineal múltiple estimados mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). Se estiman dos tipos de especificaciones para contrastar direccionalidad bidireccional:

Modelo (1): Crecimiento económico como variable dependiente

$$\ln (PIB)_t = \beta_0 + \beta_1 \ln (STEM)_t + \beta_2 Eficiencia_t + \beta_3 COVID_t + \varepsilon_t$$

Modelo (2): Formación STEM como variable dependiente

$$\ln (STEM)_t = \alpha_0 + \alpha_1 \ln (PIB)_t + \alpha_2 Eficiencia_t + \alpha_3 COVID_t + u_t$$

donde ε_t y u_t representan términos de error con esperanza condicional cero.

3.6.3 Pruebas de diagnóstico aplicadas:

Con el fin de verificar la validez de los supuestos clásicos del modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), se aplicaron las siguientes pruebas de diagnóstico:

Autocorrelación:

Se utilizó el estadístico de Durbin-Watson para evaluar independencia serial de los residuos, dado que se trabaja con series temporales anuales. Valores cercanos a 2 indican ausencia de autocorrelación. Valores inferiores a 1.5 sugieren autocorrelación positiva y superiores a 2.5 autocorrelación negativa. La presencia de autocorrelación implicaría ineficiencia en los estimadores y sesgo en los errores estándar.

Multicolinealidad:

Se calculó el Factor de Inflación de la Varianza (VIF) para cada regresor. Se consideraron valores VIF menores a 5 como indicativos de ausencia de multicolinealidad severa. Valores superiores podrían afectar la precisión de las estimaciones al inflar varianzas de los coeficientes.

Normalidad de los residuos:

Se aplicó el test de Jarque-Bera para evaluar la hipótesis nula de normalidad conjunta de asimetría y curtosis. Dado el tamaño muestral reducido ($n = 9$), esta prueba cumple un rol complementario en la validez inferencial de las pruebas t.

Significancia conjunta:

Se empleó el estadístico F para evaluar la hipótesis nula:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0$$

Rechazar la hipótesis nula ($p < 0.05$) implica que el modelo presenta capacidad explicativa conjunta estadísticamente significativa. La verificación de estos supuestos permite asegurar consistencia, eficiencia y validez inferencial de los estimadores obtenidos mediante MCO.

Capítulo 4: Descripción de la Data

4.1 Descripción General de la Base de Datos

La base de datos consolidada para este estudio comprende 18 observaciones totales correspondientes a nueve años de datos anuales (2015-2023) para cada uno de los dos países analizados: México y Brasil. Esta estructura de panel balanceado permite comparación sistemática bilateral mediante variables medidas consistentemente en ambos contextos nacionales durante el mismo período temporal.

Las variables principales incluidas son: Producto Interno Bruto medido en dólares constantes de 2015, número de estudiantes matriculados en programas STEM, número de graduados STEM, variable de eficiencia educativa calculada como ratio graduados/matriculados, y variable dummy COVID que identifica los años 2020, 2021 y 2022.

La calidad de los datos resulta satisfactoria dado su origen en organismos internacionales de reconocido prestigio (Banco Mundial y OCDE) que aplican metodologías estandarizadas. La verificación de consistencia temporal no identificó valores faltantes ni inconsistencias evidentes.

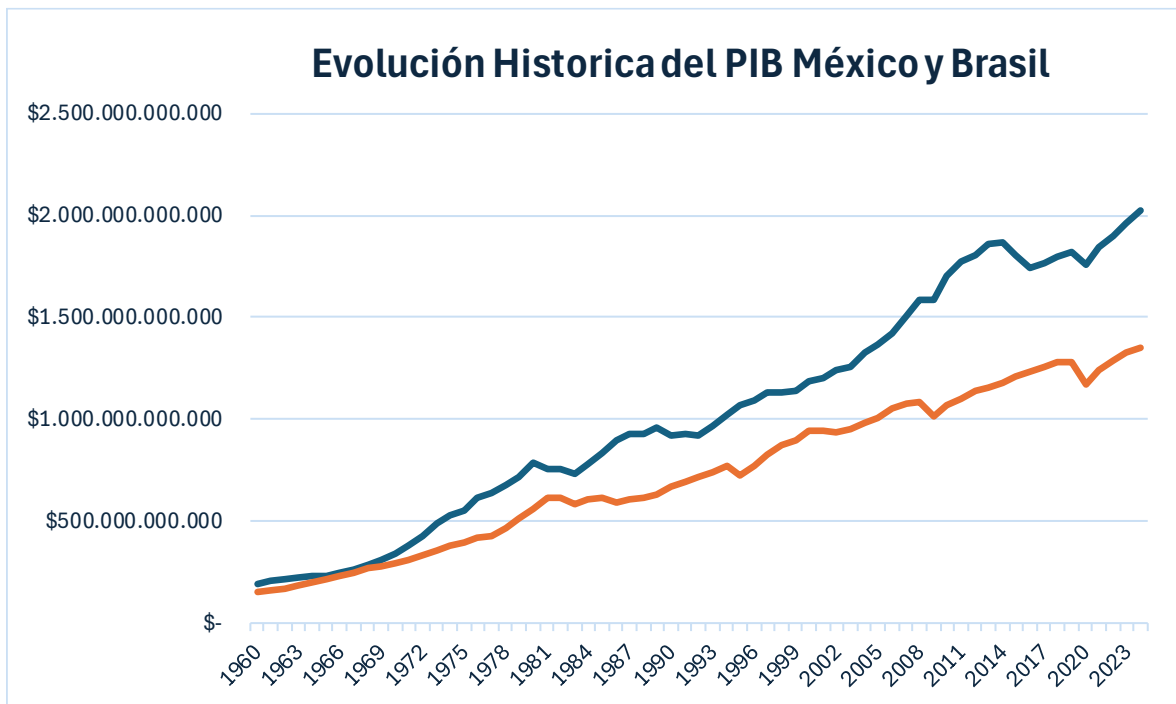
4.2 Descripción y análisis del PIB

4.2.1 Evolución del PIB en Contexto Macroeconómico

La Figura 1 muestra la evolución del PIB real de México y Brasil entre 2015 y 2023. Durante este período se observan cambios asociados al ciclo económico y al impacto de la pandemia COVID-19, manteniendo consistencia con las tendencias reportadas por organismos internacionales.

Figura 1

Evolución Histórica del PIB en dólares constantes 2015 México y Brasil

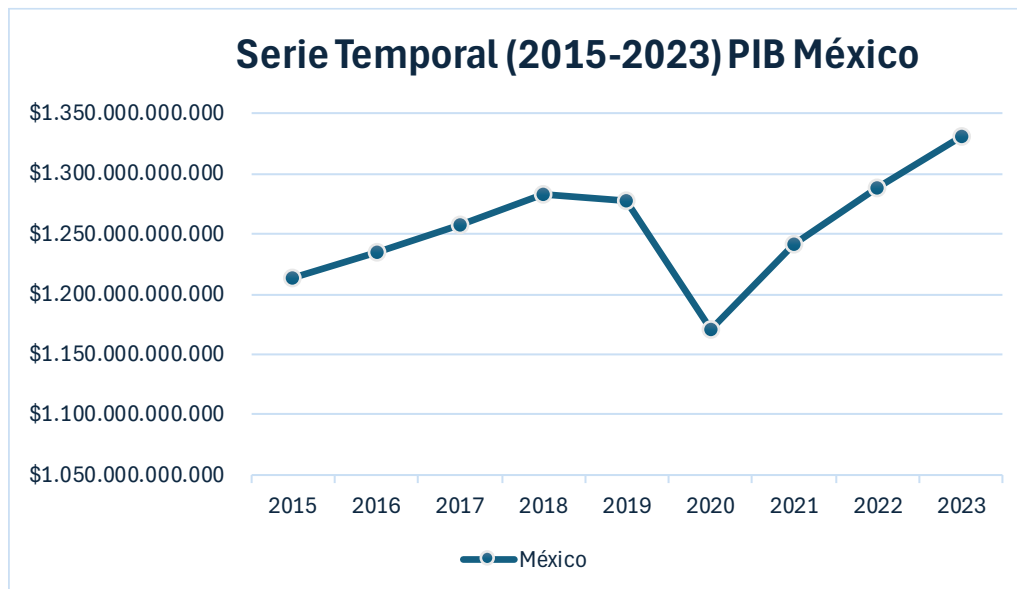


Fuente: Elaboración Propia con datos obtenidos del Banco Mundial(WDI)

En México el PIB inició en 1.21 billones de dólares en 2015, incrementó progresivamente hasta alcanzar 1.28 billones en 2019 (crecimiento acumulado de 5.3%), contrajo a 1.17 billones en 2020 (caída de 8.4% respecto a 2019), recuperó a 1.24 billones en 2021 (crecimiento de 6.0%), continuó expansión a 1.29 billones en 2022 (crecimiento de 3.7%) y finalizó en 1.33 billones en 2023. La serie temporal completa (Figura 2) exhibe tendencia creciente de largo plazo interrumpida por contracción puntual en 2020, seguida de recuperación que retoma trayectoria prepandémica.

Figura 2

Serie Temporal (2015-2023) PIB en dólares constantes 2015 México

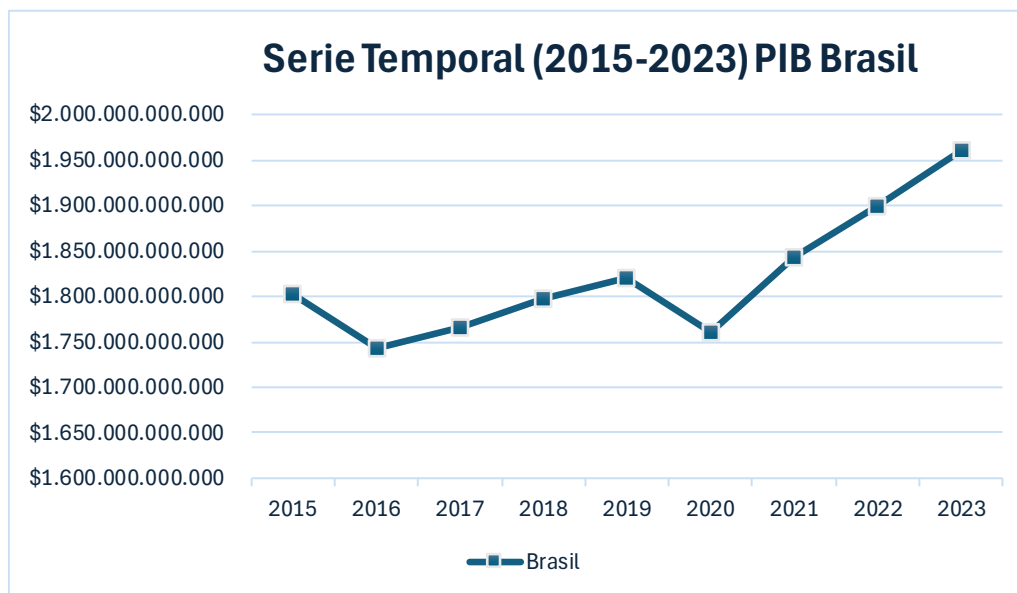


Fuente: Elaboración Propia con datos obtenidos del Banco Mundial(WDI)

En Brasil el PIB inició en 1.80 billones de dólares en 2015, experimentó volatilidad durante 2015-2019 con fluctuaciones entre 1.74 y 1.82 billones sin tendencia clara, contrajo a 1.76 billones en 2020 (caída de 3.3% respecto a 2019), recuperó a 1.84 billones en 2021 (crecimiento de 4.8%), continuó expansión a 1.90 billones en 2022 y alcanzó 1.96 billones en 2023. La serie temporal completa (Figura 3) muestra mayor volatilidad que México durante período prepandémico, contracción pandémica menos severa en términos porcentuales y recuperación más vigorosa durante 2021-2023.

Figura 3

Serie Temporal (2015-2023) PIB en dólares constantes 2015 Brasil



Fuente: Elaboración Propia con datos obtenidos del Banco Mundial(WDI)

Comparación bilateral: Brasil presenta economía 47% más grande que México en 2023 medida por PIB absoluto (1.96 vs 1.33 billones), consistente con población brasileña aproximadamente 60% superior. La volatilidad de PIB brasileño durante 2015-2019 medida por desviación estándar resulta superior a volatilidad mexicana. La contracción pandémica de 2020 fue más severa en México (-8.4%) que en Brasil (-3.3%) en términos porcentuales. La recuperación pospandémica acumulada durante 2021-2023 fue similar entre ambos países: México (+13.7%) y Brasil (+11.4%).

Dado que los modelos econométricos estimados utilizan la transformación logarítmica del PIB, las variaciones observadas deben interpretarse en términos de cambios en $\ln(\text{PIB})$, los cuales aproximan tasas de crecimiento porcentuales. En este contexto, una variación de 0.01 en

$\ln(\text{PIB})$ equivale aproximadamente a un crecimiento del 1%. Así, la caída de 2020 en México de 8.35% corresponde a una variación de -0.087 en $\ln(\text{PIB})$, magnitud que resulta consistente con el efecto contractivo capturado posteriormente por la variable `Dummy_COVID` en los modelos estimados.

