

Depreciación del Capital Humano en México: evidencia por género y sectores con Intensidad Tecnológica, 2005–2024

Depreciation of Human Capital in Mexico: evidence by gender and Technology-Intensive sectors, 2005–2024

Raúl Barutch Pimienta Gallardo*, Gerardo Huber Bernal**
y Marco Tulio Ocegueda Hernández***

| *Colegio de la Frontera Norte | Correo electrónico: raul.pimienta.postdoctoral@colef.mx |
| ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1983-4534> |

| **Universidad Autónoma de Baja California | Correo electrónico: gerardo.huber@uabc.edu.mx |
| ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8900-3165> |

| ***Universidad Autónoma de Baja California | Correo electrónico: marco_ocegueda@uabc.edu.mx |
| ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8723-7884> |

RESUMEN

El estudio analiza la depreciación del capital humano en México entre 2005 y 2024, a partir de microdatos de la ENOE y modelos mincerianos extendidos estimados mediante regresiones robustas MM. Se confirman tres hipótesis principales: los rendimientos a la experiencia disminuyen de forma sostenida (de 3 % en 2005 a 1.6 % en 2024); la depreciación es más acelerada en los sectores tecnológicamente intensivos en investigación y desarrollo respecto a los intensivos en conocimiento, donde la obsolescencia de habilidades reduce la rentabilidad laboral; y las mujeres, pese a alcanzar mayores niveles educativos, obtienen menores retornos a la experiencia, sobre todo en entornos tecnológicos. Mediante simulaciones salariales se muestra que la brecha de género se amplía conforme avanza la trayectoria laboral. En conjunto, los resultados evidencian una creciente desigualdad en la valorización del capital humano y la necesidad de políticas de formación continua y equidad salarial frente al cambio tecnológico.

ABSTRACT

The study analyzes the depreciation of human capital in Mexico between 2005 and 2024 using ENOE microdata and extended Mincer equations estimated through robust MM regressions. Three main hypotheses are confirmed: the returns to experience have steadily declined (from 3% in 2005 to 1.6% in 2024); depreciation is faster in technology-research and development intensive sectors compared to knowledge intensive sectors, where skill obsolescence reduces labor profitability; and women, despite achieving higher educational levels, obtain lower returns to experience, particularly in technological environments. Salary simulations show that the gender gap widens as work experience increases. Overall, the results reveal a growing inequality in human capital valuation and highlight the need for continuous training and wage-equity policies in response to technological change.

Recibido: 30/junio/2025
Aceptado: 01/marzo/2025
Publicado: 18/mayo/2026

Palabras clave:

| Capital Humano |
| Experiencia laboral |
| Género | Tecnología |
| Retornos salariales |

Keywords:

| Human Capital |
| Work experience |
| Gender | Technology |
| Wage returns |

Clasificación JEL | JEL Classification |

J24, J31, O33, I26



Esta obra está protegida
bajo una Licencia
Creative Commons
Reconocimiento-
NoComercial-
SinObraDerivada 4.0
Internacional

INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, la literatura sobre economía laboral ha demostrado que, los beneficios asociados a la educación y a la experiencia laboral tienden a modificarse con el tiempo, reflejando no solo el envejecimiento de los individuos, sino también los efectos del cambio tecnológico, la transformación

estructural del aparato productivo y la segmentación del mercado laboral (Acemoglu y Autor, 2010). En contextos de creciente automatización, digitalización y terciarización de la economía, se vuelve crucial analizar la depreciación del capital humano como una dimensión central para comprender la evolución de los salarios y las desigualdades de ingreso (Simón, 2020; Ge y Zhou, 2020).

En el caso de México, el estudio de esta problemática podría contribuir al diseño e implementación de políticas públicas, que por su pertinencia, coadyuven en la generación de impactos positivos sobre el desarrollo económico y social del país, teniendo en cuenta de manera particular, la relevancia de tres factores estructurales: (1) una marcada heterogeneidad sectorial entre actividades intensivas en tecnología y sectores de baja complejidad económica; (2) una inserción laboral diferenciada por género, que condiciona las trayectorias de acumulación de experiencia y sus rendimientos; y (3) una débil institucionalidad para la formación continua y la actualización de competencias a lo largo de la vida laboral. Estas condiciones no solo afectan la capacidad de los trabajadores para sostener su productividad relativa con el paso del tiempo, pues también pueden generar penalizaciones salariales asociadas a la edad, el género o el tipo de sector, erosionando el valor del capital humano y reproduciendo brechas estructurales (Rodríguez y Castro, 2012; Vázquez-López, 2013; Orozco, 2023; Huber *et al.*, 2024).

Este artículo analiza empíricamente la depreciación del capital humano en México entre 2005 y 2024, utilizando microdatos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) e implementando modelos econométricos robustos. La estimación se basa en extensiones de la ecuación de Mincer que permiten capturar dinámicas diferenciadas en los retornos a la experiencia. En una primera especificación, se estima un modelo base que incorpora los efectos de la escolaridad, la experiencia, el género y la pertenencia a sectores con alta intensidad tecnológica. En una segunda especificación, se introducen interacciones de segundo y tercer orden entre experiencia, género y sector, lo que permite capturar de forma más precisa la heterogeneidad de los rendimientos laborales.

Esta estrategia permite estimar la forma funcional de los rendimientos decrecientes a la experiencia, su variación interanual y sus diferencias estadísticamente significativas entre grupos poblacionales. El objetivo principal es identificar patrones sistemáticos de depreciación que permitan inferir si existen efectos persistentes asociados a factores estructurales como el cambio tecnológico y la segregación ocupacional por género. En particular, se evalúan tres hipótesis: (1) que los rendimientos a la experiencia laboral no son homogéneos, sino que varían de forma sistemática entre sectores y géneros; (2) que la depreciación del capital humano es más acentuada en sectores con alta intensidad tecnológica, donde la obsolescencia de habilidades puede ser más rápida; y (3) que las mujeres enfrentan trayectorias de depreciación más pronunciadas que los hombres, especialmente en contextos tecnológicos, a pesar de registrar mayores rendimientos educativos promedio.

El artículo se organiza de la siguiente manera: la primera sección discute el marco teórico y la literatura relacionada con la depreciación del capital humano y su relación con la desigualdad de ingresos. La segunda sección describe la estrategia metodológica, la base de datos y el diseño econométrico implementado. En la tercera sección se presentan los resultados de los modelos y las gráficas de predicción por grupos poblacionales. Finalmente, se ofrecen reflexiones analíticas con implicaciones para el diseño de políticas públicas orientadas a la formación continua, la protección del capital humano y la equidad de género en los mercados laborales del siglo XXI.

I. MARCO TEÓRICO

La literatura sobre el estudio del capital humano ha sido durante décadas uno de los ejes conceptuales centrales en el estudio del crecimiento económico, la productividad individual y la generación de ingresos. Los trabajos pioneros de Schultz (1961), Becker (1962, 1993) y Mincer (1974) coinciden en que el conjunto de conocimientos, habilidades y experiencias que las personas acumulan, a través de la educación y capacitación, posibilitan el crecimiento de la productividad del trabajador y, por ende, su remuneración esperada en el mercado. Si bien, estas contribuciones sentaron las bases teóricas y empíricas para una comprensión estructural de las decisiones educativas y su impacto en el ingreso; no obstante, se ha identificado que dichos conocimientos y habilidades en las capacidades de las personas en el mercado laboral pierden relevancia, de manera muy similar, a la obsolescencia que experimenta el capital físico como consecuencia del progreso técnico. La obsolescencia por el lado de los conocimientos y habilidades ha sido documentada y explicada, tanto por la vida media de las habilidades y el conocimiento profesional (Dubin, 1972), como a través de los cambios en las estrategias empresariales y tecnológicas (Braverman, 1974), el peso de los roles familiares (Mincer y Polachek, 1974), la perspectiva de género (Sandell y Shapiro, 1978) y las interrupciones prolongadas en las trayectorias laborales (Mincer y Ofek, 1982).

Investigaciones recientes han evidenciado que los rendimientos del capital humano no son constantes a lo largo del ciclo de vida laboral. Contrario a la hipótesis de rendimientos lineales o estables, la evidencia empírica muestra un patrón de rendimientos crecientes en las etapas iniciales de la carrera, seguidos de una estabilización y, posteriormente, de una posible disminución. Este fenómeno, conocido como depreciación del capital humano, ha sido documentado en diversos contextos económicos y demográficos, refiriéndose con ello a la disminución del valor económico del capital humano acumulado, especialmente tras interrupciones laborales prolongadas o ante el progreso técnico que requieren nuevas competencias (Kunze, 2002), resultando en reducciones en los salarios, a una menor empleabilidad o limitaciones para ascensos profesionales. Esta problemática, como lo señala Castillo-Aroca (2016) “coloca a las personas menos capacitadas en una situación de vulnerabilidad laboral, que se manifiesta en la incertidumbre sobre el mantenimiento del empleo y los niveles de ingreso de los individuos”.

La depreciación del capital humano puede tener múltiples causas. Por un lado, existen factores biológicos vinculados al envejecimiento, que pueden incidir en el deterioro de ciertas habilidades cognitivas o físicas (de Grip y van Loo, 2002; Lentini y Giménez, 2019; Walter y Lee, 2022). Por otra parte, intervienen elementos estructurales del entorno económico y laboral, como el cambio tecnológico, la automatización de tareas, la transformación sectorial y la segmentación del mercado laboral. Estas dinámicas alteran los perfiles de ingreso y modifican los retornos a la experiencia laboral a lo largo del ciclo de vida (Neuman y Weiss, 1995; van Loo *et al.*, 2001; Murillo, 2006).