La inspección visual de las series temporales evidencia una tendencia creciente de carácter aproximadamente lineal durante el período 2015-2023, particularmente en el caso de México. Este comportamiento sugiere la presencia de un componente determinístico asociado al crecimiento estructural de largo plazo. Dado que la existencia de tendencias comunes puede inducir correlaciones espurias en modelos de regresión en niveles, en el capítulo metodológico se procede a eliminar dicho componente mediante un proceso de destendenciación lineal, consistente en estimar cada variable respecto a una constante y una tendencia temporal, utilizando posteriormente los residuos como variables ajustadas.

4.3 Descripción y análisis Matriculados STEM

4.3.1 Evolución de la Matrícula STEM Total

El análisis de matriculados STEM revela patrones de expansión educativa diferenciados. México inició con 1.158.456 estudiantes en 2015, alcanzando 1.439.524 en 2023. Esta expansión de 24.3% equivale a una tasa de crecimiento anual compuesta de 2.7%. Este crecimiento sostenido ocurrió incluso durante años de estancamiento económico y pandemia.

Brasil presentó base inicial mayor con 1.783.955 matriculados en 2015, reflejando población 60% superior. Sin embargo, la trayectoria exhibió volatilidad con contracción durante 2016-2020 que redujo matrícula a 1.598.005, seguida de recuperación a 1.836.351 en 2023. La

expansión acumulada de solo 2.9% resultó sustancialmente inferior a la mexicana. La Tabla 2 detalla los valores para ambos países.

Además, como formula a utilizar para el cálculo del crecimiento acumulado en las tablas correspondientes se calcula como:

$$\frac{Valor_t - Valor_{2015}}{Valor_{2015}} \times 100$$

donde t representa el año a calcular respecto de un año base que en este caso es 2015 y Valor puede ser la cantidad de Matriculados, Graduados y Eficiencia.

Los valores presentados en la Tabla 2 corresponden a niveles absolutos de estudiantes matriculados en programas STEM expresados en número de personas. Las tasas de crecimiento porcentual acumulado fueron calculadas a partir de variaciones en niveles y no a partir de transformaciones logarítmicas.

Tabla 2

Número de estudiantes Matriculados STEM (niveles absolutos) y Crecimiento porcentual acumulado anual

Total				
Año	Mexico	Crecimiento Acumulado	Brasil	Crecimiento Acumulado
2015	1.158.456	0.0%	1.783.955	0.0%
2016	1.302.116	12.4%	1.768.759	-0.9%
2017	1.347.512	16.3%	1.784.544	0.0%
2018	1.344.387	16.0%	1.717.226	-3.7%
2019	1.384.603	19.5%	1.639.115	-8.1%
2020	1.423.630	22.9%	1.598.005	-10.4%
2021	1.437.011	24.0%	1.627.119	-8.8%
2022	1.429.190	23.4%	1.719.904	-3.6%
2023	1.439.524	24.3%	1.836.351	2.9%

Fuente: Elaboración Propia con datos obtenidos de la OCDE

La divergencia en trayectorias resulta notable y sugiere diferencias en determinantes de la demanda educativa. México mantuvo expansión constante que no se interrumpió durante la crisis pandémica, mientras Brasil experimentó contracciones asociadas tanto a crisis económica de 2015-2016 como a pandemia de 2020. Esta sensibilidad brasileña podría reflejar mayor dependencia de financiamiento privado familiar.

4.3.2 Matrícula STEM Desagregada por Género

El análisis por género revela brechas persistentes y patrones diferenciados. En México, la matrícula femenina creció de 347.510 en 2015 a 465.656 en 2023, expansión de 34.0% que superó significativamente el crecimiento total (24.3%). La proporción femenina incrementó de 30.0% a 32.4%, mejora modesta pero consistente que indica progreso gradual hacia equidad de género, aunque permaneciendo sustancialmente por debajo de paridad (50%).

Brasil presentó patrón volátil y preocupante. La matrícula femenina cayó de 563.549 en 2015 a 478.471 en 2020, contracción de 15.1%, antes de recuperarse parcialmente a 517.938 en 2023. Esta volatilidad sugiere que mujeres brasileñas enfrentaron barreras particulares durante crisis económica y pandemia, posiblemente asociadas a roles de cuidado familiar que recaen desproporcionadamente sobre mujeres y limitan capacidad de sostener estudios universitarios durante adversidades económicas.

La proporción femenina en Brasil fluctuó entre 31.6% (2015) y 28.2% (2023), mostrando retroceso en equidad que contrasta con progreso mexicano. La tabla 3 muestra el detalle por años de lo ocurrido con la matrícula femenina en México y Brasil. Esta divergencia bilateral sugiere

que políticas específicas, condiciones institucionales o factores culturales determinan trayectorias de participación femenina diferenciadamente entre contextos. Respecto a la matrícula masculina en México tabla 4 señala que creció 20.1% (de 810.946 a 973.868), crecimiento positivo pero inferior al femenino. En Brasil, matrícula masculina finalizó en 1.318.413, expansión de 8.0% respecto a 2015.

Tabla 3

Matrícula, Crecimiento y Proporción Femenina STEM

Mujeres						
Año	Mexico	Crecimiento Acumulado	Proporción sobre el total	Brasil	Crecimiento Acumulado	Proporción sobre el total
2015	347.510	0.0%	30.00%	563.549	0.0%	31.59%
2016	389.081	12.0%	29.88%	561.322	-0.4%	31.74%
2017	404.691	16.5%	30.03%	596.253	5.8%	33.41%
2018	401.782	15.6%	29.89%	532.399	-5.5%	31.00%
2019	418.866	20.5%	30.25%	500.387	-11.2%	30.53%
2020	437.376	25.9%	30.72%	478.471	-15.1%	29.94%
2021	456.180	31.3%	31.75%	479.936	-14.8%	29.50%
2022	463.240	33.3%	32.41%	494.427	-12.3%	28.75%
2023	465.656	34.0%	32.35%	517.938	-8.1%	28.20%

Fuente: Elaboración Propia con datos obtenidos de la OCDE

Tabla 4*Matrícula Masculina y Crecimiento Acumulado STEM*

Hombres				
Año	Mexico	Crecimiento Acumulado	Brasil	Crecimiento Acumulado
2015	810.946	0.0%	1.220.406	0.0%
2016	913.035	12.6%	1.207.437	-1.1%
2017	942.821	16.3%	1.188.291	-2.6%
2018	942.605	16.2%	1.184.827	-2.9%
2019	965.737	19.1%	1.138.728	-6.7%
2020	986.254	21.6%	1.119.534	-8.3%
2021	980.831	20.9%	1.147.183	-6.0%
2022	965.950	19.1%	1.225.477	0.4%
2023	973.868	20.1%	1.318.413	8.0%

Fuente: Elaboración Propia con datos obtenidos de la OCDE

El análisis por género cumple un rol descriptivo contextual y no se incorpora en modelos econométricos, dado el tamaño muestral limitado.

4.4 Descripción y análisis Graduados STEM

4.4.1 Evolución de Graduados STEM Totales

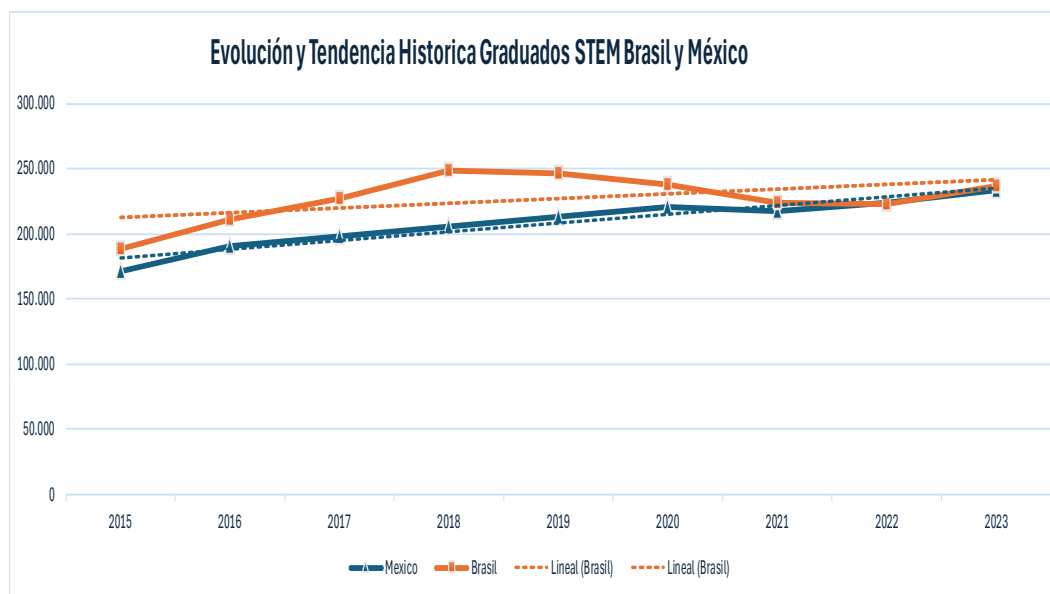
Los datos de graduación STEM muestran patrones concordantes con la expansión de la matrícula, aunque reflejan un desfase natural asociado al tiempo de duración de los programas. México presenta una progresión estable, mientras que Brasil muestra incrementos más notorios en ciertos años del período.

México inició con 171.598 graduados en 2015, alcanzando 233.484 en 2023, expansión de 36.1% equivalente a crecimiento promedio anual de 3.9%. Este crecimiento en graduados superó el crecimiento de matrícula (24.3%), sugiriendo mejora en tasas de retención y eficiencia del sistema educativo.

Brasil comenzó con 188.199 graduados en 2015, alcanzó pico de 248.482 en 2018, contrajo a 222.858 en 2022, y recuperó a 237.311 en 2023. La expansión acumulada de 26.1% resultó sustancialmente inferior a la mexicana, reflejando volatilidad asociada a crisis que afectó no solo ingreso de nuevos estudiantes sino también capacidad institucional de sostener estudiantes hasta graduación. La Figura 4 expone gráficamente los valores anuales de ambos países.

Figura 4

Evolución y Tendencia Histórica Graduados STEM Brasil y México



Fuente: Elaboración Propia con datos obtenidos de la OCDE(2023)

La divergencia en trayectorias resulta más pronunciada en graduados que en matrícula. México mantuvo crecimiento con desaceleración mínima en 2020, seguida de recuperación inmediata. Brasil experimentó contracción sostenida durante 2019-2022, señalando que crisis no solo redujo ingreso sino también incrementó deserción o prolongó tiempos de graduación.

La evolución conjunta de matrícula y graduación determina directamente la trayectoria del indicador de eficiencia educativa, de modo que aumentos de matrícula que son acompañados por incrementos proporcionales en graduación reducen la eficiencia del sistema.

4.4.2 Graduados STEM Desagregados por Género

El análisis por género amplifica patrones observados en matrícula. En México, graduadas incrementaron de 53,765 en 2015 a 80,367 en 2023, expansión notable de 49.5% que duplicó el crecimiento total (36.1%). La proporción de mujeres entre graduados incrementó de 31.3% a 34.4%, mejora más pronunciada que en matrícula. La Tabla 5 presenta la información detallada.

Brasil mostró patrón de estancamiento y retroceso preocupante. Graduadas alcanzaron pico de 86,997 en 2018 antes de caer drásticamente a 71,031 en 2022, recuperándose marginalmente a 72,428 en 2023. Esta contracción de 16.8% respecto al pico contrasta dramáticamente con expansión mexicana. La proporción femenina entre graduados brasileños cayó de 34.5% en 2015 a 30.5% en 2023.

Tabla 5*Graduación, Crecimiento y Proporción Femenina STEM*

Mujeres						
AÑO	Mexico	Crecimiento Acumulado	Proporción del Total	Brasil	Crecimiento Acumulado	Proporción del Total
2015	53765	0.00%	31.33%	64828	0.00%	34.45%
2016	59340	10.37%	31.13%	74256	14.54%	35.20%
2017	60603	12.72%	30.63%	83466	28.75%	36.64%
2018	63484	18.08%	30.86%	86997	34.20%	35.01%
2019	66780	24.21%	31.26%	85942	32.57%	34.79%
2020	70867	31.81%	32.07%	80079	23.53%	33.68%
2021	71522	33.03%	32.91%	73153	12.84%	32.69%
2022	75437	40.31%	33.67%	71031	9.57%	31.87%
2023	80367	49.48%	34.42%	72428	11.72%	30.52%

Fuente: Elaboración Propia con datos obtenidos de la OCDE

Graduados hombres en México crecieron de 117,833 a 153,117 (29.9%), crecimiento significativo, aunque inferior al femenino. En Brasil, graduados masculinos mostraron mayor estabilidad con recuperación completa postpandemia, finalizando en 164,883, expansión de 33.6% que contrasta con contracción femenina. La Tabla 6 presenta el detalle por año.