Asimismo, por el lado de las transformaciones sectoriales y mercados laborales, existe literatura que explora y analiza la depreciación del capital humano y las pérdidas salariales explicadas por las condiciones estructurales que afectan la capacidad de actualizar conocimientos y habilidades en las trayectorias laborales, las cuales son controladas por diferencias sectoriales de las actividades económicas (Murillo, 2006; Londoño-Restrepo, *et al.*, 2018; Lentini y Giménez, 2019), los perfiles, tipos y duración del empleo (Arrazola y Hevia, 2003), el tipo de educación, donde se destaca que la vocacional experimenta una mayor depreciación que la académica (Murillo 2006 y 2011; Weber, 2014); así como, la inestabilidad laboral en el empleo que tienen un efecto persistente en la pérdida de valor del capital humano (Hernanz y Jimeno, 2018) y afectan de forma más decisiva las trayectorias laborales femeninas.

Desde el punto de vista empírico, la medición de la depreciación ha requerido extensiones de la ecuación original de Mincer, permitiendo incluir términos no lineales e interacciones entre variables. Por ejemplo, Heckman *et al.* (2006) proponen que los retornos a la educación y a la experiencia están sujetos a una alta heterogeneidad individual y a efectos de tratamiento, lo cual rompe con la idea de que los efectos son homogéneos o permanentes. Wooldridge (2010) y Angrist y Pischke (2009) destacan el valor de incorporar interacciones de segundo y tercer orden para modelar efectos diferenciados por grupo, edad, género o sector.

La aceleración tecnológica de las últimas décadas ha redefinido las exigencias sobre el capital humano, ampliando las brechas entre quienes logran adaptarse y quienes quedan rezagados. Goldin y Katz (2008) destacan que históricamente la educación ha sido la principal herramienta para compensar los efectos del cambio tecnológico sobre el empleo y los ingresos. No obstante, cuando la velocidad del cambio supera la capacidad de adaptación del sistema educativo o de los propios trabajadores, se produce una obsolescencia acelerada de habilidades, especialmente en sectores con alta intensidad tecnológica.

Este tipo de asimetrías en la depreciación también ha sido abordado por estudios como el de Ge y Zhou (2020), quienes muestran que la brecha salarial de género en Estados Unidos se ha ampliado en sectores más informatizados, a medida que la tecnología reemplaza funciones rutinarias donde tradicionalmente se insertan las mujeres. Pieters *et al.* (2025) refuerzan esta tesis al encontrar que, en países en desarrollo, las mujeres se concentran en ocupaciones más expuestas al riesgo de automatización, lo cual produce trayectorias divergentes en los rendimientos laborales acumulados.

Para América Latina, y particularmente en México, si bien la literatura empírica sobre depreciación del capital humano es relativamente reciente, ofrece contribuciones relevantes. Por ejemplo, Vignoli (2012) estimó esta tasa para Argentina, encontrando que no es constante y varía según la edad, el género y el sector industrial. Sus resultados indican que la experiencia laboral se deprecia más rápidamente que la escolaridad, y que la tasa de depreciación se acelera significativamente después de los 50 años, especialmente en sectores de alta intensidad tecnológica.

Por su parte, Martínez-Gutiérrez (2012) evalúa el comportamiento de las tasas de retorno y depreciación de capital humano para Colombia por ramas de la actividad económica. En sus hallazgos confirma que existen diferencias entre la depreciación de la educación y la experiencia para las diversas ramas de actividad económica, y que, en los sectores modernos (especializados) se presentan las tasas más altas, lo que contribuye a una desvalorización acelerada del capital humano y perpetúa las brechas salariales de género. Asimismo, menciona cómo las condiciones sectoriales —como el acceso limitado a formación continua o la informalidad laboral— afectan en mayor medida a las mujeres.

De manera similar, Castillo (2015) analizó la depreciación del capital humano en México evaluado por género, rangos etarios, regiones y sectores, concluyendo que en las zonas urbanas y en el sector industrial se presentan las tasas de desgaste más altas. Asimismo, identifica que la población perteneciente a los grupos etarios mayores de 50 años junto con los menores de 25 años y las mujeres son los más vulnerables a experimentar la obsolescencia de sus capacidades productivas.

En un estudio que incluye a países pertenecientes a la Alianza del Pacífico (Colombia, Chile, México y Perú), Castillo (2016) replica la estimación de las tasas de depreciación encontrando los mismos resultados que en su estudio presentado en 2015, pero con magnitudes y características diferenciadas. Así, Chile es el país que presentó la menor tasa de desvalorización del capital humano debido a que posee una población altamente educada, que se encuentra mayormente empleada en el sector formal de la economía, en contraste con los hallazgos para el Perú. Por su parte, en México y Chile, por género, se identifica a las mujeres como el grupo con las tasas más altas de depreciación. Por sectores, el país que presenta la mayor vulnerabilidad a la obsolescencia en el sector industrial es Colombia, en el rural se ubica a México y en el terciario a Chile.

Por otro lado, Grigera y Nava (2021) han documentado cómo el impacto del cambio tecnológico ha sido más fuerte en ocupaciones de baja calificación, sin que existan mecanismos institucionales eficaces de reconversión laboral. Estos estudios sugieren que los retornos a la experiencia no solo han dejado de crecer, sino que en ciertos sectores —especialmente tecnológicos— se han vuelto negativos para grupos específicos, como mujeres mayores o trabajadores con baja actualización de competencias.

En cuanto a las metodologías empleadas, existe una evolución clara hacia el uso de modelos más flexibles que permiten captar heterogeneidades. Por ejemplo, el uso de regresiones con interacciones de segundo y tercer orden permite explorar cómo la experiencia se relaciona con variables como género y sector para producir efectos diferenciados. Además, la incorporación de estimadores robustos, como los estimadores MM (Yohai, 1987), ha permitido sortear los problemas asociados con la presencia de valores atípicos y errores no normales, muy frecuentes en datos de ingreso.

En síntesis, la literatura revisada sugiere que los rendimientos del capital humano dependen del contexto, del grupo poblacional y del sector económico. La depreciación del capital humano debe entenderse como un proceso dinámico que combina factores individuales (edad, experiencia, escolaridad), estructurales (sector económico, nivel tecnológico) y sociales (género, desigualdad en el acceso a oportunidades). Abordar este fenómeno desde una perspectiva empírica robusta y metodológicamente sólida es fundamental para diseñar políticas públicas que reduzcan la desigualdad salarial y promuevan la actualización continua de las capacidades laborales.

II. MARCO METODOLÓGICO Y DATOS

Para medir los rendimientos educativos en México entre 2005 y 2024, con atención a las diferencias por género y sector económico, este estudio adopta un enfoque cuantitativo basado en microdatos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE). El objetivo es estimar los retornos al capital humano en el mercado laboral mexicano, prestando especial atención a los procesos de depreciación diferenciada a lo largo del ciclo laboral.

Para agrupar las ramas económicas en los dos sectores propuestos para este estudio, se toma como criterio categorizarlas de acuerdo con su intensidad tecnológica, tomando como referencia la clasificación de la OCDE (Galindo-Rueda y Verger, 2016) con base en la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU). Así, las ramas seleccionadas como sectores con alta intensidad tecnológica (extracción, electricidad, construcción y manufactureras) corresponden a actividades productivas basadas en tecnologías duras, caracterizadas por un uso intensivo de innovación técnica y procesos productivos avanzados, los cuales la OCDE asocia con distintos niveles de intensidad en investigación y desarrollo (I+D) tanto directa (valor de la producción) como indirecta (valor agregado).

Por su parte, los sectores intensivos en conocimiento están representados por las ramas de comercio, servicios y las pertenecientes al sector primario. Estas actividades económicas se consideran apoyadas en tecnologías blandas, propensas a utilizar un conjunto de técnicas, métodos, procesos, modos de organización o activos intangibles (patentes, software, datos, entre otros).

El análisis se enfoca en identificar patrones sistemáticos de pérdida de valor del capital humano, considerando tanto las trayectorias laborales —entendidas como la evolución acumulada de la experiencia y su interacción con edad, género y sector económico— como la pertenencia a sectores con alta intensidad tecnológica. Cabe señalar que, si bien los datos utilizados corresponden a cortes transversales anuales, la interacción entre edad, experiencia y sector permite construir una aproximación empírica a trayectorias laborales diferenciadas. Para ello, se especifica una ecuación de ingresos de tipo Minceriana con extensiones que incorporan términos de interacción entre variables clave.

Dada la presencia de valores atípicos y la no normalidad en la distribución de los ingresos, se optó por una estrategia de estimación robusta mediante regresión MM, la cual mitiga el impacto de observaciones extremas y posibles violaciones a los supuestos clásicos de regresión (Yohai, 1987). A diferencia de los estimadores por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), que son particularmente sensibles a valores atípicos, los estimadores MM aplican funciones de peso que reducen el efecto de estas observaciones, proporcionando parámetros más estables y confiables.

Para este análisis se eliminaron observaciones con datos faltantes, registros sin ingreso reportado o con códigos especiales de no respuesta. La limpieza de la base —a partir de las variables de ingreso, escolaridad y sector económico— permitió centrar el análisis en personas ocupadas entre 18 y 65 años de edad, con características observables completas, excluyendo a estudiantes de tiempo completo, jubilados y registros con valores 0 que distorsionan la escala al aplicar el logaritmo del ingreso por hora.

Las variables principales incluidas en los modelos fueron: ingreso por hora (transformado a logaritmo natural), años de escolaridad, experiencia potencial (calculada como edad menos años de escolaridad menos seis), edad, género y pertenencia a sectores con alta intensidad tecnológica (*sector_tech*). Esta última tipificación se definió como una variable dicotómica que toma el valor de uno si la persona trabaja en la industria extractiva, eléctrica, manufacturera o de la construcción, y cero en caso contrario. También se consideraron interacciones de segundo y tercer orden entre estas variables, lo cual permite capturar trayectorias diferenciales en los retornos al capital humano entre distintos subgrupos poblacionales (Wooldridge, 2010; Angrist y Pischke, 2009).

Además, se estimaron dos modelos econométricos basados en la ecuación de Mincer (1974), ambos bajo el enfoque robusto propuesto por Yohai (1987). El primero es un modelo minceriano extendido que incorpora variables de género y tipo de sector económico, mientras que el segundo incorpora interacciones para capturar efectos diferenciados entre experiencia, género y sector económico. A continuación, se detallan ambas especificaciones:

Modelo 1.

$$\ln_ingreso = \beta_0 + \beta_1 \cdot escolaridad + \beta_2 \cdot experiencia + \beta_3 \cdot experiencia^2 + \beta_4 \cdot género + \beta_5 \cdot sector_tech + \varepsilon$$

Modelo 2.

$$\ln_ingreso = \beta_0 + \beta_1 \cdot escolaridad + \beta_2 \cdot experiencia + \beta_3 \cdot experiencia^2 + \beta_4 \cdot género + \beta_5 \cdot sector_tech + \beta_6 \cdot (experiencia \times género) + \beta_7 \cdot (experiencia \times sector_tecno) + \beta_8 \cdot (género \times sector_tecno) + \beta_9 \cdot (experiencia \times género \times sector_tecno) + \varepsilon$$

El primer modelo permite estimar los rendimientos promedio a la escolaridad y a la experiencia laboral, así como las primas salariales por género y pertenencia a sectores con alta intensidad tecnológica. Mientras que el segundo permite evaluar si los rendimientos de la experiencia se deprecian de forma diferenciada por género y por sector, así como explorar la existencia de un efecto triple de penalización o prima salarial. Con ello se busca identificar posibles brechas estructurales que afectan de forma particular a las mujeres en sectores con alta intensidad en tecnología, en línea con hipótesis contemporáneas sobre desigualdad de género y obsolescencia acelerada de habilidades (England *et al.*, 1988; Goldin y Katz, 2008; Ge y Zhou, 2020; Pieters, Kujundzic, Burger, y Gondwe, 2025) Los modelos fueron estimados de manera independiente para cada año del periodo 2005–2024. Esto permite observar tendencias temporales en los coeficientes e identificar cambios estructurales en los retornos al capital humano.

Para evaluar el ajuste de los modelos, se utilizaron tres estadísticas complementarias: el R^2 robusto, la raíz del error cuadrático medio (RMSE) y la desviación absoluta media (MAD). El R^2 robusto ofrece una aproximación a la varianza explicada por el modelo, sin estar sesgado por observaciones atípicas. El RMSE penaliza de forma más intensa los errores extremos, mientras que el MAD proporciona una medida robusta de la dispersión de los residuos. Estas métricas se reportan anualmente para cada modelo estimado en el periodo de análisis.

Los modelos fueron estimados de manera independiente para cada año del periodo 2005–2024. Esta estrategia permite observar tendencias temporales en los coeficientes, así como identificar cambios estructurales en los retornos al capital humano en contextos económicos diversos. Las estimaciones anuales se visualizan mediante gráficas de coeficientes que permiten comparar magnitudes y significancia a lo largo del tiempo.

Por último, se generaron conjuntos de datos artificiales que combinan distintas configuraciones de variables clave —como nivel de escolaridad (de 0 a 20 años), años de experiencia laboral (de 0 a 40), pertenencia o no a sectores con alta intensidad tecnológica, y género— con el fin de simular escenarios representativos para distintos perfiles de trabajadores. A partir de estas combinaciones, se utilizaron las funciones de predicción del modelo econométrico para estimar los ingresos esperados y calcular sus intervalos de confianza al 95%.

Esto permitió trazar perfiles salariales marginales a lo largo de las dimensiones de escolaridad y experiencia, comparando visual y estadísticamente las trayectorias de ingreso según grupo poblacional y tipo de sector. Las diferencias entre perfiles se evalúan a partir del traslape o separación de los intervalos de confianza, lo que facilitó la identificación de patrones de desigualdad, asociados a la depreciación del capital humano femenino en sectores con alta intensidad en tecnología.

El aporte metodológico de este estudio consiste en aplicar estimadores robustos MM a un periodo extenso (2005–2024), lo que representa una mejora sustancial respecto a los enfoques tradicionales empleados en la literatura sobre depreciación del capital humano. Mientras que trabajos como los de Neuman y Weiss (1995), Murillo (2006) y Castillo-Aroca (2016) emplearon estimaciones convencionales para analizar cortes temporales o comparaciones entre países, este estudio integra un enfoque robusto longitudinal basado en microdatos de la ENOE. La elección de estimadores robustos se justifica por su capacidad para reducir la sensibilidad de los coeficientes ante valores atípicos y heterocedasticidad —problemas frecuentes en bases laborales extensas—, asegurando estimaciones consistentes y eficientes frente a desviaciones de la normalidad en los errores. Este enfoque resulta pertinente cuando los datos abarcan periodos largos y condiciones estructurales cambiantes del mercado laboral, como ocurre en México durante las dos últimas décadas.

No obstante, el uso de técnicas robustas también presenta limitaciones: si bien atenúan la influencia de observaciones extremas, no eliminan completamente la posibilidad de sesgos derivados de variables omitidas o de endogeneidad no observable. En este sentido, los resultados deben interpretarse como aproximaciones empíricamente sólidas dentro de un marco de inferencia robusta, pero no como estimaciones estructurales estrictas. Además, la incorporación de interacciones entre experiencia, género y sector tecnológico permite modelar la heterogeneidad estructural del mercado laboral mexicano, aportando evidencia sobre los patrones diferenciados de depreciación del capital humano. En conjunto, la contribución del trabajo es metodológica y empírica: amplía el horizonte temporal de análisis y refina la capacidad explicativa del modelo minceriano para contextos de alta transformación tecnológica.

III. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

Esta sección presenta los hallazgos del análisis empírico sobre los rendimientos del capital humano en el mercado laboral mexicano durante 2005–2024. La exposición avanza de la evidencia descriptiva a los resultados econométricos y, finalmente, a su interpretación.

En primer lugar, se presenta un análisis descriptivo del capital humano en México, buscando tener un panorama de las brechas educativas, sectoriales y salariales como punto de partida del análisis. La lectura comparativa por género y tipo de sector permite identificar tendencias persistentes y posibles señales de depreciación diferenciada. En segundo término, se presentan los resultados de estimar los modelos propuestos, con métodos robustos. De esta manera, se cuantifican los rendimientos marginales de la escolaridad y la experiencia, y evalúan cómo cambian al incorporar interacciones entre género y sector económico. Así mismo se muestran, de manera gráfica las trayectorias temporales, intervalos de confianza y eventuales puntos de quiebre en los efectos estimados.

Por último, se integra la evidencia descriptiva y econométrica en una discusión que profundiza la interpretación de los patrones observados, prestando atención a la depreciación diferenciada del capital humano por género y sector tecnológico, así como a los efectos compuestos de la experiencia en contextos de transformación productiva y cambio tecnológico acelerado.

a. Brechas persistentes y trayectorias contrastantes: un análisis descriptivo del Capital Humano en México (2005–2024)

Antes de estimar los modelos econométricos, resulta pertinente realizar una exploración estadística de los patrones generales en torno a la distribución del capital humano en México. Este análisis descriptivo permite establecer una línea de base para la interpretación posterior de los coeficientes y también sirve para revelar tendencias estructurales persistentes que refuerzan la hipótesis de una depreciación diferenciada.

La evidencia empírica internacional ha documentado ampliamente que las mujeres enfrentan penalizaciones estructurales en el mercado laboral, incluso cuando sus niveles de escolaridad superan a los de los hombres (Blau y Kahn, 2017). En el contexto mexicano, estudios como los de Campos-Vázquez y Lustig (2017) han mostrado que, aunque la brecha de género en años de escolaridad prácticamente se ha cerrado —e incluso se ha revertido a favor de las mujeres—, las diferencias salariales no han seguido la misma trayectoria. Esto sugiere la existencia de barreras estructurales y mecanismos de segmentación ocupacional que limitan el aprovechamiento del capital humano femenino.

El Cuadro 1 presenta estadísticas agregadas para las principales variables de interés, desagregadas por género y sector tecnológico. A lo largo del periodo 2005–2024, se observa que los hombres reciben, en promedio, mayores ingresos por hora que las mujeres, a pesar de que estas últimas han alcanzado mayores niveles de escolaridad. Esto se alinea con evidencia que muestra rendimientos educativos consistentemente más altos para las mujeres en comparación con los hombres, lo cual contrasta con las persistentes disparidades en los ingresos laborales. Esta divergencia sugiere la existencia de barreras institucionales, mecanismos de segmentación ocupacional y otras formas de penalización estructural que limitan la conversión plena del capital humano femenino en retornos salariales, especialmente cuando interactúan el género, el sector y la región (Ocegueda *et al.*, 2024).

Además, el análisis muestra que los hombres tienen una participación más alta en sectores con alta intensidad en investigación y desarrollo (I+D) (superior al 30%), mientras que menos del 20% de las mujeres laboran en dichos sectores, lo cual sugiere una segmentación ocupacional estructural. Esta segmentación no

solo limita las oportunidades de acumulación de experiencia sectorial relevante, sino que también incrementa la exposición diferencial a la depreciación del capital humano en contextos de cambio tecnológico acelerado.

En términos de edad y experiencia, ambos grupos presentan trayectorias similares, pero los hombres tienden a acumular mayor experiencia laboral, lo que podría estar vinculado con menores tasas de interrupción laboral. Como señalan Pieters *et al.* (2025), las interrupciones en la carrera laboral son un mecanismo clave de depreciación diferencial, particularmente para las mujeres. En este sentido, se puede afirmar que, las trayectorias laborales femeninas están marcadas por la segmentación sectorial y por una mayor exposición al deterioro de habilidades no utilizadas.