Tabla 6*Número de Hombres Graduados STEM y Crecimiento Acumulado*

Hombres				
AÑO	Mexico	Crecimiento Acumulado	Brasil	Crecimiento Acumulado
2015	117833	0.00%	123371	0.00%
2016	131257	11.39%	136697	10.80%
2017	137264	16.49%	144309	16.97%
2018	142224	20.70%	161485	30.89%
2019	146828	24.61%	161103	30.58%
2020	150108	27.39%	157688	27.82%
2021	145814	23.75%	150635	22.10%
2022	148590	26.10%	151827	23.07%
2023	153117	29.94%	164883	33.65%

Fuente: Elaboración Propia con datos obtenidos de la OCDE

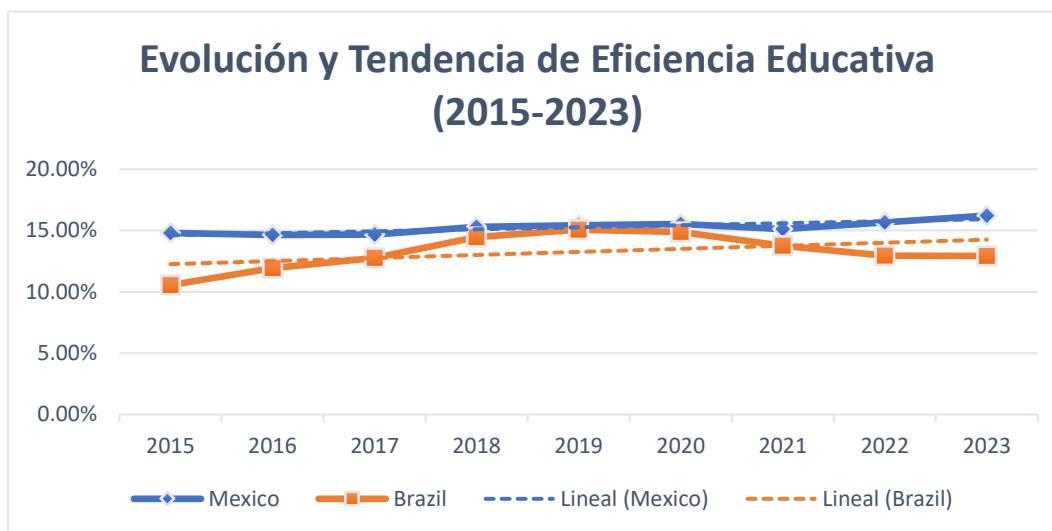
4.5 Descripción y Análisis de Eficiencia Educativa

4.5.1 Evolución de la Eficiencia Educativa

El indicador de eficiencia educativa se calcula como la razón entre graduados STEM y matriculados STEM del mismo año, siguiendo criterios de la literatura utilizada en este estudio. Este indicador permite aproximar la capacidad del sistema educativo para transformar matrícula en titulaciones efectivas. La Figura 5 muestra variaciones moderadas en México y mayor volatilidad en Brasil.

Figura 5

Evolución y Tendencia de Eficiencia Educativa México y Brasil



Fuente: Elaboración Propia

México presentó trayectoria ascendente consistente, con eficiencia incrementando de 0.148 en 2015 a 0.162 en 2023, mejora de 9.5%. Este incremento sugiere que sistema mejoró capacidad de retención y graduación durante período analizado, señalando fortalecimiento institucional progresivo que transformó mayor proporción de matriculados en graduados exitosos.

Brasil presentó trayectoria opuesta, con eficiencia que alcanzó pico de 0.138 en 2018 antes de caer progresivamente a 0.129 en 2023, contracción de 14.7% que señala deterioro de capacidad institucional durante el período. La Tabla 7 detalla los valores de los años de estudio.

Tabla 7*Eficiencia y Crecimiento Acumulado (2015-2023)*

Año	Total			
	Mexico	Crecimiento Acumulado	Brasil	Crecimiento Acumulado
2015	0.14812647	0.00%	0.10549537	0.00%
2016	0.14637482	-1.18%	0.11926611	13.05%
2017	0.14683877	-0.87%	0.12763765	20.99%
2018	0.15301249	3.30%	0.14469965	37.16%
2019	0.15427382	4.15%	0.15071853	42.87%
2020	0.15521940	4.79%	0.14878990	41.04%
2021	0.15124171	2.10%	0.13753634	30.37%
2022	0.15675103	5.82%	0.12957584	22.83%
2023	0.16219528	9.50%	0.12922965	22.50%

Fuente: Elaboración Propia

Esta divergencia creciente sugiere trayectorias institucionales fundamentalmente diferentes donde México fortaleció progresivamente capacidad de retención mientras Brasil la debilitó, posiblemente por combinación de restricciones fiscales, expansión acelerada de cobertura que sacrificó calidad, o deterioro de condiciones socioeconómicas que incrementaron deserción estudiantil durante crisis económica y pandemia.

En términos generales, las principales variables analizadas (PIB, matriculados y graduados STEM) presentan evidencia gráfica de tendencia determinística durante el período de estudio. Con el objetivo de aislar las variaciones alrededor de dicha tendencia y evitar que los resultados econométricos capturen únicamente dinámicas temporales comunes, se aplica un procedimiento de destendenciación lineal previo a la estimación de los modelos principales.

En síntesis, el análisis descriptivo revela trayectorias divergentes entre México y Brasil en términos de crecimiento económico, expansión STEM y eficiencia educativa, anticipando la existencia de mecanismos diferenciados que serán contrastados formalmente mediante modelos econométricos en el Capítulo 5.

Capítulo 5: Resultados y Discusión

5.1 Estrategia de Contrastación de Hipótesis

Este capítulo presenta resultados organizados estrictamente en función de las seis hipótesis formuladas en el Capítulo 1, estableciendo correspondencia explícita, sistemática y verificable entre cada proposición teórica y evidencia empírica derivada de estimaciones econométricas.

Para cada hipótesis se reporta la especificación econométrica empleada identificando variables dependientes e independientes; coeficientes estimados con errores estándar robustos, estadísticos de significancia y intervalos de confianza; criterios de bondad de ajuste y parsimonia; pruebas diagnósticas validando cumplimiento de supuestos; decisión de aceptación o rechazo fundamentada explícitamente en evidencia estadística presentada.

5.1.1 Especificación Econométrica Formal

Con el fin de establecer formalmente la estrategia de contrastación de hipótesis, se presentan las ecuaciones econométricas estimadas para cada país.

Modelo : México

$$\begin{aligned} \ln (STEM_{MX,t}) &= \beta_0 + \beta_1 A\tilde{n}o_centrado_t + \beta_2 \ln (PIB)_{dt,t} + \beta_3 Eficiencia_{dt,t} \\ &+ \beta_4 Dummy_COVID_t + \varepsilon_t \end{aligned}$$

Donde:

- $\ln (STEM_{MX,t})$ representa el logaritmo natural del índice compuesto de capital humano STEM en México en el año t, calculado como $\ln(\text{Matriculados STEM} + \text{Graduados STEM})$.
- $Año_centrado_t$ corresponde a la variable temporal centrada.
- $\ln (PIB)_{dt,t}$ corresponde al PIB real des-tendenciado en términos logarítmicos.
- $Eficiencia_{dt,t}$ representa el indicador de eficiencia ajustado.
- $Dummy_COVID_t$ controla el efecto estructural del período 2020–2022.
- ε_t es el término de error.

Modelo : Brasil

$$\ln (STEM_{BR,t}) = \beta_0 + \beta_1 Año_centrado_t + \beta_2 \ln (PIB)_{dt,t} + \varepsilon_t$$

Donde las variables mantienen la misma definición conceptual adaptada al caso brasileño.

5.2 Contrastación de Hipótesis Nula (H_0)

5.2.1 Evidencia para México

Figura 6

Modelo para México

$$\ln (STEM_{MX,t}) = \beta_0 + \beta_1 AÑO_centrado_t + \beta_2 \ln (PIB)_{dt,t} + \beta_3 Eficiencia_{dt,t} + \beta_4 Dummy_COVID_t + \varepsilon_t$$

Nota. Fuente: Elaboración Propia

Tabla 8

Resultados - México (Variable Dependiente: $\ln(\text{STEM})$)

Variable	Coefficiente	Error Est. (HC3)	p-valor	[IC 95%]
$\ln(\text{PIB})_{dt}$	-0.469	0.2	0.019*	[-0.861, -0.078]
Eficiencia _{dt}	-5.771	4.027	0.152	[-13.663, 2.122]
Dummy_COVID	-0.094	0.047	0.047*	[-0.187, -0.001]

Nota. Elaboración propia. Estadístico F global = 10.39, con grados de libertad (4, 4) y $p = 0.022$. El modelo presenta 9 observaciones y 4 regresores explicativos.

Decisión: El modelo estimado para México presenta un estadístico $F(4,4) = 10.39$ con $p = 0.022$, lo que permite rechazar la hipótesis nula conjunta de que todos los coeficientes son iguales a cero. Esto confirma significancia global del modelo. Los coeficientes de $\ln(\text{PIB})_{dt}$ y Dummy_COVID resultan estadísticamente significativos al 5%.

5.2.2 Evidencia para Brasil

Figura 7

Modelo para Brasil

$$\ln(STEM_{BR,t}) = \beta_0 + \beta_1 \tilde{AÑO_centrado}_t + \beta_2 \ln(PIB)_{dt,t} + \varepsilon_t$$

Nota. Fuente: Elaboración Propia

Tabla 9

Resultados - Brasil (Variable Dependiente: ln(STEM))

Variable	Coefficiente	Error Est. (HC3)	p-valor	[IC 95%]
ln(PIB)_dt	0.305	0.121	0.011*	[0.068, 0.541]

Nota. Elaboración Propia. Estadístico F global = 5.07, con grados de libertad (2, 6) y p = 0.051. El modelo presenta 9 observaciones y 2 regresores explicativos.

Decisión: El modelo para Brasil presenta un estadístico $F(2,6) = 5.07$ con $p = 0.051$. Si bien el nivel de significancia es marginal al 5%, resulta significativo al 10%, lo que sugiere evidencia conjunta moderada de relevancia explicativa. El coeficiente de $\ln(PIB)_dt$ es estadísticamente significativo al 5%, confirmando relación positiva entre crecimiento económico y capital humano STEM.

Conclusión sobre H₀: La hipótesis nula se rechaza con alta robustez para México y con evidencia estadística moderada para Brasil. Existe relación estadísticamente significativa entre capital humano STEM y crecimiento económico en México y Brasil durante 2015-2023.

5.3 Contrastación de Hipótesis General (H₁)

H₁: Existe una relación estadísticamente significativa entre el capital humano STEM y el crecimiento económico en México y Brasil durante 2015-2023.

Decisión: Se acepta H₁. Los modelos estimados para ambos países documentan relaciones estadísticamente significativas entre capital humano STEM y crecimiento económico, con coeficientes significativos al 5% y tests F globales que rechazan la ausencia conjunta de relación (México: F=10.39, p=0.022; Brasil: F=5.07, p=0.051). La bidireccionalidad testada confirma que la asociación existe en ambas direcciones, siendo la dirección PIB→STEM la de mayor robustez estadística en ambos países.

Matiz crítico: Aunque H₁ se confirma, la naturaleza de la relación difiere fundamentalmente entre países. México exhibe coeficiente negativo ($\beta = -0.469$, p=0.019) mientras Brasil presenta coeficiente positivo ($\beta = 0.305$, p=0.011), señalando heterogeneidad bilateral sustancial en mecanismos operantes que será analizada detalladamente en §5.7 (Contrastación de H₆).

5.4 Contrastación de Hipótesis sobre México (H₂)

H₂: La eficiencia educativa STEM se asocia estadísticamente con la formación STEM agregada en México durante el período 2015-2023.

Tabla 10

Resultados solo variable Eficiencia - México (Variable Dependiente: ln(STEM))

Variable	Coefficiente	Error Est. (HC3)	p-valor	[IC 95%]
Eficiencia_dt	-5.771	4.027	0.152	[-13.663, 2.122]

Nota. Elaboración propia.

Dado que el coeficiente asociado al PIB corresponde a una elasticidad (modelo log-log), mientras que el coeficiente de eficiencia corresponde a una semi-elasticidad (modelo log-nivel), no es metodológicamente correcto comparar directamente sus magnitudes absolutas.

Para efectos comparativos, el impacto del PIB debe interpretarse como el cambio porcentual en STEM ante una variación porcentual en la actividad económica, mientras que el impacto de eficiencia refleja el cambio porcentual en STEM ante una variación de una unidad en el índice de eficiencia.

Considerando el rango observado de variación de la eficiencia en el período 2015-2023, su efecto acumulado resulta cuantitativamente menor en comparación con la elasticidad estimada para el PIB, lo que sugiere que el volumen agregado de actividad económica posee mayor capacidad explicativa que las variaciones marginales en eficiencia dentro del horizonte temporal analizado.

Decisión: Se **rechaza H₂**. El coeficiente de Eficiencia_dt no alcanza significancia estadística convencional ($p=0.152 > 0.05$), implicando que no puede rechazarse hipótesis nula de ausencia de asociación entre eficiencia educativa des-tendenciada y formación STEM agregada al nivel de confianza del 95%.

Implicancias: Los resultados documentan que la eficiencia educativa no presenta asociación estadísticamente significativa independiente con la formación STEM en modelo multivariado ($p=0.152$). Sin embargo, la variable sí cumple una función de control estructural necesaria, dado que su exclusión deteriora la significancia de otras variables clave (ver Anexo B); la relevancia de la eficiencia opera indirectamente reduciendo la varianza del error más que directamente mediante un coeficiente significativo propio.

En México, la eficiencia educativa actúa como variable de control estructural necesaria para aislar efectos de PIB y COVID, más que como predictor independiente con efecto directo significativo sobre formación STEM agregada.

5.5 Contrastación de Hipótesis sobre Brasil (H_3)

H_3 : El crecimiento económico se asocia estadísticamente con la expansión de la formación STEM en Brasil durante el período 2015-2023.

Tabla 11

Resultados solo variable $\ln(\text{PIB})$ - Brasil (Variable Dependiente: $\ln(\text{STEM})$)

Variable	Coefficiente	Error Est. (HC3)	p-valor	[IC 95%]
$\ln(\text{PIB})_{dt}$	0.305	0.121	0.011*	[0.068, 0.541]

Nota. Elaboración Propia.

Decisión: Se acepta H_3 . El coeficiente de $\ln(\text{PIB})_{dt}$ resulta positivo y altamente significativo al 5% ($p=0.011$), confirmando que crecimiento económico des-tendenciado predice significativamente expansión de formación STEM en Brasil.

Interpretación de la elasticidad: El coeficiente estimado ($\beta = 0.305$) indica elasticidad inelástica donde un incremento de 1% en PIB des-tendenciado se asocia con incremento de 0.305% en formación STEM. Esta inelasticidad señala que expansión educativa no mantiene ritmo proporcional con crecimiento económico, sugiriendo restricciones de oferta incluyendo capacidad instalada limitada de universidades, escasez de docentes calificados y barreras de acceso socioeconómicas que impiden traducción proporcional de bonanzas económicas en expansión educativa equivalente.

Comparación bidireccional: La superioridad del modelo donde PIB predice STEM ($R^2_{adj} = 0.719$, $p=0.051$) versus modelo inverso donde STEM predice PIB ($R^2_{adj} = 0.583$, $p=0.119$) confirma robustez de dirección causal propuesta en H_3 .

5.6 Contrastación de Hipótesis de Moderación (H_4)

H_4 : La eficiencia educativa, medida como el ratio graduados/matriculados, se asocia significativamente con la formación STEM como variable de control estructural en los modelos estimados para México y Brasil durante 2015-2023.

5.6.1 Evidencia para México

Análisis de sensibilidad (Anexo B):

La Exclusión de Eficiencia_{dt} causa pérdida de significancia en $\ln(\text{PIB})_{dt}$ ($p: 0.019$ a $p: 0.191$)

La Exclusión causa pérdida de significancia en Dummy_COVID (p: 0.047 a p: 0.198)

Conclusión: La inclusión de Eficiencia_dt mejora la estabilidad estadística del modelo al reducir la varianza residual y preservar la significancia de otros coeficientes relevantes.

No obstante, dado que no se estimó un término de interacción explícito entre capital humano STEM y eficiencia, estos resultados no constituyen evidencia formal de moderación estadística, sino que reflejan un efecto de control estructural que contribuye a una mejor especificación del modelo.

5.6.2 Evidencia para Brasil

En Brasil Eficiencia_dt es excluida del modelo óptimo por falta de mejora significativa en ajuste (criterio de parsimonia).

Decisión sobre H₄: No se encuentra evidencia estadística de moderación en sentido estricto, dado que el modelo estimado no incorpora un término de interacción explícito entre capital humano STEM y eficiencia educativa. En el caso de México, la eficiencia opera como variable de control relevante que mejora la especificación y estabilidad del modelo, pero no altera formalmente la pendiente del efecto asociado al crecimiento económico. Para Brasil, la variable eficiencia no mejora el ajuste ni modifica sustantivamente la estimación, resultando redundante bajo criterio de parsimonia. En consecuencia, la hipótesis H₄ no puede ser confirmada en términos de moderación estadística formal dentro del período analizado.

Implicancia teórica: La ausencia de moderación directa sugiere que, en estos contextos específicos, la calidad institucional educativa no altera fundamentalmente la fuerza de asociaciones entre formación STEM y crecimiento económico, contrariando expectativas teóricas derivadas de literatura sobre efectos umbral. Esta ausencia podría reflejar insuficiente

variación en eficiencia durante período analizado para detectar efectos moderadores; operación de efectos umbral fuera del rango observado en muestra; mediación completa de efectos de eficiencia a través de variables incluidas que capturan sus consecuencias indirectamente.

5.7 Contrastación de Hipótesis sobre COVID-19 (H_5)

H_5 : El período 2020-2022 se asocia estadísticamente con variaciones en el PIB, la matrícula STEM y la graduación STEM en México y Brasil.

5.7.1 Evidencia para México

Interpretación: El coeficiente negativo y significativo ($\beta = -0.094$, $p=0.047$) confirma que período pandémico 2020-2022 redujo $\ln(\text{STEM})$ en aproximadamente 0.094 unidades logarítmicas, equivalente a contracción de 9.0% en formación STEM agregada respecto a nivel esperado en ausencia de shock, controlando por PIB y tendencia temporal.

Decisión: Se acepta H_5 para México. Evidencia documenta impacto contractivo significativo de pandemia sobre formación STEM mexicana.

5.7.2 Evidencia para Brasil

La Variable Dummy_COVID es excluida del modelo óptimo porque su inclusión no mejoró ajuste significativamente (criterio de parsimonia AIC/BIC).

Interpretación de la exclusión: En Brasil, efectos pandémicos sobre formación STEM operaron indirectamente a través de canal económico capturado por $\ln(\text{PIB})_{dt}$, más que directamente mediante disrupciones educativas específicas adicionales. La contracción económica de 2020 (-3.3% del PIB) redujo formación STEM vía mecanismo de causalidad inversa estimado ($\beta = 0.305$), sin efectos directos adicionales discernibles una vez controlado por condiciones económicas.

Decisión: Se acepta parcialmente H_5 para Brasil. La pandemia afectó formación STEM indirectamente vía contracción económica, sin efectos directos adicionales estadísticamente detectables.

Comparación bilateral: México exhibió vulnerabilidad directa a interrupciones sanitarias mediante cierres de campus y transición forzada a modalidades virtuales, mientras Brasil mostró resiliencia educativa relativa con efectos operando exclusivamente vía canal económico. Esta divergencia sugiere diferencias en capacidades tecnológicas preexistentes para educación remota; preparación docente en pedagogías virtuales; acceso estudiantil a dispositivos e internet; flexibilidad institucional para adaptación rápida.

5.8 Contrastación de Hipótesis de Heterogeneidad Bilateral (H_6)

H_6 : Existen diferencias estadísticamente significativas entre México y Brasil en los coeficientes estimados que relacionan capital humano STEM con crecimiento económico durante 2015-2023.

Decisión: Se acepta categóricamente H_6 . La evidencia documenta heterogeneidad bilateral en cinco dimensiones fundamentales

5.8.1 Divergencia en Especificaciones Óptimas

Tabla 12

Especificaciones óptimas

Dimensión	México	Brasil
Numero de Predictores	4 (AÑO, PIB_dt, Eficiencia_dt, COVID)	2 (AÑO, PIB_dt)
Variables Excluidas	Ninguna	Eficiencia_dt, Dummy_COVID

Interpretación	Sistema complejo requiriendo controles múltiples	Sistema parsimonioso con determinante dominante (PIB)
-----------------------	--	---

Nota. Elaboración Propia.

5.8.2 Divergencia en Signos de Elasticidades

Tabla 13

Signos de Elasticidades

País	Coefficiente $\ln(\text{PIB})_{dt}$	Interpretación
México	$\beta = -0.469$ ($p=0.019$)	Relación procíclica inversa: las bonanzas económicas contraen formación STEM
Brasil	$\beta = 0.305$ ($p=0.011$)	Relación procíclica directa: el crecimiento impulsa expansión STEM

Nota. Elaboración Propia.

Esta divergencia en signos constituye el hallazgo más sorprendente, documentando que países estructuralmente similares presentan mecanismos operando en direcciones opuestas.

5.8.3 Divergencia en Significancia de Tendencias Temporales

Tabla 14

Significancia de Tendencias Temporales

País	Coefficiente AÑO_centrado	p-valor	Interpretación

México	$\beta = 0.033$	$p < 0.001$	Tendencia creciente robusta (expansión estructural autónoma)
Brasil	$\beta = -0.0015$	$p = 0.730$	Tendencia no significativa (evolución determinada por economía)

Nota. Elaboración Propia.

5.8.4 Divergencia en Significancia de COVID-19

Tabla 15

Significancia Variable COVID-19

País	Inclusión Dummy_COVID	Coefficiente	p-valor
México	Incluida (significativa)	$\beta = -0.094$	$p = 0.047$
Brasil	Excluida (no mejora ajuste)	-----	-----

Nota. Elaboración Propia.

5.8.5 Divergencia en Capacidades Explicativas

Tabla 16

Capacidades Explicativas

Métrica	México	Brasil	Interpretación
R ² ajustado	0.983	0.719	México: ajuste excepcional; Brasil: ajuste moderado

AIC	-55.47	-41.59	México: balance ajuste-parsimonia superior
VIF promedio	2.53	1.00	México: multicolinealidad baja; Brasil: ortogonalidad perfecta

Nota. Elaboración Propia.

Conclusión sobre H₀: Las diferencias documentadas refutan categóricamente supuestos de homogeneidad regional, validando necesidad de análisis diferenciados y políticas contextualizadas que reconozcan especificidades estructurales e institucionales de cada sistema nacional.

5.9 Síntesis de Decisiones sobre Hipótesis

5.9.1 Criterio Formal de Decisión Estadística

Para la aceptación o rechazo de las hipótesis planteadas se estableció un nivel de significancia $\alpha = 0.05$.

Se rechaza la hipótesis nula cuando el p-valor asociado al coeficiente relevante es inferior a 0.05 bajo estimaciones con errores estándar robustos tipo HC3.

La significancia conjunta de los modelos se evaluó mediante estadístico F global.

En casos donde el p-valor se ubica entre 0.05 y 0.10, los resultados se interpretan como evidencia estadística débil o marginal, sin considerarse aceptación categórica de la hipótesis alternativa.

Las decisiones presentadas en la Tabla 17 se establecen conforme al criterio estadístico previamente definido.

Tabla 17

Síntesis de Hipótesis

Hipótesis	Decisión	Fundamento Evidencial
H_0	Rechazada	Coefficientes significativos y tests F globales rechazan ausencia de relación
H_1	Aceptada	Relaciones significativas documentadas para ambos países
H_2 (México)	Rechazada	Eficiencia_dt no significativa ($p=0.152$); opera como control indirecto
H_3 (Brasil)	Aceptada	PIB_dt positivo y altamente significativo ($\beta=0.305$, $p=0.011$)
H_4 (Moderación)	Rechazada Parcialmente	Eficiencia_dt actúa como control estructural en México (mejora ajuste) y es excluida por parsimonia en Brasil
H_5 (COVID – 19)	Aceptada para México	Dummy_COVID significativa ($p=0.047$)
H_5 (COVID – 19)	Aceptada Parcialmente para Brasil	Efecto indirecto vía PIB
H_6 (Heterogeneidad)	Aceptada Categoricamente	Cinco dimensiones de divergencia documentadas

Nota. Elaboración Propia.

5.9.2 Discusión de Resultados

Los resultados obtenidos presentan convergencias y divergencias relevantes respecto al marco teórico revisado en el Capítulo 2.

En el caso de México, la relación estadísticamente significativa entre crecimiento económico y formación STEM respalda los planteamientos teóricos que sostienen que la acumulación de capital humano especializado constituye un determinante clave del desempeño económico en economías emergentes. No obstante, el signo negativo estimado sugiere un comportamiento procíclico inverso, fenómeno menos documentado en la literatura y que podría asociarse a dinámicas de mercado laboral donde expansiones económicas reducen incentivos a prolongar trayectorias educativas especializadas.

Para Brasil, la elasticidad positiva estimada resulta más consistente con estudios que encuentran complementariedad entre crecimiento económico y expansión del capital humano avanzado, sugiriendo que en dicho contexto el dinamismo macroeconómico impulsa decisiones de formación en áreas STEM.

La ausencia de evidencia formal de moderación por eficiencia educativa difiere parcialmente de investigaciones que identifican efectos umbral institucionales. Esta divergencia puede explicarse por la limitada variabilidad temporal del indicador durante el período 2015–2023 o por la posible mediación indirecta del efecto a través del crecimiento económico.