Cuadro 1
Estadísticas descriptivas por sexo: ingreso, edad, escolaridad, experiencia
y participación en sectores con Alta Intensidad Tecnológica (2005–2024)

<i>Hombre</i>						
Año	Ingreso por hora promedio		Edad promedio	Población en sectores con Alta Intensidad Tecnológica*	Escolaridad promedio	Experiencia promedio
	Sector intensivo en conocimiento	Sector Alta Intensidad Tecnológica				
2005	28.1	25.84	37.3	32.67%	8.95	22.39
2006	29.9	27.04	37.4	33.06%	9.00	22.43
2007	31.2	28.66	37.4	33.23%	9.07	22.29
2008	30.9	28.66	37.4	32.41%	9.09	22.34
2009	30.9	29.44	37.5	31.14%	9.13	22.40
2010	31.4	29.35	37.6	31.73%	9.22	22.36
2011	32.3	29.82	37.5	31.51%	9.26	22.24
2012	33.7	31.47	37.9	31.55%	9.40	22.50
2013	33.9	31.89	37.8	32.64%	9.47	22.36
2014	33.6	32.01	38.2	33.28%	9.48	22.69
2015	35.6	34.10	38.1	34.11%	9.55	22.51
2016	37.1	35.17	38.4	34.60%	9.59	22.84
2017	38.7	36.32	38.5	34.67%	9.68	22.84
2018	40.9	38.51	38.8	34.66%	9.80	23.01
2019	44.3	41.54	39.1	34.30%	9.97	23.11
2020	49.9	45.62	39.1	34.82%	10.21	22.87
2021	50.2	46.83	39.3	34.14%	10.19	23.11
2022	96.5	50.82	42.3	5.97%	16.44	19.84
2023	60.8	57.63	39.8	34.07%	10.33	23.44
2024	66.3	64.56	39.8	33.80%	10.33	23.49

<i>Mujer</i>						
Año	Ingreso por hora promedio		Edad promedio	Población en sectores con Alta Intensidad Tecnológica*	Escolaridad promedio	Experiencia promedio
	Sector intensivo en conocimiento	Sector Alta Intensidad Tecnológica				
2005	28.1	25.84	37.3	32.67%	8.95	22.39
2006	29.9	27.04	37.4	33.06%	9.00	22.43
2007	31.2	28.66	37.4	33.23%	9.07	22.29
2008	30.9	28.66	37.4	32.41%	9.09	22.34
2009	30.9	29.44	37.5	31.14%	9.13	22.40
2010	31.4	29.35	37.6	31.73%	9.22	22.36

Mujer

Año	Ingreso por hora promedio		Edad promedio	Población en sectores con Alta Intensidad Tecnológica*	Escolaridad promedio	Experiencia promedio
	Sector intensivo en conocimiento	Sector Alta Intensidad Tecnológica				
2011	32.3	29.82	37.5	31.51%	9.26	22.24
2012	33.7	31.47	37.9	31.55%	9.40	22.50
2013	33.9	31.89	37.8	32.64%	9.47	22.36
2014	33.6	32.01	38.2	33.28%	9.48	22.69
2015	35.6	34.10	38.1	34.11%	9.55	22.51
2016	37.1	35.17	38.4	34.60%	9.59	22.84
2017	38.7	36.32	38.5	34.67%	9.68	22.84
2018	40.9	38.51	38.8	34.66%	9.80	23.01
2019	44.3	41.54	39.1	34.30%	9.97	23.11
2020	49.9	45.62	39.1	34.82%	10.21	22.87
2021	50.2	46.83	39.3	34.14%	10.19	23.11
2022	96.5	50.82	42.3	5.97%	16.44	19.84
2023	60.8	57.63	39.8	34.07%	10.33	23.44
2024	66.3	64.56	39.8	33.80%	10.33	23.49

La población considerada en sectores intensivos en tecnología es la que pertenece a la industria manufacturera, de la construcción, extractiva y de la electricidad. Para ello, se tomó como referencia la clasificación de la OCDE (Galindo-Rueda y Verger, 2016) y la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU) que ha servido a esta organización intergubernamental para asociar a esta población con distintos niveles de intensidad en investigación y desarrollo (I+D).

Fuente: elaboración propia.

El año 2022 presenta patrones atípicos, como un incremento inusual en los ingresos horarios y una disminución abrupta en la escolaridad promedio, lo que probablemente obedece a errores de codificación o modificaciones en el levantamiento de la ENOE. Estos desajustes deben ser considerados con cautela en el análisis longitudinal y justifican la necesidad de métodos robustos para la estimación econométrica, como los modelos MM que se emplean en esta investigación.

En conjunto, este análisis estadístico refuerza la necesidad de modelar interacciones entre experiencia, género y sector económico. Las trayectorias diferenciadas no solo emergen de los datos agregados, sino que responden a patrones bien documentados en la literatura sobre desigualdad, segmentación y obsolescencia del capital humano.

b. Resultados econométricos

Los resultados del modelo base se presentan en el Cuadro 2 y en la Gráfica 1, que ilustran la evolución anual de los coeficientes estimados para el periodo 2005–2024. Este modelo incorpora como variables explicativas los años de escolaridad, la experiencia laboral y su término cuadrático, además de controles por género y pertenencia a sectores tecnológicamente intensivos. Las estimaciones se realizaron mediante un estimador robusto MM (Yohai, 1987), lo que permite mitigar el efecto de observaciones extremas y la falta de normalidad en la distribución del ingreso.

Los coeficientes asociados a la escolaridad se mantienen positivos, estables y altamente significativos durante todo el periodo analizado. Sus valores oscilan entre 0.097 y 0.066, lo que equivale a incrementos promedio de entre 7 % y 9 % en el ingreso por hora por cada año adicional de estudios. Aunque las magnitudes tienden a reducirse ligeramente en los años recientes, el signo y la significancia permanecen constantes, lo que

evidencia la persistencia de rendimientos positivos de la educación en el mercado laboral mexicano. En el caso de la experiencia laboral, el coeficiente lineal (*exp*) presenta una trayectoria decreciente —de aproximadamente 0.0306 en 2005 a 0.016 en 2024—, mientras que el término cuadrático (*exp*²) es negativo y significativo en todos los años. Esta combinación confirma el perfil no lineal de los retornos a la experiencia, caracterizado por una fase inicial de crecimiento, seguida de una meseta y una caída posterior conforme avanza la vida laboral. Los parámetros asociados al género (*gen*) y al sector tecnológico (*tech*) son positivos y estadísticamente significativos en la mayoría de los años. El primero revela una brecha salarial persistente a favor de los hombres, que se reduce levemente a lo largo del tiempo, mientras que el segundo indica la existencia de una prima salarial asociada al empleo en sectores intensivos en tecnología.

Cuadro 2
Estimaciones del modelo con controles por género y sectores
con Alta Intensidad Tecnológica (2005–2024)

<i>ln_ing</i>										
<i>Variable</i>	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<i>Constante</i>	2.2714***	2.329***	2.3892***	2.381***	2.3772***	2.3644***	2.3824***	2.3456***	2.3474***	2.3619***
<i>anios_esc</i>	0.0973***	0.0959***	0.0935***	0.091***	0.089***	0.0886***	0.0865***	0.089***	0.0871***	0.0852***
<i>exp</i>	0.0306***	0.0291***	0.0272***	0.0263***	0.025***	0.0244***	0.0236***	0.024***	0.0229***	0.0213***
<i>exp_2</i>	-0.0004***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0002***	-0.0002***
<i>gen</i>	0.1054***	0.0949***	0.0901***	0.0885***	0.0828***	0.0772***	0.0733***	0.0668***	0.0753***	0.067***
<i>tech</i>	0.1022***	0.1099***	0.1009***	0.1002***	0.0978***	0.0899***	0.0815***	0.0818***	0.0828***	0.0859***
<i>R2 Robusto</i>	0.271	0.261	0.253	0.244	0.227	0.227	0.215	0.223	0.217	0.215
<i>RMSE</i>	0.699	0.703	0.699	0.691	0.699	0.69	0.687	0.688	0.672	0.655
<i>MAD</i>	0.388	0.385	0.383	0.377	0.382	0.373	0.374	0.374	0.368	0.357
<i>Obs.</i>	138,610	136,902	134,125	126,601	123,477	121,575	122,208	119,072	121,655	120,540
<i>Variable</i>	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
<i>Constante</i>	2.2714***	2.329***	2.3892***	2.381***	2.3772***	2.3644***	2.3824***	2.3456***	2.3474***	2.3619***
<i>anios_esc</i>	0.0973***	0.0959***	0.0935***	0.091***	0.089***	0.0886***	0.0865***	0.089***	0.0871***	0.0852***
<i>exp</i>	0.0306***	0.0291***	0.0272***	0.0263***	0.025***	0.0244***	0.0236***	0.024***	0.0229***	0.0213***
<i>exp_2</i>	-0.0004***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0002***	-0.0002***
<i>gen</i>	0.1054***	0.0949***	0.0901***	0.0885***	0.0828***	0.0772***	0.0733***	0.0668***	0.0753***	0.067***
<i>tech</i>	0.1022***	0.1099***	0.1009***	0.1002***	0.0978***	0.0899***	0.0815***	0.0818***	0.0828***	0.0859***
<i>R2 Robusto</i>	0.271	0.261	0.253	0.244	0.227	0.227	0.215	0.223	0.217	0.215
<i>RMSE</i>	0.699	0.703	0.699	0.691	0.699	0.69	0.687	0.688	0.672	0.655
<i>MAD</i>	0.388	0.385	0.383	0.377	0.382	0.373	0.374	0.374	0.368	0.357
<i>Obs.</i>	138,610	136,902	134,125	126,601	123,477	121,575	122,208	119,072	121,655	120,540

*** indica significancia estadística al 1 por ciento, ** indica significancia estadística al 5 por ciento y * indica significancia estadística al 10 por ciento.

Los estimadores MM (Yohai, 1987) se obtienen mediante una regresión robusta que permite mayor estabilidad ante un elevado número de datos atípicos y la falta de normalidad en la distribución de los datos. Se reportan medidas de evaluación de ajuste del modelo como el R² Robusto, el RMSE (raíz del error cuadrático medio) y el MAD (desviación absoluta media). Estas estadísticas se complementan entre sí: el RMSE penaliza con mayor intensidad los errores extremos, mientras que el MAD ofrece una lectura más robusta frente a valores atípicos. El número de observaciones varía por año, lo cual puede influir en la magnitud de los errores de predicción. La estimación correspondiente a 2022 debe interpretarse con precaución debido a su bajo tamaño muestral; los valores de las series fueron imputados únicamente para fines gráfico.

Fuente: elaboración propia.

Gráfica 1
Evolución de los retornos al Capital Humano en el mercado laboral mexicano y primas salariales por género y sectores con Alta Intensidad Tecnológica, (2005–2024)



Nota: el eje vertical del **Panel A** muestra los coeficientes estimados anualmente para la escolaridad y la experiencia laboral, obtenidos mediante regresiones robustas (MM) aplicadas a microdatos de la ENOE (2005–2024). Las líneas verticales representan intervalos de confianza al 95 % y la línea horizontal en cero indica el valor de referencia para determinar la significancia estadística: los coeficientes cuyos intervalos no cruzan esta línea son significativamente distintos de cero. Los intervalos de confianza se mantienen estrechos a lo largo del periodo, lo que refleja una alta precisión en las estimaciones y una relación estadísticamente significativa y robusta entre los rendimientos de la educación y la experiencia. El **Panel B** muestra las primas salariales estimadas por género y sector con alta intensidad tecnológica, expresadas en porcentaje y donde el grupo de referencia corresponde a los sectores intensivos en conocimiento. La estimación correspondiente a 2022 debe interpretarse con precaución debido a su bajo tamaño muestral. Los valores atípicos fueron imputados con el fin de mantener la continuidad de las series.

Fuente: elaboración propia con datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE).

El R^2 robusto muestra una disminución progresiva —de valores cercanos a 0.27 en los primeros años a alrededor de 0.15 en los últimos—, mientras que las medidas de error (RMSE y MAD) se mantienen relativamente estables. Este comportamiento sugiere que, si bien los factores tradicionales del capital humano siguen siendo determinantes relevantes del ingreso, su capacidad explicativa se ha reducido en un contexto de mayor heterogeneidad y cambio estructural en el mercado laboral.

La Gráfica 1 (Panel A) muestra la evolución de los coeficientes de escolaridad y experiencia, con intervalos de confianza al 95 %. Los intervalos permanecen estrechos y sin cruces con la línea de referencia en cero, lo que evidencia la precisión y significancia estadística de las estimaciones. En el Panel B, las primas salariales por género y por sector tecnológico se representan como diferencias porcentuales respecto a los grupos de referencia (mujeres y trabajadores de sectores no tecnológicos). En ambos casos se observan primas positivas durante todo el periodo, con una tendencia a la reducción en la brecha de género y una mayor volatilidad en la prima tecnológica. Estos resultados respaldan la hipótesis de una depreciación gradual del capital humano y justifican la inclusión de interacciones que capten efectos diferenciados no observables.

En el Cuadro 3 y la Gráfica 2, se muestran los resultados del modelo incorporando interacciones de segundo y tercer orden entre la experiencia laboral, el género y la pertenencia a sectores tecnológicos. Esta especificación busca capturar la heterogeneidad en los retornos al capital humano y la posible existencia de efectos combinados que modifiquen la relación entre educación, experiencia e ingreso.

En general, los coeficientes principales mantienen el signo y la significancia observados en el primer modelo. El parámetro asociado a la escolaridad continúa siendo positivo y altamente significativo, reafirmando su papel como el componente más estable del capital humano. En contraste, el coeficiente de género (*gen*) muestra una tendencia descendente, mientras que el coeficiente del sector tecnológico (*tech*) pasa de valores negativos en los primeros años a niveles cercanos a cero o positivos en la etapa reciente, reflejando una posible recomposición en la prima sectorial.

Las interacciones de segundo orden evidencian patrones diferenciados. La interacción entre experiencia y género (*exp × gen*) es negativa y significativa en la mayoría de los años, lo que indica que los incrementos salariales asociados a la experiencia son menores para los hombres cuando se controlan los efectos sectoriales. De manera similar, la interacción experiencia × sector tecnológico (*exp × tech*) también presenta coeficientes negativos y significativos durante casi todo el periodo, lo que sugiere que los rendimientos a la experiencia se reducen en los sectores de alta intensidad tecnológica. Estos resultados se observan en los Paneles A y B de la Gráfica 2, donde las líneas estimadas permanecen por debajo de la referencia cero, con intervalos de confianza estrechos en la mayor parte del periodo.

Por su parte, la interacción de tercer orden (*exp × gen × tech*) mantiene coeficientes positivos, pequeños y estadísticamente significativos en la mayoría de los años, con valores comprendidos entre 0.006 y 0.009. Esto indica que los hombres empleados en sectores intensivos en investigación y desarrollo (I+D) obtienen un retorno marginal ligeramente mayor a la experiencia que los demás grupos, aunque el efecto es modesto y estable a lo largo del tiempo (Panel C). En contraste, la interacción entre género y sector tecnológico (*gen × tech*) es positiva y significativa hasta mediados de la década de 2010, pero pierde significancia en los años recientes, reflejando una posible reducción en la ventaja salarial de los perfiles masculinos en entornos tecnológicos.

El R^2 robusto del modelo extendido disminuye gradualmente de valores cercanos a 0.36 en los primeros años a alrededor de 0.22 hacia el final del periodo, mientras que el RMSE y el MAD permanecen dentro de rangos similares al modelo anterior. Este comportamiento es consistente con un mercado laboral más fragmentado, donde la automatización, la transformación tecnológica y la segmentación por género alteran las estructuras tradicionales de valorización del capital humano.

En conjunto, las estimaciones del modelo extendido confirman la relevancia de considerar efectos interactivos en la medición de los rendimientos del capital humano. La interacción entre experiencia, género y sector tecnológico introduce matices que el modelo anterior no capta, al evidenciar una depreciación diferenciada de la experiencia y una recomposición gradual de las primas salariales en un entorno productivo cada vez más condicionado por el cambio tecnológico.

Cuadro 3
Estimaciones del modelo extendido con interacciones entre experiencia, género y pertenencia a sectores con Alta Intensidad Tecnológica, (2005–2024)

<i>ln_ing</i>										
Variable	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Constante	2.3195***	2.3723***	2.4331***	2.428***	2.4163***	2.4194***	2.4223***	2.3885***	2.3846***	2.405***
anios_esc	0.0971***	0.0958***	0.0934***	0.0907***	0.0888***	0.0882***	0.0865***	0.0888***	0.0869***	0.085***
exp	0.0298***	0.0284***	0.0266***	0.0256***	0.0245***	0.0235***	0.023***	0.0234***	0.0225***	0.0207***
exp_2	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***	-0.0002***	-0.0002***
gen	0.0663***	0.0656***	0.0594***	0.0483***	0.0534***	0.0278***	0.0443***	0.0279***	0.0528***	0.0372***
tech	-0.0258**	-0.0383***	-0.0663***	-0.0546***	-0.055***	-0.0731***	-0.0638***	-0.0532***	-0.06***	-0.0533***
exp x gen	-0.001***	-0.0013***	-0.0016***	-0.0009***	-0.0014***	-0.0006*	-0.0013***	-0.0009***	-0.0015***	-0.0014***
exp x tech	-0.0037***	-0.0019***	-0.0019***	-0.0025***	-0.0029***	-0.0027***	-0.0027***	-0.0038***	-0.0017***	-0.0026***
gen x tech	0.0892***	0.0995***	0.1197***	0.1209***	0.1077***	0.1196***	0.0948***	0.1019***	0.0953***	0.0941***
exp x gen x tech	0.0092***	0.0076***	0.008***	0.0077***	0.0087***	0.0085***	0.0086***	0.009***	0.0073***	0.0081***
R2 Robusto	0.368	0.362	0.352	0.343	0.324	0.325	0.311	0.321	0.31	0.307
RMSE	0.695	0.699	0.695	0.687	0.694	0.686	0.682	0.683	0.668	0.651
MAD	0.386	0.383	0.379	0.374	0.379	0.37	0.371	0.372	0.364	0.354
Obs.	138610	136902	134125	126601	123477	121575	122208	119072	121655	120540
Variable	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Constante	2.4582***	2.5166***	2.5582***	2.57***	2.5992***	2.566***	2.62***	2.2243***	2.7758***	2.8326***
anios_esc	0.0822***	0.0795***	0.0754***	0.075***	0.0737***	0.0765***	0.0731***	0.1063***	0.0666***	0.0663***
exp	0.02***	0.0181***	0.0179***	0.017***	0.0174***	0.0188***	0.0172***	0.0314***	0.0156***	0.0158***
exp_2	-0.0002***	-0.0002***	-0.0002***	-0.0002***	-0.0002***	-0.0002***	-0.0002***	-0.0005***	-0.0002***	-0.0002***
gen	0.0365***	0.042***	0.0376***	0.0467***	0.0428***	0.0275***	0.0334***	-0.0086	0.0553***	0.0529***
tech	-0.054***	-0.0472***	-0.0501***	-0.0139	0.005	0.0201	-0.0082	-0.2076**	0.0411***	0.038***
exp x gen	-0.001***	-0.0008***	-0.0008***	-0.0009***	-0.0008***	-0.0003	-0.0004	0.0033	-0.0009***	-0.0006**
exp x tech	-0.0024***	-0.0023***	-0.0019***	-0.0031***	-0.0035***	-0.0034***	-0.0026***	-0.0149***	-0.0043***	-0.0033***
gen x tech	0.1014***	0.0876***	0.0857***	0.0368***	0.042***	0.0096	0.043***	-0.0393	-0.0042	0.0029
exp x gen x tech	0.0078***	0.0073***	0.0066***	0.0084***	0.0075***	0.0084***	0.0071***	0.0059	0.0085***	0.0078***
R2 Robusto	0.284	0.278	0.257	0.252	0.248	0.24	0.231	0.215	0.217	0.218
RMSE	0.662	0.645	0.646	0.651	0.647	0.687	0.678	0.598	0.659	0.656
MAD	0.363	0.351	0.351	0.353	0.349	0.37	0.362	0.359	0.351	0.349
Obs.	119262	116808	114248	114564	123353	102934	129952	3930	125509	122386

*** indica significancia estadística al 1 por ciento, ** indica significancia estadística al 5 por ciento y * indica significancia estadística al 10 por ciento.