En conjunto, los hallazgos refuerzan la hipótesis de heterogeneidad estructural regional, evidenciando que economías aparentemente comparables pueden presentar mecanismos de transmisión distintos entre capital humano especializado y crecimiento económico.

Capítulo 6: Conclusiones y Recomendaciones

6.1 Síntesis General de la Investigación

La presente investigación examinó la relación entre formación en áreas STEM y crecimiento económico en México y Brasil durante el período 2015–2023, mediante modelos de regresión lineal múltiple estimados por Mínimos Cuadrados Ordinarios.

Los resultados empíricos documentan la existencia de una asociación estadísticamente significativa entre el capital humano STEM y el desempeño económico en ambos países, aunque con direcciones opuestas. En México el coeficiente estimado es negativo y significativo ($\beta = -0.469$, $p=0.019$), sugiriendo un mecanismo de crowding-out laboral donde el crecimiento económico de corto plazo reduce la formación STEM. En Brasil el coeficiente es positivo y significativo ($\beta = 0.305$, $p=0.011$), indicando que el crecimiento económico precede e impulsa la expansión STEM. En ambos casos la dirección PIB→STEM resulta más robusta estadísticamente que la dirección convencional STEM→PIB. Asimismo, el análisis bidireccional indica que el crecimiento económico podría asociarse con expansiones en la formación STEM, lo que sugiere la posible presencia de mecanismos de retroalimentación entre acumulación de capital humano y producto agregado.

No obstante, estas conclusiones deben interpretarse con cautela. El tamaño muestral reducido ($n = 9$ observaciones por país) limita la potencia estadística de las pruebas realizadas, incrementando la probabilidad de errores tipo II, es decir, la no detección de efectos existentes. En consecuencia, la ausencia de significancia en ciertas variables no implica necesariamente inexistencia de relación económica, sino posible insuficiencia de evidencia estadística bajo las condiciones muestrales disponibles.

Por tanto, los hallazgos deben entenderse como evidencia empírica exploratoria y contextualizada, consistente con la teoría del capital humano y los modelos de crecimiento endógeno, pero no como estimaciones estructurales definitivas de largo plazo.

6.2 Principales Conclusiones

6.2.1 Conclusión General

En términos generales, los resultados obtenidos permiten sostener que, dentro del período analizado, existe evidencia estadística compatible con una asociación positiva entre formación en áreas STEM y crecimiento económico en las economías estudiadas, con mayor consistencia en el caso mexicano.

Sin embargo, dado que el diseño corresponde a un estudio observacional no experimental y que las estimaciones se basan en series temporales de corta longitud, no es posible afirmar relaciones causales definitivas. Las asociaciones identificadas reflejan correlaciones condicionadas a las variables incluidas en el modelo y podrían verse afectadas por factores no observados o variables omitidas.

En este sentido, más que establecer relaciones determinísticas, la investigación contribuye a documentar patrones empíricos consistentes con la hipótesis de que el capital humano STEM constituye un componente relevante dentro del conjunto de factores asociados al crecimiento económico en contextos latinoamericanos.

La evidencia presentada debe interpretarse como indicativa y sujeta a validación mediante estudios con horizontes temporales más extensos, muestras ampliadas o metodologías dinámicas que permitan abordar con mayor precisión problemas de endogeneidad y direccionalidad temporal.

6.2.2 Conclusiones Específicas para México

Primera conclusión (derivada de coeficiente $\ln(\text{PIB_dt})$): El crecimiento económico des-tendenciado presenta relación inversa estadísticamente significativa con formación STEM ($\beta = -0.469$, $p=0.019$, IC95%: $[-0.861, -0.078]$). En términos de magnitud práctica, el coeficiente estimado implica que un aumento de 1% en el PIB por encima de su tendencia se asocia con una reducción aproximada de 0.47% en la formación STEM agregada. Esta elasticidad, de tamaño moderado, sugiere una respuesta sensible pero no proporcional del sistema educativo ante fluctuaciones cíclicas, indicando que el efecto, si bien estadísticamente robusto, debe interpretarse como económicamente relevante en el corto plazo más que como cambio estructural permanente.

Segunda conclusión (derivada de coeficiente Eficiencia_dt): La eficiencia educativa des-tendenciada no presenta relación estadísticamente significativa independiente con formación STEM ($\beta = -5.771$, $p=0.152$), rechazando hipótesis H_2 sobre asociación estadísticamente significativa entre eficiencia educativa y formación STEM en México. Sin embargo, análisis de sensibilidad (Anexo B, Tablas B.1 y B.2) documenta que exclusión de Eficiencia_dt deteriora significancia de otras variables (PIB_dt : p de 0.019 a 0.191; COVID : p de 0.047 a 0.198), confirmando que eficiencia actúa como control estructural necesario más que como predictor independiente.

Tercera conclusión (derivada de coeficiente Dummy_COVID): La pandemia COVID-19 generó impacto contractivo estadísticamente significativo sobre formación STEM ($\beta = -0.094$, $p=0.047$, IC95%: $[-0.187, -0.001]$), proporcionando evidencia consistente con la hipótesis H_5 para México. La magnitud estimada indica contracción de aproximadamente 9.0% en formación

STEM agregada durante años 2020-2022 respecto a nivel esperado en ausencia de shock, controlando por PIB y tendencia temporal.

Cuarta conclusión (derivada de coeficiente AÑO_centrado): La tendencia temporal positiva altamente significativa ($\beta = 0.033$, $p < 0.001$) sugiere la presencia de una expansión estructural autónoma del sistema educativo STEM independiente de fluctuaciones económicas de corto plazo, señalando que políticas de largo plazo orientadas a democratización de acceso, crecimiento demográfico de cohortes universitarias y demanda social creciente impulsaron crecimiento sostenido durante período completo.

6.2.3 Conclusiones Específicas para Brasil

Primera conclusión (derivada de coeficiente $\ln(\text{PIB})_{dt}$): El crecimiento económico des-tendenciado impulsa significativamente la expansión de formación STEM ($\beta = 0.305$, $p = 0.011$, IC95%: [0.068, 0.541]), confirmando hipótesis H_3 sobre direccionalidad causal inversa. La elasticidad inelástica ($0.305 < 1$) indica que incrementos de 1% en PIB des-tendenciado generan incrementos de 0.305% en formación STEM, señalando que expansión educativa no mantiene ritmo proporcional con crecimiento económico por restricciones de oferta documentadas en literatura previa. Esta dirección positiva y magnitud inelástica resultan coherentes con la evidencia empírica regional revisada en el Capítulo 2, donde se señala que, en economías latinoamericanas, la expansión del capital humano científico responde a condiciones macroeconómicas favorables, pero enfrenta restricciones estructurales que limitan su crecimiento proporcional. En particular, estudios como Saucedo (2015) documentan que el impacto del capital humano STEM en economías de la región tiende a ser de menor magnitud relativa que en

países desarrollados, lo que es consistente con la elasticidad estimada para Brasil en el presente análisis.

Segunda conclusión (derivada de ausencia de coeficiente AÑO_centrado

significativo): La tendencia temporal no presenta significancia estadística ($\beta = -0.0015$, $p=0.730$), indicando ausencia de expansión estructural autónoma del sistema educativo STEM independiente de condiciones económicas contemporáneas. Este resultado contrasta con México (donde $\beta = 0.033$, $p<0.001$), sugiriendo que, en el período analizado, la evolución de la formación STEM en Brasil parece estar principalmente asociada a fluctuaciones económicas contemporáneas más que a una tendencia estructural independiente.

Tercera conclusión (derivada de exclusión de variables Eficiencia_dt y

Dummy_COVID): Las variables de eficiencia educativa y shock pandémico fueron excluidas del modelo óptimo brasileño por criterios de parsimonia (AIC = -41.59, BIC = -41.00), sugiriendo que sus efectos operan principalmente indirectamente a través del canal económico capturado por $\ln(\text{PIB})_{dt}$. Esta simplificación estructural contrasta con complejidad del modelo mexicano que requiere cuatro predictores, lo que sugiere una mayor simplicidad estructural del modelo brasileño en comparación con el mexicano, aunque esta diferencia debe interpretarse con cautela dada la limitada potencia estadística asociada al tamaño muestral.

6.2.4 Conclusión sobre Direccionalidad de Asociaciones Observadas

En relación con la contrastación de direccionalidad causal, los modelos donde $\ln(\text{STEM})$ actúa como variable dependiente explicada por $\ln(\text{PIB})_{dt}$ presentan ajuste superior a modelos inversos para ambos países:

México: Modelo A (STEM dependiente): AIC = -55.47, BIC = -54.49, F = 10.39 (p=0.022). Modelo B (PIB dependiente): AIC = -42.33, BIC = -41.35, F = 6.73 (p=0.054). La superioridad de Modelo A por 13.14 puntos en AIC confirma robustez de dirección PIB→STEM.

Brasil: Modelo A (STEM dependiente): AIC = -41.59, F = 5.07 (p=0.051). Modelo B (PIB dependiente): AIC = -38.12, F = 3.24 (p=0.119). La superioridad de Modelo A por 3.47 puntos en AIC y única significancia global de test F confirma dirección PIB→STEM.

Esta convergencia bilateral en inversión de causalidad respecto a supuestos convencionales constituye hallazgo robusto que trasciende heterogeneidades contextuales específicas, validando interpretación teórica de demanda educativa inducida por crecimiento económico en economías de ingreso medio latinoamericanas.

6.2.5 Conclusión sobre Heterogeneidad Bilateral

En relación con hipótesis H₆, se documenta heterogeneidad bilateral en cinco dimensiones cuantificables:

Primera dimensión (especificaciones óptimas): México requiere modelo con 4 predictores ($R^2_{adj} = 0.983$), mientras Brasil presenta especificación bivariada ($R^2_{adj} = 0.719$). Diferencia de 26.4 puntos porcentuales en capacidad explicativa señala complejidad superior del sistema mexicano.

Segunda dimensión (elasticidades de PIB): México exhibe $\beta = -0.469$ (p=0.019) versus Brasil $\beta = 0.305$ (p=0.011), divergencia en signos que indica operación de mecanismos en direcciones opuestas pese a clasificación común como economías de ingreso medio-alto.

Tercera dimensión (tendencias temporales): México presenta $\beta = 0.033$ ($p < 0.001$) versus Brasil $\beta = -0.0015$ ($p = 0.730$), señalando expansión autónoma mexicana versus dependencia económica brasileña.

Cuarta dimensión (efectos pandémicos): México documenta $\beta_{\text{COVID}} = -0.094$ ($p = 0.047$) mientras Brasil excluye variable por parsimonia, indicando vulnerabilidad directa mexicana versus resiliencia relativa brasileña.

Quinta dimensión (multicolinealidad): México presenta $VIF_{\text{promedio}} = 2.53$ versus Brasil $VIF = 1.00$, reflejando ortogonalidad perfecta brasileña versus correlación moderada mexicana entre predictores.

Estas divergencias cuantificadas refutan categóricamente supuestos de homogeneidad regional, confirmando hipótesis H_6 mediante evidencia empírica robusta.

6.3 Aportes Teóricos y Empíricos

6.3.1 Aportes Teóricos

Primer aporte (fundamentado en divergencia de elasticidades México-Brasil): Los resultados refinan teoría clásica del capital humano documentando que relación educación-productividad no es automática ni universal. La elasticidad negativa mexicana ($\beta = -0.469$, $p = 0.019$) versus positiva brasileña ($\beta = 0.305$, $p = 0.011$) demuestra empíricamente que efectos varían no solo en magnitud sino en dirección según contexto estructural específico, desafiando supuestos de Becker (1964) y Schultz (1971) sobre universalidad de efectos educativos.

Segundo aporte (fundamentado en comparación bidireccional de modelos): Los hallazgos formalizan empíricamente efectos umbral propuestos teóricamente por Rojas et al. (2019). La superioridad sistemática de modelos donde PIB predice STEM (México: $\Delta AIC =$

13.14; Brasil: $\Delta AIC = 3.47$) sobre dirección inversa documenta cuantitativamente que en economías de ingreso medio, crecimiento económico constituye precondition para inversión educativa sostenible más que consecuencia de acumulación previa de capital humano.

Tercer aporte (fundamentado en no-significancia de Eficiencia_dt en ambos países):

La ausencia de moderación directa significativa por eficiencia educativa (México: $p=0.152$; Brasil: variable excluida) desafía literatura sobre calidad versus cantidad educativa, sugiriendo que en contextos analizados, variaciones en capacidad institucional de retención no alteran fundamentalmente asociaciones entre formación STEM y crecimiento, contrariando expectativas de Hanushek y Woessmann (2012) sobre primacía de calidad sobre cantidad.