Los estimadores MM (Yohai, 1987) se obtienen mediante una regresión robusta que permite mayor estabilidad ante un elevado número de datos atípicos y la falta de normalidad en la distribución de los datos. Se reportan medidas de evaluación de ajuste del modelo como el R2 Robusto, el RMSE (raíz del error cuadrático medio) y el MAD (desviación absoluta media). Estas estadísticas se complementan entre sí: el RMSE penaliza con mayor intensidad los errores extremos, mientras que el MAD ofrece una lectura más robusta frente a valores atípicos. El número de observaciones varía por año, lo cual puede influir en la magnitud de los errores de predicción. La estimación correspondiente a 2022 debe interpretarse con precaución debido a su bajo tamaño muestral; los valores de las series fueron imputados únicamente para fines gráficos.

Fuente: elaboración propia.

Gráfica 2
Evolución de las interacciones entre experiencia, género y sector tecnológico, (2005–2024)



Nota: las tres subgráficas muestran los coeficientes estimados de las interacciones entre experiencia, género y tipo de sector económico, obtenidos mediante regresiones robustas (MM) aplicadas a microdatos de la ENOE (2005–2024). Las líneas verticales representan los intervalos de confianza al 95 %, mientras que la línea horizontal en cero indica el valor de referencia para evaluar la significancia estadística. En algunos años, los intervalos son relativamente amplios, lo que refleja la mayor incertidumbre asociada a la estimación de efectos interactivos. No obstante, la consistencia en el signo y la tendencia de los coeficientes permite identificar patrones robustos: los rendimientos de la experiencia se deprecian con mayor rapidez en los sectores con alta intensidad tecnológica, las diferencias por género son más pronunciadas en dichos contextos, y la triple interacción sugiere que las mujeres con experiencia laboral en estos sectores enfrentan una mayor volatilidad en sus retornos a lo largo del periodo analizado. La estimación correspondiente a 2022 debe interpretarse con precaución debido a su bajo tamaño muestral; los valores fueron imputados únicamente con fines de visualización gráfica.

Fuente: elaboración propia con datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE).

c. Simulaciones salariales diferenciadas por género y sector

Con el objetivo de visualizar los efectos diferenciados del capital humano acumulado sobre los ingresos laborales, se realizaron simulaciones salariales a partir de dos modelos lineales estimados con una muestra combinada del periodo 2005–2024 (excluyendo el año 2022). Cada modelo incorpora interacciones entre género, sector tecnológico y, por separado, años de escolaridad o experiencia laboral potencial, permitiendo identificar trayectorias divergentes según los perfiles ocupacionales.

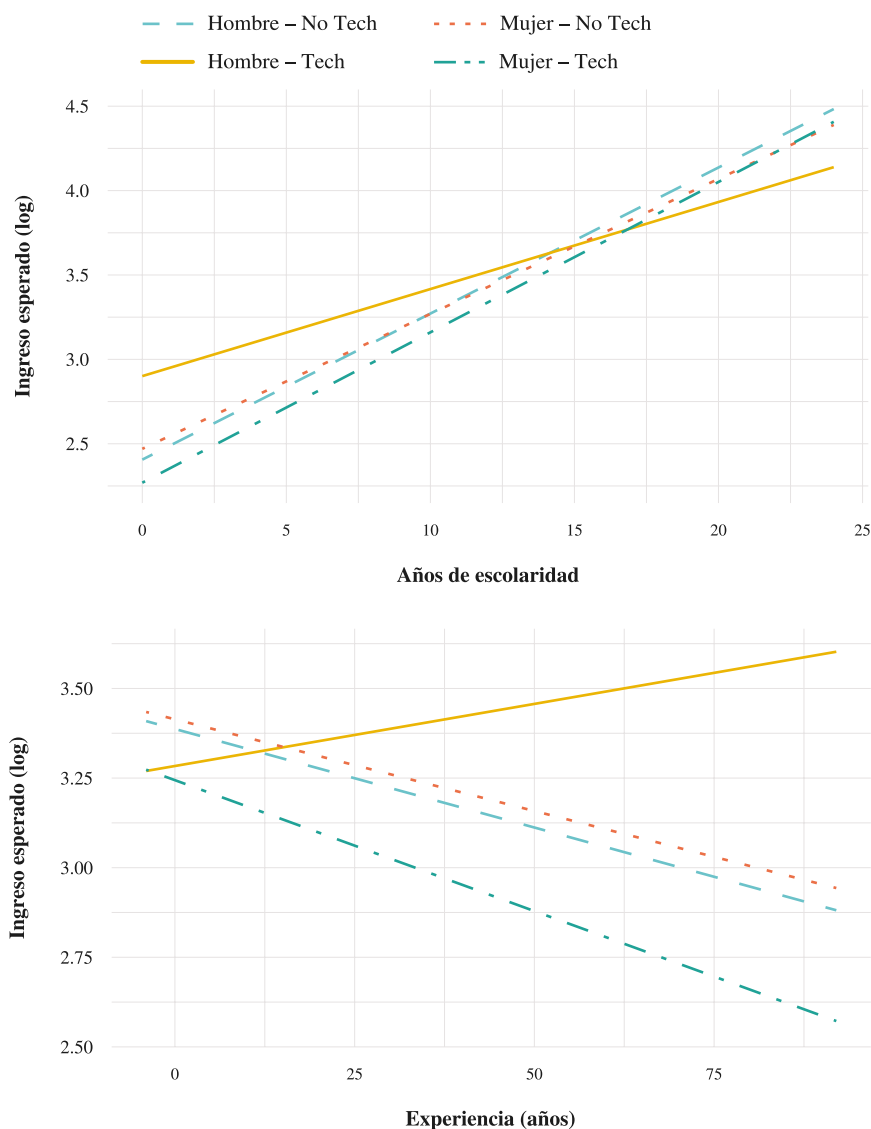
La elección de un enfoque lineal respondió a la necesidad de representar de forma clara y parsimoniosa las relaciones promedio entre variables, evitando la complejidad interpretativa que implicarían modelos no lineales o altamente parametrizados. Dado que el propósito de las simulaciones no es la predicción individual, sino la ilustración de tendencias estructurales en los rendimientos del capital humano, el modelo lineal proporciona una aproximación transparente y consistente con la especificación teórica de la ecuación de Mincer. En este sentido, las simulaciones utilizan coeficientes estimados sobre la base consolidada — distintos de los obtenidos mediante los modelos robustos anuales— con el fin de ofrecer una representación sintética y comparativa de los patrones promedio observados en la muestra.

El primer modelo estima el ingreso esperado en función de los años de escolaridad, mientras que el segundo lo hace respecto a la experiencia laboral. A partir de los coeficientes estimados de cada modelo, se generaron predicciones del ingreso esperado variando sistemáticamente la variable principal (escolaridad o experiencia) dentro del rango observado y manteniendo constantes las demás características (género y tipo de sector). Para cada combinación se calcularon predicciones puntuales del ingreso esperado (en logaritmo), acompañadas de intervalos de confianza al 95%.

La Gráfica 3 muestra estos resultados en dos paneles. En el panel superior, todos los grupos presentan una relación creciente entre escolaridad e ingreso esperado, lo cual sugiere que el capital educativo mantiene una valorización estable y positiva en el mercado laboral. No obstante, se observan diferencias estructurales: las mujeres, tanto en sectores tecnológicos como no tecnológicos, registran ingresos sistemáticamente más bajos para cada nivel educativo, mientras que los hombres en sectores con alta intensidad tecnológica alcanzan los valores más altos. Antes de los 15 años de escolaridad, destacan los hombres en sectores no tecnológicos con ingresos superiores al resto de los grupos. Este patrón se explica por la inserción temprana de trabajadores con baja escolaridad en ocupaciones operativas que ofrecen salarios relativamente altos desde el inicio de la trayectoria laboral, lo cual produce un efecto de “intercepto alto” aun cuando la pendiente del crecimiento salarial por escolaridad sea menor.

En el panel inferior, los contrastes por grupo se acentúan. Solo los hombres en sectores intensivos en conocimiento muestran una pendiente positiva en la relación entre experiencia y logaritmo del ingreso, lo que sugiere que, en estos sectores, la experiencia acumulada sigue siendo funcional y se premia mediante trayectorias estables y progresivas. En contraste, los hombres en sectores tecnológicos exhiben rendimientos marginales débiles de la experiencia, mientras que los demás grupos, especialmente las mujeres en sectores más intensivos en tecnología, exhiben una pendiente negativa, lo que indica una depreciación más rápida del capital humano en contextos de alta intensidad tecnológica. Esto podría explicarse por dinámicas de obsolescencia acelerada de habilidades, baja movilidad interna, y penalizaciones estructurales al envejecimiento y al género, especialmente en ocupaciones que demandan actualización continua.

Gráfica 3
Predicciones marginales del ingreso esperado según escolaridad y experiencia (logaritmo)



Nota: la estimación correspondiente a 2022 debe interpretarse con precaución debido a su bajo tamaño muestral. Estos fueron imputados con el fin de ser graficados. Aunque el cuerpo central del artículo utiliza estimaciones robustas por regresión MM, las simulaciones marginales aquí presentadas se obtuvieron mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) sobre la base consolidada del periodo 2005–2024 con fines exclusivamente ilustrativos. Esta elección se justifica porque las predicciones puntuales e intervalos de confianza se obtienen de manera más directa y estable con MCO, dado que las estimaciones se aplican sobre una base ya depurada y no se busca inferencia causal, sino visualización comparativa.

Fuente: elaboración propia con datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE).

Cabe señalar que, aunque las trayectorias son visualmente diferenciables, los intervalos de confianza al 95% presentan traslapes entre los grupos, lo cual sugiere interpretar las diferencias con cautela estadística. Dichos traslapes indican que las brechas observadas, aunque sistemáticas, no siempre son estadísticamente significativas en todos los rangos de escolaridad o experiencia. Sin embargo, el hecho de que las curvas se

mantengan separadas en casi todo el dominio y que las pendientes difieran en signo y magnitud, refuerza la hipótesis de retornos diferenciados al capital humano según la interacción entre género, sector y etapa del ciclo laboral. En suma, estas simulaciones tuvieron un propósito ilustrativo: permitieron visualizar de forma agregada las trayectorias divergentes de ingreso esperadas según género y sector, que más adelante se confirman y cuantifican mediante los estimadores robustos anuales del modelo extendido.

d. *Discusión de resultados*

Los resultados econométricos evidencian transformaciones estructurales en la dinámica de los rendimientos al capital humano en el mercado laboral mexicano entre 2005 y 2024. En general, la educación se mantiene como el principal determinante de los ingresos laborales, aunque su rentabilidad marginal ha disminuido con el tiempo, mientras que la experiencia muestra signos claros de depreciación, especialmente en los sectores con alta intensidad tecnológica. Esto refleja una reconfiguración del mercado laboral donde los mecanismos de acumulación y retorno del capital humano se modifican progresivamente.

Los rendimientos educativos se mantienen elevados y estadísticamente significativos durante todo el periodo, con incrementos promedio de entre 7 % y 9 % en el ingreso por hora por cada año adicional de estudios. Sin embargo, se observa una tendencia descendente, lo que sugiere una pérdida gradual en la capacidad del sistema educativo para generar ventajas salariales diferenciadas. Este hallazgo coincide con la evidencia de Campos-Vázquez y Lustig (2017) y Ocegueda *et al.* (2024), quienes documentan un desajuste entre la expansión educativa y la creación de empleos de alta productividad en México. Dicho desajuste limita los beneficios marginales de la escolaridad y ayuda a explicar el descenso de los rendimientos educativos.

Con respecto a la experiencia laboral, los coeficientes estimados disminuyen de alrededor de 3 % en 2005 a poco más de 1.6 % en 2024, con un término cuadrático negativo y significativo en todos los años. Este comportamiento indica que el valor económico de la experiencia se ha erosionado con el tiempo, reflejando los efectos del cambio tecnológico, la rotación laboral y la pérdida de vigencia de habilidades rutinarias. La depreciación del capital humano, especialmente en los sectores innovadores, evidencia que la experiencia ya no constituye un activo homogéneo: su rentabilidad depende cada vez más de su actualización continua y de su pertinencia frente a nuevas tecnologías productivas.

El análisis por género y sector muestra que, aunque las mujeres han alcanzado niveles educativos similares o superiores a los de los hombres, las brechas salariales persisten. Los coeficientes asociados al género son positivos y significativos en promedio, pero presentan una tendencia descendente, lo que sugiere una disminución de la prima salarial masculina. La interacción entre género y sector tecnológico indica que los hombres en industrias intensivas en tecnología gozaron de una prima durante la primera mitad del periodo, pero dicha ventaja se debilita a partir de 2017 y pierde significancia en los años recientes. Esta inflexión podría vincularse con una mayor participación femenina en ocupaciones técnicas y con políticas de equidad salarial. No obstante, la presencia femenina en sectores tecnológicos sigue siendo inferior al 20 %, lo que mantiene una segmentación estructural en la distribución del empleo y en la acumulación de experiencia relevante. En consecuencia, las mujeres enfrentan una mayor exposición a la depreciación de su capital humano.

Por otro lado, la interacción entre experiencia y sector tecnológico se mantiene negativa y significativa durante la mayor parte del periodo analizado. Esto confirma que los rendimientos marginales de la experiencia son menores en los sectores de alta intensidad tecnológica y sugiere una depreciación más acelerada del capital humano en contextos donde la innovación constante vuelve obsoletas las habilidades específicas. Finalmente, la triple interacción entre experiencia, género y sector tecnológico presenta coeficientes positivos, pequeños y estables (en torno a 0.007–0.009), lo que indica una ventaja marginal para los hombres en dichos sectores, posiblemente asociada a su sobrerrepresentación en puestos de mayor especialización.

En términos generales y como reflexión final, se puede afirmar que, estas evidencias respaldan la urgencia de avanzar hacia políticas públicas orientadas a fomentar la actualización continua de competencias, garantizar trayectorias laborales protegidas y reducir las brechas estructurales en la valoración del capital humano. El diseño de mecanismos eficaces de reconversión laboral, especialmente en sectores de alta intensidad tecnológica, es una tarea ineludible para enfrentar los desafíos de la transformación productiva y la equidad en el acceso a los beneficios del crecimiento.

CONCLUSIONES

Los resultados de este estudio confirman de manera sólida las tres hipótesis planteadas sobre la depreciación diferenciada del capital humano en México durante el periodo 2005–2024. En primer lugar, se demuestra que los retornos a la experiencia laboral varían sistemáticamente según el género y el tipo de sector económico, lo que revela una estructura heterogénea del mercado de trabajo mexicano.

En segundo lugar, se confirma que la depreciación del capital humano es más acelerada en los sectores con alta intensidad tecnológica. Los coeficientes promedio del periodo muestran que los retornos marginales a la experiencia en estas actividades son entre 0.2 % y 0.4 % menores por año trabajado en comparación con los sectores intensivos en conocimiento, lo que refleja una penalización tecnológica persistente. En conjunto, el rendimiento medio de la experiencia en el mercado laboral mexicano pasó de aproximadamente 3 % en 2005 a 1.6 % en 2024, lo que implica una reducción cercana al 50 % en dos décadas. Este comportamiento obedece al avance tecnológico, la reorganización productiva y la sustitución de tareas rutinarias, factores que reducen la rentabilidad de la experiencia acumulada y aumentan su vulnerabilidad frente a la obsolescencia de las habilidades.

En tercer lugar, el análisis por género y tipo de sector evidencia que las trayectorias de depreciación son más pronunciadas para las mujeres, especialmente en los sectores con alta intensidad tecnológica. Aunque las mujeres presentan, en promedio, mayores niveles de escolaridad, sus retornos a la experiencia son alrededor de 0.1 puntos porcentuales menores por año en los sectores intensivos en conocimiento, esta brecha se amplía hasta 0.7–0.9 puntos porcentuales a favor de los hombres en los sectores de alta intensidad tecnológica. Este diferencial, observable en la interacción entre experiencia, género y sector, indica que los hombres en industrias tecnológicamente avanzadas logran mantener rendimientos positivos de la experiencia, mientras que las mujeres enfrentan una depreciación más rápida de su capital humano.

Las simulaciones salariales elaboradas a partir de los modelos lineales refuerzan este patrón, mostrando que los ingresos esperados aumentan con la experiencia en todos los grupos, pero con pendientes sustancialmente menores para las mujeres en los sectores con alta intensidad tecnológica. Mientras que los hombres en dichas actividades presentan rendimientos de entre 2.7 % y 2.9 % por año de experiencia, las mujeres apenas alcanzan entre 1 % y 1.5 %, lo que se traduce en brechas crecientes conforme se acumula antigüedad laboral. Estas diferencias ilustran cómo la aceleración tecnológica amplifica las asimetrías en los retornos a la experiencia y profundiza la desigualdad de género en la valorización del capital humano, en contraste con la mayor estabilidad —aunque con menores niveles salariales promedio— observada en los sectores intensivos en conocimiento.

Asimismo, los resultados muestran que los hombres en sectores no tecnológicos son el único grupo que mantiene una trayectoria ascendente del ingreso conforme se acumula experiencia, lo que subraya el papel de la estabilidad estructural y del ritmo lento de innovación como factores que protegen el valor de la experiencia. En cambio, la interacción entre género y tecnología tiende a erosionar los beneficios de la experiencia acumulada

en el tiempo, generando brechas persistentes en los retornos laborales. A pesar de que los intervalos de confianza en las simulaciones presentan traslapes, las trayectorias diferenciadas y los signos opuestos en las pendientes refuerzan la validez estructural de estos hallazgos.

Entre las principales limitaciones del estudio se encuentra el carácter transversal de los datos, que impide observar trayectorias individuales reales y restringe las inferencias causales estrictas. Además, se reconoce que el año 2022 presenta inconsistencias atribuibles al tamaño muestral reducido y a problemas de codificación en la ENOE, por lo que sus resultados deben interpretarse con cautela.

Este trabajo abre múltiples líneas de investigación para el futuro. Es necesario explorar los mecanismos institucionales y organizacionales que amplifican o mitigan la depreciación del capital humano, así como evaluar de manera sistemática el papel de las políticas públicas en la generación de entornos laborales más resilientes frente al cambio tecnológico. La incorporación de enfoques longitudinales y el análisis de otras dimensiones de la desigualdad —como la región, la clase social o el origen étnico—, permitirá avanzar hacia una comprensión más integral del fenómeno.

En conjunto, la evidencia empírica sugiere que México transita de un modelo clásico de acumulación de capital humano, caracterizado por rendimientos estables de la educación y la experiencia, hacia un escenario fragmentado y heterogéneo, donde los retornos son crecientemente sensibles al cambio tecnológico y a la estructura de oportunidades laborales. Este proceso refuerza la necesidad de políticas de formación continua, reconversión laboral e inclusión femenina en sectores tecnológicos, para contrarrestar los efectos de la depreciación acelerada y garantizar una inserción equitativa en la economía del conocimiento.