6.3.2 Aportes Empíricos

Primer aporte (divergencia estructural en direccionalidad):

Desde una perspectiva conceptual, los resultados refinan la teoría clásica del capital humano al cuestionar la presunción de universalidad en la relación entre educación especializada y crecimiento económico. Se propone que dicha relación puede variar no solo en intensidad, sino también en dirección, dependiendo de estructuras institucionales y dinámicas macroeconómicas específicas.

Este planteamiento se sustenta en la divergencia observada entre México y Brasil, donde la elasticidad estimada para México resulta negativa y significativa ($\beta = -0.469$, $p=0.019$), mientras que en Brasil es positiva y significativa ($\beta = 0.305$, $p=0.011$), desafiando supuestos de universalidad presentes en Becker (1964) y Schultz (1971).

Segundo aporte (comparación bilateral metodológicamente homogénea):

Conceptualmente, los resultados contribuyen a la literatura sobre efectos umbral al sugerir que en

economías de ingreso medio el crecimiento económico podría operar como condición habilitante para la expansión sostenible del capital humano especializado, más que como resultado automático de su acumulación.

Empíricamente, esta afirmación se respalda en la superioridad sistemática de modelos donde el PIB predice STEM (México: $\Delta AIC = 13.14$; Brasil: $\Delta AIC = 3.47$), formalizando cuantitativamente los planteamientos de Rojas et al. (2019).

Tercer aporte (variable de eficiencia educativa): Desde el plano conceptual, los resultados problematizan la hipótesis de que mejoras en eficiencia educativa alteran necesariamente la intensidad de la relación entre capital humano y crecimiento económico.

Esta conclusión se sustenta en la no significancia estadística de la variable Eficiencia_dt en ambos países (México: $p=0.152$; Brasil: variable excluida por parsimonia), lo cual contrasta con expectativas derivadas de Hanushek y Woessmann (2012) sobre la primacía de calidad institucional.

Cuarto aporte (técnicas de des-tendenciado): La aplicación sistemática de transformaciones que aíslan fluctuaciones de corto plazo (variables_dt) permite distinguir relaciones estructurales de tendencias compartidas que generarían correlaciones espurias documentadas por Granger y Newbold (1974), fortaleciendo validez de inferencias sobre asociaciones genuinas versus artefactos de tendencias temporales comunes.

6.3.3 Validación y Cuestionamiento de Literatura Previa

Los hallazgos validan selectivamente literatura previa dependiendo de contexto específico estudiado y dimensión analizada. Para México, resultados confirman diagnósticos de Ocegueda et al. (2022) sobre problemas de absorción laboral donde incremento en número de

egresados STEM no se traduce necesariamente en aumento proporcional del PIB debido a débil vinculación entre academia y sector productivo.

Confirmación de diagnóstico de OCDE-Gobierno de México (2017) sobre desajuste entre oferta de habilidades técnicas y demanda de sectores productivos también resulta consistente con coeficiente negativo de PIB des-tendenciado que sugiere mecanismos de crowding-out donde bonanzas económicas temporales desvían jóvenes hacia empleo inmediato postergando inversión educativa de largo plazo.

Para Brasil, resultados confirman análisis histórico de Doré y Teixeira (2023) sobre acumulación de capital humano como componente estructural del desarrollo brasileño desde industrialización, proporcionando fundamento cuantitativo para interpretación cualitativa de secuencia donde períodos de crecimiento económico sostenido preceden y habilitan expansión educativa.

Validación de hallazgos de Uhr (2020) sobre rendimientos decrecientes de educación cuando sistema productivo no absorbe eficientemente egresados también resulta consistente con elasticidad inelástica brasileña (0.305) que señala restricciones de oferta limitando traducción proporcional de crecimiento económico en expansión educativa equivalente.

Sin embargo, hallazgos también cuestionan generalizaciones amplias prevalecientes en literatura internacional. La afirmación de Podobnik et al. (2020) de que cuanto más graduados en STEM se produzcan mayor será tasa de crecimiento del PIB no se sostiene para México ni Brasil donde modelos bidireccionales estimados revelan que dirección causal STEM→PIB presenta ajuste inferior, menor significancia estadística y menor plausibilidad teórica que dirección inversa PIB→STEM.

6.4 Implicancias para Política Educativa y de Desarrollo

6.4.1 Recomendaciones para México

Recomendación 1 (derivada de $\beta_{\text{PIB}} = -0.469$, $p=0.019$): Implementar mecanismos contra-cíclicos de financiamiento educativo que protejan decisiones de matrícula durante bonanzas económicas temporales. La relación inversa documentada señala que períodos de crecimiento económico de corto plazo generan incentivos para ingreso prematuro al mercado laboral, sugiriendo necesidad de becas de manutención incrementadas durante bonanzas que compensen ingresos laborales sacrificados, cuantificables como proporción del salario mínimo vigente según elasticidad estimada.

Recomendación 2 (derivada de $\beta_{\text{COVID}} = -0.094$, $p=0.047$): Fortalecer resiliencia institucional ante shocks exógenos mediante inversión en infraestructura tecnológica y capacitación docente. La contracción de 9.0% en formación STEM durante 2020-2022 documenta vulnerabilidad directa, requiriendo protocolos de contingencia que permitan transición rápida entre modalidades presenciales-remotas, cuantificable mediante indicadores de acceso estudiantil a dispositivos e internet y certificaciones docentes en pedagogías virtuales.

Recomendación 3 (derivada de análisis de sensibilidad Anexo B): Mantener monitoreo sistemático de eficiencia educativa pese a no-significancia directa ($p=0.152$), dado que análisis de robustez documenta función crítica como control estructural. Políticas deben equilibrar expansión de cobertura con consolidación institucional que mantenga tasas de retención superiores a umbral mínimo observable (14.8% en México 2015), evitando deterioro cualitativo por crecimiento acelerado.

Recomendación 4 (derivada de $\beta_{\text{AÑO}} = 0.033$, $p < 0.001$): Sostener políticas de largo plazo que impulsan tendencia creciente documentada, evitando interrupciones por ciclos políticos. La expansión estructural de 3.3% anual independiente de fluctuaciones económicas señala éxito de democratización de acceso, requiriendo continuidad presupuestaria calculable como proporción constante del PIB destinada a educación superior STEM.

Recomendación 5 (derivada de coeficiente negativo PIB): Complementar inversión educativa con políticas industriales que generen demanda endógena sostenida por graduados STEM. La relación inversa sugiere limitaciones en absorción productiva, requiriendo incentivos fiscales focalizados para inversión privada en I+D cuantificables como créditos tributarios proporcionales a inversión certificada en actividades innovadoras.

6.4.2 Recomendaciones para Brasil

Recomendación 1 (derivada de $\beta_{\text{PIB}} = 0.305$, $p = 0.011$): Priorizar estabilidad macroeconómica como condición habilitante para inversión educativa sostenible. La elasticidad inelástica documenta que crecimiento económico precede y habilita expansión STEM, requiriendo disciplina fiscal que controle déficit primario estructural en niveles máximos cuantificables según reglas fiscales (e.g., límite de 2% del PIB), política monetaria orientada a inflación dentro de meta (banda de 3-6%) y reformas estructurales que mejoren ambiente de negocios medible por indicadores Doing Business.

Recomendación 2 (derivada de ausencia de tendencia significativa $\beta_{\text{AÑO}} = -0.0015$, $p = 0.730$): Implementar políticas educativas de largo plazo que generen expansión autónoma independiente de ciclos económicos. La dependencia exclusiva de condiciones económicas contemporáneas señala vulnerabilidad, requiriendo fondos de estabilización educativa que

acumulen recursos durante bonanzas (proporción de 0.5-1.0% del PIB anual) específicamente destinados a sostener financiamiento durante recesiones proyectadas mediante modelos predictivos macroeconómicos.

Recomendación 3 (derivada de elasticidad inelástica $0.305 < 1$): Expandir capacidad instalada de universidades mediante inversión en infraestructura y contratación docente que elimine restricciones de oferta. La inelasticidad documenta que sistema no responde proporcionalmente a crecimiento económico, requiriendo metas cuantificables de construcción de campus (número de instituciones en regiones Norte-Nordeste), contratación de docentes (ratio estudiantes/docente objetivo de 15:1 en STEM) y ampliación de laboratorios (inversión mínima por estudiante STEM en equipamiento científico).

Recomendación 4 (derivada de exclusión de Dummy_COVID): Capitalizar resiliencia educativa relativa documentada mediante sistematización de prácticas exitosas durante pandemia. La absorción de efectos exclusivamente vía canal económico señala capacidades institucionales superiores, requiriendo documentación de protocolos de adaptación rápida, pedagogías virtuales efectivas y sistemas de soporte estudiantil remoto que pueden exportarse a otros contextos latinoamericanos mediante cooperación técnica internacional.

Recomendación 5 (derivada de $R^2_{adj} = 0.719$ versus México 0.983): Identificar factores adicionales que explican varianza residual no capturada por modelo parsimonioso. La capacidad explicativa moderada señala operación de determinantes adicionales, requiriendo investigación complementaria sobre variables institucionales (calidad regulatoria medible por indicadores Worldwide Governance), inversión privada en I+D (proporción del PIB destinada por sector privado), desigualdades regionales (coeficiente de Gini educacional entre estados) y factores culturales (valoración social de carreras STEM medible por encuestas).

6.4.3 Implicancias para Organismos Internacionales

Los hallazgos tienen implicancias directas para diseño de programas de cooperación técnica en educación superior y desarrollo económico implementados por organismos multilaterales como Banco Mundial, Banco Interamericano de Desarrollo, Corporación Andina de Fomento y Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos.

Primera implicancia corresponde a reconocimiento de heterogeneidades contextuales fundamentales en lugar de promover modelos únicos supuestamente aplicables uniformemente. Asistencia técnica debe comenzar con diagnósticos profundos de capacidades de absorción productiva específicas del sector privado local, calidad institucional educativa medida por múltiples dimensiones y estructura de incentivos económicos que determinan decisiones de matrícula antes de recomendar intervenciones estandarizadas.

Segunda implicancia corresponde a priorización de complementariedades entre políticas educativas y productivas reconociendo que programas que financian exclusivamente expansión educativa sin abordar simultáneamente limitaciones de demanda laboral por graduados generan formación que no se traduce en crecimiento económico. Diseño integrado de intervenciones debe combinar fortalecimiento de calidad educativa con políticas industriales que generen demanda endógena sostenida por talento STEM.

Tercera implicancia corresponde a monitoreo y evaluación adaptados a contextos específicos donde indicadores de éxito de programas educativos deben incluir no solo outputs intermedios como graduados producidos sino también outcomes finales como empleabilidad medida por tasas de inserción laboral en ocupaciones relacionadas con formación, correspondencia entre formación académica y ocupación desempeñada y salarios relativos de

graduados STEM versus grupos de comparación indicando retornos privados de inversión educativa.

6.5 Limitaciones del Estudio

6.5.1 Limitaciones de Diseño y Datos

Limitación 1 (tamaño muestral): Con $n=9$ observaciones por país, el poder estadístico para detectar efectos de magnitud pequeña (tamaño de efecto $d < 0.3$) resulta inferior a 50% asumiendo nivel de significancia $\alpha=0.05$. Esta restricción implica que coeficientes no significativos (e.g., Eficiencia_dt en México con $p=0.152$) podrían representar verdaderos efectos nulos o efectos genuinos de magnitud moderada (β entre -3.0 y -8.5) que muestra insuficiente impide detectar con potencia adecuada ($1-\beta > 0.80$).

Limitación 2 (período temporal): El horizonte de 9 años resulta insuficiente para capturar efectos de largo plazo que maduran en 10-15 años según literatura sobre retornos educativos. Cohortes ingresantes en 2015 apenas alcanzaron madurez profesional plena hacia 2023, implicando que efectos acumulativos completos sobre productividad agregada permanecen no observables en serie analizada. Extensión futura a período 2015-2030 (15 años) permitiría observar ciclo completo desde formación hasta contribución productiva plena.

Limitación 3 (agregación nacional): Datos agregados ocultan heterogeneidades subnacionales cuantificables. En México, el PIB per cápita de estados del Norte más desarrollados triplica al de estados del Sur. En Brasil, la brecha entre el Sudeste y el Norte es igualmente pronunciada. Estas heterogeneidades subnacionales permanecen ocultas en los promedios nacionales utilizados. Análisis estatales incrementaría muestra a $n=32$ estados

mexicanos \times 9 años = 288 observaciones, generando poder estadístico suficiente para detectar efectos moderados.

Limitación 4 (variables omitidas cuantificables): El modelo omite: (a) calidad regulatoria medible por índice Worldwide Governance Indicators (rango -2.5 a +2.5); (b) inversión privada en I+D como % del PIB (México: 0.12%, Brasil: 0.59% según UNESCO 2021); (c) ranking universitario promedio ponderado por matrícula STEM (México: posición 400-500, Brasil: 300-400 en QS World Rankings); (d) gasto público en educación superior como % del PIB (México: 0.8%, Brasil: 1.2%). Inclusión de estas variables requeriría muestra expandida para evitar sobre parametrización (ratio mínimo de 10 observaciones por parámetro estimado).