REFERENCIAS

- Acemoglu, D. y Autor, D. (2010). Chapter 12 - Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. En D. Card y O. Ashenfelter (Eds.), *Handbook of labor economics* (Vol. 4, Part B, pp. 1043-1171). North Holland. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)02410-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02410-5)
- Angrist, J. D. y Pischke, J. S. (2009). *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. Princeton University Press.
- Arazola, M. y Hevia, J. (2003). Medición del capital humano y análisis de su rendimiento. Papeles de trabajo del Instituto de Estudios Fiscales, (22), 3-25. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=871044>
- Becker, G. S. (1962). Investment in human capital: A theoretical analysis. *The Journal of Political Economy*, 70(5), 9-49.
- Becker, G. S. (1993). *Human capital: A theoretical and empirical analysis with special reference to education*. University of Chicago Press.
- Blau, F. D. y Kahn, L. M. (2017). The gender wage gap: Extent, trends, and explanations. *Journal of Economic Literature*, 55(3), 789-865. <https://doi.org/10.1257/jel.20160995>
- Braverman, H. (1974). Labor and monopoly capital: The degradation of work in the twentieth century. *Monthly Review*, 26(3), 1-64. <https://doi.org/10.14452/MR-026-03-1974-07>
- Campos-Vazquez, R. M. y Lustig, N. (2017). Labour income inequality in Mexico. Puzzles solved and unsolved. *WIDER Working Paper*, 1-37. <https://doi.org/10.35188/UNU-WIDER/2017/412-4>
- Castillo, A. (2015). Retornos y depreciación del capital humano, un análisis empírico para México durante 2011-2014. En *XIV Concurso Nacional de Ponencias Jesús Antonio Bejarano* (pp. 1-30). Federación Nacional de Estudiantes de Economía (FENADECO). <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.3168.0720/1>

- Castillo-Aroca, A. (2016). Depreciación del capital humano en la Alianza del Pacífico durante 2007-2014. *Ciencias Económicas*, 34(1), 9-46. <https://doi.org/10.15517/rce.v34i1.24498>
- De Grip, A. y Van Loo, J. (2002). The economics of skills obsolescence: A review. En A. De Grip, J. Van Loo y K. Mayhew (Eds.), *The economics of skills obsolescence: Theoretical innovation and empirical applications* (pp. 1-26). Elsevier Science. [https://doi.org/10.1016/S0147-9121\(02\)21003-1](https://doi.org/10.1016/S0147-9121(02)21003-1)
- Dubin, S. (1972). Obsolescence or lifelong education. *American Psychologist*, 27(5), 486-498. <https://psycnet.apa.org/doi/10.1037/h0033050>
- England, P., Farkas, G., Stanek, B. y Thomas, D. (1988). Explaining occupational sex segregation and wages: Findings from a model with fixed effects. *American Sociological Review*, 53(4), 544-558. <https://doi.org/10.2307/2095848>
- Galindo-Rueda, F. y Verger, F. (2016). *OECD taxonomy of economic activities based on R&D intensity* (OECD Science, Technology and Industry Working Papers, No. 2016/04). OECD Publishing. <https://dx.doi.org/10.1787/5jlv73sqqp8r-en>
- Ge, S. y Zhou, Y. (2020). Robots, computers, and the gender wage gap. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 178, 194-222. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2020.07.014>
- Goldin, C. y Katz, L. F. (2008). The race between education and technology. En C. Goldin y L. F. Katz (Eds.), *The race between education and technology* (pp. 287-323). Harvard University Press. <https://doi.org/10.2307/j.ctvjf9x5x.11>
- Grigera, J. y Nava, A. (2021). El futuro del trabajo en América Latina: crisis, cambio tecnológico y control. *El Trimestre Económico*, 88(4), 1011-1042. <https://doi.org/10.20430/ete.v88i352.1242>
- Heckman, J. J., Lochner, L. J. y Todd, P. E. (2006). Chapter 7. Earnings functions, rates of returns and treatment effects: The Mincer equation and beyond. En E. Hanushek y W. Finis (Eds.), *Handbook of the economics of education* (pp. 307-458). North-Holland. [https://doi.org/10.1016/S1574-0692\(06\)01007-5](https://doi.org/10.1016/S1574-0692(06)01007-5)
- Hernanz, V. y Jimeno, J. F. (2018). Inestabilidad laboral en el empleo, duración del desempleo y depreciación del capital humano. *Cuadernos Económicos de ICE*, (95), 35-56. <https://doi.org/10.32796/cice.2018.95.6641>
- Huber, G., Ocegueda, M. T. y Pimienta, R. B. (2024). Educación y desigualdad salarial por género en México. En J. M. Hernández, N. R. Angulo y R. V. Llamas (Eds.), *El papel de la educación en el desarrollo económico y social de México* (pp. 91-124). Ediciones del Lirio. https://www.researchgate.net/publication/378872486_Educacion_y_desigualdad_salarial_por_genero_en_Mexico
- Kunze, A. (2002). The timing of careers and human capital depreciation. *IZA Discussion Paper Series*, (509), 1-39. <https://hdl.handle.net/10419/21432>
- Lentini, V. y Gimenez, G. (2019). Depreciation of human capital: a sectoral analysis in OECD countries. *International Journal of Manpower*, 40(7), 1254-1272. <https://doi.org/10.1108/IJM-07-2018-0207>
- Londoño-Restrepo, S. H., Sepúlveda-Aguirre, J., Echeverry-Gutiérrez, C. A. y Garcés-Giraldo, L. F. (2018). Cambio tecnológico y capital humano: Contrapeso entre evolución y depreciación. *Revista Venezolana de Gerencia*, 23(81), 180-201. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=29055767011>
- Martínez-Gutiérrez, B. M. (2012). *Efectos de depreciación en el capital humano: evidencia empírica por nivel de cualificación y ramas de actividad en Colombia*. Universidad del Valle. <https://hdl.handle.net/10893/3737>
- Mincer, J. (1974). *Schooling, experience and earnings*. National Bureau of Economic Research (NBER). <https://www.nber.org/books-and-chapters/schooling-experience-and-earnings>
- Mincer, J. y Ofek, H. (1982). Interrupted work careers: Depreciation and restoration of human capital. *The Journal of Human Resources*, 17(1), 3-24. <https://doi.org/10.2307/145520>
- Mincer, J. y Polachek, S. (1974). Family investments in human capital: Earnings of women. *Journal of Political Economy*, 82(2), S76-S108. <https://doi.org/10.1086/260293>

- Murillo, I. (2006). Depreciación del capital humano: una aproximación por sectores, por ocupación y en el tiempo. *En XIII Encuentro de Economía Pública* (p. 21). Universidad de Almería. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3132358>
- Murillo, I. P. (2011). Human capital obsolescence: some evidence for Spain. *International Journal of Manpower*, 34(4), 426-445. <https://doi.org/10.1108/01437721111148540>
- Neuman, S. y Weiss, A. (1995). On the effects of schooling vintage on experience-earnings profiles: Theory and evidence. *European Economic Review*, 39(5), 943-955. [https://doi.org/10.1016/0014-2921\(94\)00019-V](https://doi.org/10.1016/0014-2921(94)00019-V)
- Ocegueda, M. T., Huber, G. y Pimienta, R. B. (2024). Educación, experiencia laboral y desigualdad salarial por género entre las regiones de México. En J. M. Ocegueda Hernández y R. Varela Llamas (Eds.), *La economía mexicana desde una perspectiva regional* (pp. 105-132). Ediciones Del Lirio.
- Orozco, M. (2023). *Misallocation of resources, firm characteristics, and structural factors: Evidence from Mexico* (Documento de Investigación). Banco de México. <https://www.banxico.org.mx/publications-and-press/banco-de-mexico-working-papers/%7B9B399341-66BC-7D37-0EEE-26EFEF34FAAC%7D.pdf>
- Pieters, J., Kujundzic, A., Burger, R. y Gondwe, J. (2025). Inequality at risk automation? Gender differences in routine tasks intensity in developing country labor markets. En R. Albrieu (Ed.), *Cracking the future of work: Automation and labor platforms in the global south* (pp. 82-147). CIPPEC. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.07689>
- Rodríguez Pérez, R. E. y Castro Lugo, D. (2012). Efectos del cambio tecnológico en los mercados de trabajo regionales en México. *Estudios Fronterizos*, 13(26), 141-174. <https://doi.org/10.21670/ref.2012.26.a06>
- Sandell, S. H. y Shapiro, D. (1978). An exchange: The theory of human capital and the earnings of women: A reexamination of the evidence. *The Journal of Human Resources*, 13(1), 103-117. <https://doi.org/10.2307/145304>
- Schultz, T. W. (1961). Investment in human capital. *The American Economic Review*, 51(1), 1-17. <https://www.jstor.org/stable/1818907>
- Simón, N. (2020). *Cambio tecnológico y el mercado laboral. Aportes para la identificación de las ocupaciones emergentes en Colombia*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). <https://www.cepal.org/es/publicaciones/46655-cambio-tecnologico-mercado-laboral-aportes-la-identificacion-ocupaciones>
- van Loo, J., de Grip, A. y de Steur, M. (2001). Skills obsolescence: causes and cures. *International Journal of Manpower*, 22(1-2), 121-138. <https://doi.org/10.1108/01437720110386430>
- Vázquez-López, R. (2013). Heterogeneidad estructural y sus determinantes en la manufactura mexicana, 1994-2008. *Revista CEPAL*, (111), 125-141. <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/65a4dda1-3016-45d8-91f7-b3e7cfe267cc/content>
- Vignoli, G. (2012). *Tasa de depreciación de capital humano: Evidencia empírica para Argentina* (Serie Documentos de Trabajo, No. 498). Universidad del Centro de Estudios Macroeconómicos de Argentina (UCEMA). <https://ucema.edu.ar/publicaciones/download/documentos/498.pdf>
- Walter, S. y Lee, J. D. (2025). How susceptible are skills to obsolescence? A task-based perspective of human capital depreciation. *Foresight and STI Governance*, 16(2), 32-41. <https://doi.org/10.17323/2500-2597.2022.2.32.41>
- Weber, S. (2014). Human capital depreciation and education level. *International Journal of Manpower*, 35(5), 613-642.
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data*. The MIT Press. <https://ipcid.org/evaluation/apoio/Wooldridge%20-%20Cross-section%20and%20Panel%20Data.pdf>
- Yohai, V. J. (1987). High breakdown-point and high efficiency robust estimates for regression. *The Annals of Statistics*, 15(2), 642-656. <https://doi.org/10.1214/aos/1176350366>