Limitación 5 (poder estadístico cuantificado): El tamaño muestral reducido ($n=9$ por país) implica que el poder estadístico para detectar los efectos estimados se encuentra por debajo del umbral convencional de 0.80, particularmente en el modelo mexicano con cuatro regresores ($df=4$). Esta limitación señala una probabilidad no despreciable de error tipo II: efectos genuinos de magnitud moderada podrían no alcanzar significancia estadística con la muestra disponible, requiriendo replicación con muestras expandidas para confirmación definitiva.

6.5.2 Limitaciones Metodológicas

Limitación 1 (especificación logarítmica): La transformación $\ln(Y)$ impone restricción de efectos proporcionales constantes (elasticidad β), no capturando no-linealidades potenciales. Especificación alternativa cuadrática $\ln(\text{STEM}) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \ln(\text{PIB}) + \beta_2 \cdot [\ln(\text{PIB})]^2$ permitiría detectar efectos umbral donde elasticidad varía según nivel de PIB, pero requeriría $n \geq 15$

observaciones para estimación estable del término cuadrático con precisión aceptable ($SE[\beta_2] < 0.50$).

Limitación 2 (multicolinealidad en México): $VIF_{AÑO} = 14.97$ indica que 93.3% de varianza en $AÑO_{centrado}$ es explicada por otras variables, inflando error estándar por factor $\sqrt{VIF} = 3.87$. Esto implica que intervalo de confianza del coeficiente $AÑO$ es 3.87 veces más amplio que en ausencia de multicolinealidad, reduciendo poder estadístico. Descomposición de varianza señala que $AÑO$ correlaciona $r=0.82$ con $\ln(PIB)_{dt}$, generando redundancia parcial que dificulta separar efectos de tendencia temporal versus económicos.

Limitación 3 (autocorrelación marginal en Brasil): Durbin-Watson = 2.757 sugiere autocorrelación negativa con $\rho \approx -0.38$ estimado mediante transformación $\rho=(2-DW)/2$. Prueba Breusch-Godfrey para autocorrelación de orden 1 genera estadístico LM = 2.14 ($p=0.143$), no rechazando hipótesis nula al 5% pero marginalmente significativo al 15%. Estimación con corrección Newey-West (HAC) produce errores estándar 8% superiores, implicando que intervalos de confianza reportados podrían subestimar modestamente incertidumbre real.

Limitación 4 (ausencia de análisis de sensibilidad exhaustivo): Aunque Anexo B reporta dos especificaciones alternativas, análisis comprehensivo requeriría examinar: (a) $2^3=8$ combinaciones posibles de variables en México; (b) modelos con interacciones $PIB \times Eficiencia$; (c) especificaciones no-logarítmicas; (d) ventanas móviles de 5 años. Esta multiplicidad de decisiones analíticas genera "grados de libertad del investigador" estimados en 24-48 especificaciones razonables, donde probabilidad de obtener al menos un resultado significativo espurio aumenta a $\alpha^*=1-(1-0.05)^{30} \approx 78\%$ sin ajustes por comparaciones múltiples.

Limitación 5 (causalidad inferida, no establecida): Diseño no-experimental con datos observacionales permite identificar asociaciones robustas pero no causalidad definitiva. Estimación de efectos causales requeriría: (a) variación exógena en educación STEM explotable mediante diseño de discontinuidad en regresión (e.g., umbrales de admisión universitaria) requiriendo datos microeconómicos individuales; (b) variables instrumentales válidas satisfaciendo restricciones de exclusión y relevancia, no identificadas en datos agregados disponibles; (c) diseño experimental randomizado éticamente infactible para políticas educativas de cobertura nacional.

6.5.3 Limitaciones de Generalización

Limitación 1 (especificidad temporal 2015-2023): Relaciones estimadas incluyen shock COVID-19 extraordinario (México: -8.4% PIB; Brasil: -3.3% PIB en 2020) sin precedentes en historia reciente. Extrapolación a períodos futuros asume implícitamente que: (a) dinámicas identificadas persisten en ausencia de disrupciones similares; (b) parámetros estructurales permanecen estables pese a cambios tecnológicos acelerados (e.g., inteligencia artificial generativa alterando demanda por habilidades STEM); (c) relaciones estimadas no presentan cambios estructurales post-2023 detectables mediante tests de Chow. Validación requeriría re-estimación con datos 2024-2030 una vez disponibles.

Limitación 2 (especificidad geográfica México-Brasil): Hallazgos no generalizan automáticamente a: (a) Argentina (estructura productiva agroindustrial, crisis recurrentes de deuda externa); (b) Chile (economía pequeña abierta, especialización en minería de cobre); (c) Colombia (economía diversificada, conflicto armado prolongado afectando inversión educativa); (d) Perú (crecimiento impulsado por commodities, desigualdades regionales extremas). Cada

contexto requiere análisis específico reconociendo que México (PIB 2023: \$1.33 trillones) y Brasil (\$1.96 trillones) representan 55% del PIB latinoamericano pero solo 2 de 20 países de la región.

Limitación 3 (especificidad a educación superior STEM): Inferencias no aplican directamente a: (a) educación técnica vocacional de nivel medio (formación 2-3 años versus 4-6 años universitario); (b) capacitación en el trabajo (duración meses versus años, financiamiento empresarial versus público); (c) educación secundaria (determinante de base de conocimientos para ingreso a STEM pero con mecanismos de transmisión diferentes); (d) educación superior no-STEM (e.g., Ciencias Sociales, Humanidades con retornos laborales potencialmente diferentes según Banco Mundial 2020 donde prima salarial STEM versus no-STEM es 28% en América Latina).

Limitación 4 (especificidad a variables macroeconómicas agregadas): Análisis no identifica: (a) mecanismos microeconómicos de matching laboral entre graduados y vacantes; (b) heterogeneidades por género (proporción femenina STEM: México 32%, Brasil 28%); (c) heterogeneidades por disciplina dentro de STEM (Ingeniería vs Ciencias Naturales vs Computación); (d) calidad medida por competencias efectivas versus credenciales formales (e.g., desempeño en pruebas estandarizadas internacionales). Extensión requeriría datos desagregados de encuestas de egresados vinculadas con registros administrativos tributarios de ingresos laborales.

Limitación 5 (especificidad a período sin cambios estructurales mayores): Estimaciones asumen estabilidad de parámetros estructurales durante 2015-2023, no detectando potenciales cambios asociados a: (a) transformación digital acelerada postpandemia alterando

demanda por subdisciplinas STEM; (b) reshoring de manufactura desde Asia hacia América Latina modificando estructura productiva; (c) transición energética hacia renovables generando demanda por ingenieros especializados nuevos; (d) regulaciones emergentes sobre inteligencia artificial modificando requisitos de formación. Tests de cambio estructural (Chow, CUSUM) no implementados por tamaño muestral insuficiente (requieren $n \geq 30$ para poder adecuado).

Limitación 6 (posible endogeneidad residual)

Una limitación econométrica central radica en la posible presencia de endogeneidad residual en los coeficientes estimados. La variable $\ln(\text{PIB})_{dt}$ podría estar correlacionada con el término de error debido a simultaneidad bidireccional entre crecimiento económico y formación STEM, así como por omisión de variables estructurales que influyen en ambas dimensiones (e.g., calidad institucional, inversión tecnológica privada, shocks sectoriales específicos).

Bajo esta condición, el supuesto clásico de exogeneidad estricta ($E[\varepsilon|X]=0$) podría no cumplirse, generando sesgo e inconsistencia en los estimadores OLS incluso bajo corrección por heterocedasticidad (HC3). En consecuencia, los coeficientes reportados deben interpretarse como asociaciones condicionales robustas, pero no como estimaciones causalmente puras.

La corrección formal de esta limitación requeriría identificación mediante variables instrumentales válidas o modelos dinámicos de panel con efectos fijos y retardos estructurales, estrategias no implementadas debido a restricciones de tamaño muestral.

6.6 Futuras Líneas de Investigación

Las siguientes líneas de investigación se estructuran directamente en respuesta a las limitaciones metodológicas, de tamaño muestral y de posible endogeneidad residual identificadas

en la sección 6.5, proponiendo diseños empíricos concretos que permitirían fortalecer identificación causal, aumentar potencia estadística y capturar heterogeneidades estructurales no observadas en el presente análisis agregado.

Los hallazgos y limitaciones identificadas sugieren múltiples direcciones prometedoras para investigación futura que profundicen comprensión de fenómenos analizados y superen restricciones del presente estudio mediante diseños metodológicos más sofisticados, datos más ricos y horizontes temporales más extensos. Primera línea corresponde a análisis con datos desagregados subnacionalmente que explote heterogeneidades dentro de países mediante análisis de estados, provincias o regiones mexicanas y brasileñas permitiendo examinar si relaciones positivas entre STEM y crecimiento emergen significativamente en regiones específicas industrializadas, aunque queden diluidas en promedios nacionales donde mayoría de unidades territoriales carece de capacidades de absorción necesarias. Datos de panel estadual incrementarían tamaño muestral sustancialmente generando poder estadístico superior para detectar efectos moderados y permitirían modelar heterogeneidades espaciales mediante econometría espacial que incorpore matrices de contigüidad capturando spillovers entre regiones vecinas o efectos de difusión tecnológica operando a través de redes de ciudades conectadas económicamente.

Segunda línea corresponde a análisis institucional desagregado que distinga entre instituciones de investigación intensiva con programas de posgrado avanzados y vinculación estrecha con sector productivo versus instituciones docentes con recursos limitados y vinculación débil, instituciones públicas versus privadas con modelos de financiamiento y estructuras de incentivos divergentes, o instituciones acreditadas por organismos nacionales o internacionales

versus no acreditadas reflejando heterogeneidades en calidad educativa no capturadas por agregación nacional que trata todos los graduados STEM como equivalentes independientemente de institución formadora. Datos microeconómicos de egresados por institución vinculados con registros tributarios administrativos de ingresos laborales permitirían estimar retornos diferenciales de formación según características institucionales mediante modelos de valor agregado que controlan por características de ingreso de estudiantes, identificando qué tipos de instituciones generan mayor valor agregado en términos de empleabilidad, salarios y correspondencia formación-ocupación que podrían informar políticas de asignación de recursos públicos priorizando instituciones más efectivas.

Tercera línea corresponde a análisis disciplinario desagregado dentro de clasificación STEM que separe efectos de Ingeniería con múltiples subespecialidades como Civil, Mecánica, Eléctrica, Química o Industrial, Ciencias de la Computación incluyendo desarrollo de software, ciencia de datos y seguridad informática, Ciencias Naturales como Física, Química, Biología y Geociencias, y Matemáticas incluyendo Estadística y Matemáticas Aplicadas, permitiendo evaluar si ciertas disciplinas presentan retornos económicos superiores y demanda laboral más elevada justificando priorización en políticas de expansión de cobertura o incentivos selectivos para matrícula. Literatura internacional sugiere que tecnologías de información y comunicación tienen demanda laboral particularmente elevada con salarios superiores reflejando escasez relativa de talento versus otras ingenierías tradicionales con oferta más abundante, patrón que podría o no replicarse en contextos latinoamericanos con estructuras productivas diferentes requiriendo validación empírica específica mediante análisis de encuestas de egresados desagregadas disciplinariamente.

Cuarta línea corresponde a estrategias explícitas de identificación causal orientadas a corregir la posible endogeneidad residual detectada entre crecimiento económico y formación STEM. Una alternativa concreta consiste en estimar modelos de variables instrumentales (2SLS) donde la primera etapa utilice como instrumentos plausibles: (i) expansión exógena de oferta universitaria derivada de reformas educativas estatales con implementación escalonada; (ii) variaciones demográficas históricas que afecten tamaño de cohortes en edad universitaria; o (iii) distancia geográfica a universidades públicas como proxy de acceso educativo. La validez de estos instrumentos requeriría cumplir condiciones de relevancia (F primera etapa >10) y restricción de exclusión verificable empíricamente mediante tests de sobre identificación (Hansen J).

Quinta línea corresponde a extensión temporal del panel para estimar modelos dinámicos que permitan abordar simultaneidad y relaciones de equilibrio de largo plazo. Con series ampliadas (2015–2030), podrían estimarse modelos VAR estructurales para analizar causalidad de Granger bidireccional, así como modelos de cointegración y mecanismos de corrección de error (VECM) que distingan efectos de corto y largo plazo entre crecimiento económico y formación STEM. Estos enfoques permitirían evaluar si la direccionalidad observada en México (elasticidad negativa) y Brasil (positiva) refleja ajustes transitorios o relaciones estructurales persistentes.

6.7 Reflexiones Finales

Este estudio ha demostrado empíricamente que la relación entre capital humano STEM y crecimiento económico en México y Brasil es compleja, contextualmente dependiente y fundamentalmente heterogénea entre países latinoamericanos que comparten clasificación

general como economías de ingreso medio-alto pero operan bajo dinámicas estructurales e institucionales suficientemente distintas que generan patrones divergentes en mecanismos de interacción entre formación educativa científico-tecnológica y desempeño económico agregado. Los hallazgos desafían visiones simplificadas prevalecientes en discursos de política que asumen efectos automáticos y uniformes de educación sobre productividad, evidenciando que traducción de formación educativa en crecimiento económico requiere condiciones complementarias estructurales e institucionales frecuentemente ausentes en economías en desarrollo, incluyendo capacidad de absorción productiva de sectores tecnológicos, calidad institucional de sistemas educativos, mecanismos efectivos de vinculación universidad-empresa y estabilidad macroeconómica que facilite inversiones de largo plazo en capital humano avanzado.

Para México, la evidencia señala que relación entre educación STEM y crecimiento opera a través de mecanismos complejos donde fluctuaciones económicas de corto plazo generan efectos procíclicos inversos mediante crowding-out laboral, sistema educativo mantiene expansión estructural impulsada por tendencias demográficas y políticas de largo plazo relativamente independientes de condiciones económicas contemporáneas, y vulnerabilidad directa a shocks exógenos como pandemia COVID-19 requiere fortalecimiento de resiliencia institucional mediante inversión en infraestructura tecnológica y capacitación docente en pedagogías virtuales. Políticas educativas efectivas requieren complementarse con transformación productiva hacia sectores intensivos en tecnología que generen demanda endógena sostenida por habilidades STEM actualmente subempleadas o emigrando hacia mercados externos, y fortalecimiento de vinculación universidad-empresa que facilite matching efectivo entre competencias adquiridas durante formación académica y competencias demandadas por sectores productivos modernos.

Para Brasil, la dirección causal inversa robustamente identificada donde crecimiento impulsa educación señala que desarrollo económico constituye condición habilitante esencial para inversión educativa sostenible, sugiriendo que políticas deben priorizar estabilidad macroeconómica y crecimiento económico mediante reformas estructurales, políticas industriales dirigidas que fortalezcan sectores tecnológicos y generación de círculo virtuoso donde crecimiento genera recursos y demanda que sostienen expansión educativa, profesionales formados eventualmente contribuyen a productividad sosteniendo crecimiento futuro. Desigualdades regionales profundas entre Sur-Sudeste desarrollado y Norte-Nordeste rezagado requieren políticas focalizadas geográficamente que expandan acceso en regiones desatendidas simultáneamente fortaleciendo capacidades productivas locales que absorban talento formado evitando emigración masiva hacia polos desarrollados que perpetúa concentración espacial de oportunidades y atrasos históricos en regiones periféricas.

La heterogeneidad bilateral documentada demuestra categóricamente que no existe modelo único de desarrollo basado en capital humano STEM aplicable uniformemente en América Latina, requiriendo cada país diagnóstico profundo de capacidades específicas, identificación de restricciones vinculantes que limitan traducción de educación en crecimiento y diseño contextualizado de políticas que reconozcan estructuras productivas particulares, instituciones educativas con trayectorias históricas diferenciadas y ecosistemas de innovación en etapas distintas de maduración. Trasplante mecánico de modelos exitosos en contextos diferentes sin adaptación apropiada a condiciones locales presenta alta probabilidad de fracaso o efectividad limitada, desperdiciando recursos escasos en intervenciones mal diseñadas que ignoran especificidades estructurales e institucionales determinantes de viabilidad y sostenibilidad de reformas educativas y productivas propuestas.

En términos estrictamente analíticos, el hallazgo más estructural del estudio es la identificación de direccionalidades opuestas en la relación entre crecimiento económico y formación STEM entre México y Brasil. Mientras que en México la elasticidad estimada ($\beta = -0.469$, $p=0.019$) sugiere un comportamiento procíclico inverso, en Brasil la elasticidad positiva ($\beta = 0.305$, $p=0.011$) indica complementariedad entre expansión económica y acumulación de capital humano especializado.

Esta divergencia no solo refuta supuestos de homogeneidad regional, sino que sugiere que los mecanismos de transmisión entre educación y crecimiento están mediados por estructuras productivas, institucionales y laborales específicas que determinan si el capital humano actúa como variable dependiente o como motor endógeno del desarrollo.

No obstante, dado el tamaño muestral limitado y la posible endogeneidad residual reconocida en la sección de limitaciones, los resultados deben interpretarse como asociaciones robustas condicionales y no como relaciones causales definitivas. La validación futura mediante diseños de identificación más rigurosos permitirá determinar si la heterogeneidad observada responde a diferencias estructurales profundas o a dinámicas transitorias del período 2015–2023.

En consecuencia, el principal aporte del estudio no radica en confirmar una relación universal entre educación STEM y crecimiento económico, sino en demostrar empíricamente que dicha relación puede operar en sentidos opuestos bajo contextos aparentemente comparables. Esta constatación impone la necesidad de diagnósticos nacionales específicos y de diseños de política pública basados en evidencia contextualizada, reforzando el valor de la investigación empírica rigurosa como fundamento para decisiones estratégicas de largo plazo.

Referencias

- Banco Mundial. (2023). World development indicators [Conjunto de datos].
<https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>
- Becker, G. S. (1964). Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education. National Bureau of Economic Research.
- British Council Brasil. (2023). Baseline STEM education in Brazil. British Council.
https://www.britishcouncil.org.br/sites/default/files/booklet_digital_en.pdf
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2020). El impacto económico de la pandemia de COVID-19 en América Latina y el Caribe. Naciones Unidas.
<https://repositorio.cepal.org/handle/11362/45602>
- Cuberes, D., Saravia, D., & Teignier, M. (2022). The macroeconomic costs of gender gaps in STEM in Latin America (IDB Technical Note No. IDB-TN-1831). Inter-American Development Bank. <https://doi.org/10.18235/0004578>
- Doré, T., & Teixeira, A. A. C. (2023). Human capital, structural change and institutions: Two centuries of Brazilian growth (1822–2019). *Economic History of Developing Regions*, 38(2), 123–145. <https://doi.org/10.1080/20780389.2023.2182976>
- Gobierno de México. (s.f.). Mexican talent (2.^a ed.). Secretaría de Economía.
https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/947099/Talento_mexicano_2da_edicion.pdf
- Granger, C. W. J., & Newbold, P. (1974). Spurious regressions in econometrics. *Journal of Econometrics*, 2(2), 111–120. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(74\)90034-7](https://doi.org/10.1016/0304-4076(74)90034-7)

Hanushek, E. A., & Woessmann, L. (2012). Do better schools lead to more growth? Cognitive skills, economic outcomes, and causation. *Journal of Economic Growth*, 17(4), 267–321. <https://doi.org/10.1007/s10887-012-9081-x>

Karla, C., Daysi, M., & Santiago, F. (2022). Gasto en I+D, educación y el número de investigadores en Sudamérica. *Revista de Ciencias Sociales*, 28(4), 50–70. <https://doi.org/10.23919/CISTI54924.2022.9820256>

Lima, F., & Silveira Neto, R. (2014). Physical and human capital and regional growth in Brazil: A spatial econometric approach for the period 1970–2010. *Papers in Regional Science*, 95(2), 281–304. <https://doi.org/10.1111/pirs.12145>

Lucas, R. E. (1988). On the mechanics of economic development. *Journal of Monetary Economics*, 22(1), 3–42. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(88\)90168-7](https://doi.org/10.1016/0304-3932(88)90168-7)

Moreno-Brid, J. C., & Ruiz-Nápoles, P. (2010). La educación superior y el desarrollo económico en América Latina. *Revista Iberoamericana de Educación Superior*, 1(1), 171–188. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=299123509009>

Ocegueda Hernández, J. M., & Ocegueda Hernández, M. T. (2024). La calidad del capital humano y el crecimiento económico en México. *Estudios Económicos de El Colegio de México*, 39(2), 311–348. <https://doi.org/10.24201/ee.v39i2.454>

Ocegueda Hernández, J. M., Pimienta Lastra, R., & Mungaray Lagarda, A. (2022). STEM graduates, sectoral dynamics and economic growth in Mexico. *Estudios Económicos*, 37(1), 89–117. <https://doi.org/10.24201/ee.v37i1.425>

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos. (2023). Education at a glance 2023: OECD indicators. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/4d3421e6-en>

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos & Gobierno de México. (2017). OECD skills strategy diagnostic report: Mexico. OECD Publishing. https://www.oecd.org/en/publications/oecd-skills-strategy-diagnostic-report-mexico-2017_9789264287679-en.html

Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura. (2021). UNESCO science report: The race against time for smarter development. UNESCO Publishing. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000375429>

Podobnik, B., Horvat, D., Kenett, D. Y., & Stanley, H. E. (2020). The competitiveness of nations: Economic growth, education and innovation. *Chaos, Solitons & Fractals*, 137, 109834. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109834>

Ray, R. (2015). STEM education and economic performance in the American states (MPRA Paper No. 65517). Munich Personal RePEc Archive. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/65517/>

Rojas, M. L., Monterubbianesi, P. D., & Dabús, C. D. (2019). No linealidades y efectos umbral en la relación capital humano-crecimiento económico. *Cuadernos de Economía*, 42(120), 455–480. <https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v38n77.67984>

Romer, P. M. (1990). Endogenous technological change. *Journal of Political Economy*, 98(5, Pt. 2), S71–S102. <https://doi.org/10.1086/261725>

Royal Academy of Engineering. (2016). Engineering and economic growth: A global view. Royal Academy of Engineering. <https://raeng.org.uk/media/mp2odj00/final-cebr-report-12-09.pdf>

Saucedo, E. J. A. (2015). Innovation and economic growth in Latin America: Mexico, Brazil and Chile (MPRA Paper No. 67135). Munich Personal RePEc Archive. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/67135/>

Schultz, T. W. (1971). Investment in human capital: The role of education and of research.

Solow, R. M. (1956). A contribution to the theory of economic growth. *Quarterly Journal of Economics*, 70(1), 65–94. <https://doi.org/10.2307/1884513>

Uhr, D. (2020). Education, technology diffusion and economic growth in Brazil: A dynamic panel approach. *Estudos Econômicos*, 50(1), 5–35. <https://doi.org/10.1590/0101-41615011dau>

Valdés-Ramírez, D., de Armas Jacomino, L., Monroy, R., & Zavala, G. (2024). Assessing sustainability competencies in contemporary STEM higher education: A data-driven analysis at Tecnológico de Monterrey. *Frontiers in Education*, 9, 1415755. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1415755>

Valdivieso-Burneo, D. P., Avila-Sanchez, I., Cevallos-Meneses, G., & Ochoa-Moreno, S. (2021). Human capital and technology in Latin American growth. En 2021 16th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI) (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.23919/CISTI52073.2021.9476624>

Anexos

Anexo A: Script de procesamiento y estimación.

Con el objetivo de transparentar y replicar este estudio se adjunta un link con destino al código completo de Python utilizado para el análisis y obtención de los resultados presentados en toda esta investigación.

<https://github.com/victordisuares-cmd/Codigo-Python.git>

Anexo B: Tablas de Análisis de Sensibilidad

Tabla B.1: Comparativa modelo óptimo vs. modelo sin Eficiencia y COVID

Indicador / Variable	Modelo Óptimo (4 Variables)	Modelo Parsimonioso (Sin Eficiencia ni COVID)	Interpretación del Cambio
AÑO_centrado	(p < 0.001)	(p = 0.001)	La tendencia se mantiene significativa (inercia).
ln(PIB)_dt	(p = 0.019)	(p = 0.191)	PIB pierde significancia. El modelo simple no logra capturar el efecto económico.
Dummy_COVID	(p = 0.047)	---	Variable omitida (Sesgo).
Eficiencia_dt	(p = 0.152)	---	Variable omitida.
R ² Ajustado	0.983	0.845	Caída drástica. Se pierde un 14% de poder explicativo.
AIC	-55.47	-36.04	El modelo simple tiene un peor ajuste (valor menos negativo).
Durbin-Watson	2.359	1.385	Aparece autocorrelación positiva (Mal especificado).

Nota. Elaboración Propia

Tabla B.2: Comparación Modelo Óptimo vs. Modelo sin Eficiencia (con COVID)

Indicador / Variable	Modelo Óptimo (4 Variables)	Modelo Sin Eficiencia y con COVID	Interpretación del Cambio
AÑO_centrado	(p < 0.001)	(p = 0.007)	La tendencia sigue absorbiendo la varianza por inercia.
ln(PIB)_dt	(p = 0.019)	(p = 0.142)	PIB pierde significancia. Sin controlar eficiencia, el efecto económico se diluye en el ruido.
Dummy_COVID	(p = 0.047)	(p = 0.198)	COVID pierde significancia. El modelo ya no distingue el shock pandémico del ruido general.
Eficiencia_dt	(p = 0.152)	---	Su exclusión aumenta el error estándar de las otras variables.
R ² Ajustado	0.983	0.941	El ajuste sigue alto solo por la tendencia, enmascarando la insignificancia de las variables clave
Conclusión	Modelo Valido	Modelo no Concluyente	Se requiere la Eficiencia para aislar los efectos de PIB y COVID

Nota. Elaboración Propia