DESDE 2013
https://repository.uaeh.edu.mx/revistas/index.php/icbi/issue/archive
Pädi Boletín Científico de Ciencias Básicas e Ingenierías del ICBI

ISSN: 2007-6363

Publicación Semestral Pädi Vol. 14 No. Especial 3 (2026) 33-42

Determinantes de la productividad laboral manufacturera en México por subsector

Determinants of labor productivity across manufacturing subsectors in Mexico

A. V. Sosa-Delgado[a], D. Vite-Morales[a,*], E. M. Esparza-Zúñiga,[a], J. Garnica-González[a],C. A. de León-Condes[a]

[a] *Área Académica de Ingeniería y Arquitectura, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, 42184, Mineral de la Reforma, Hidalgo, México.*

Resumen

La industria manufacturera mexicana presenta una notable heterogeneidad en productividad laboral entre subsectores. Este artículo identifica y cuantifica los determinantes de dicha productividad empleando datos de la Encuesta Anual de la Industria Manufacturera del INEGI para 21 subsectores categorizados por el Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte (SCIAN), conformando un panel de 147 observaciones para el estudio transversal del periodo 2018-2024. La metodología empleada tiene un alcance correlacional – explicativo con un diseño no experimental, explicativo. Mediante análisis de varianza y modelos de regresión por mínimos cuadrados ordinarios con efectos fijos por nivel tecnológico y año, se calculan las elasticidades de las remuneraciones al personal, horas trabajadas y activos fijos netos sobre la productividad laboral. Los resultados indican que la remuneración (β=1.212) y los activos fijos (β=0.435) tienen efectos positivos estadísticamente significativos, mientras que las horas trabajadas presentan un efecto negativo (β=-1.456). por lo que se concluye que el análisis por grupo tecnológico expuso que los activos fijos netos son el determinante más completo, con una elasticidad que incrementa conforme aumenta la intensidad tecnológica del subsector.

Palabras Clave: Productividad laboral, industria manufacturera, efectos fijos, intensidad tecnológica, SCIAN.

Abstract

The Mexican manufacturing industry exhibits significant heterogeneity in labor productivity across subsectors. This article identifies and quantifies the determinants of such productivity using data from INEGI's Annual Manufacturing Industry Survey for 21 subsectors classified by the North American Industry Classification System, forming a panel of 147 observations for the 2018-2024 period. The methodology applied is characterized by a correlational–explanatory scope and a non-experimental explanatory design. Through analysis of variance and ordinary least squares regression models with fixed effects by technological level and year, the elasticities of personnel remuneration, hours worked, and net fixed assets on labor productivity are calculated. The results indicate that remuneration (β=1.212) and fixed assets (β=0.435) have statistically significant positive effects, whereas hours worked exhibit a negative effect (β=-1.456). The analysis by technological group revealed that net fixed assets are the most comprehensive determinant, with an elasticity that increases as the technological intensity of the subsector rises.

Keywords: Labor productivity, manufacturing industry, fixed effects, technological intensity, SCIAN.

1. Introducción

La industria manufacturera ha sido un tema relevante durante la última década en México por su gran vínculo con los mercados globales, constituyendo un pilar fundamental para el crecimiento económico nacional. En 2023, el Producto Interno Bruto (PIB) de las industrias manufactureras en México tuvo una aproximación a los 5.2 billones de pesos mexicanos, siendo en ese entonces el año en el que se registró el valor más alto, por lo que esta cifra representó el 20.1% del PIB total del país (INEGI, 2024a), cabe mencionar que durante el primer trimestre de 2024 el sector manufacturero empleaba alrededor de 9.69 millones de personas, manteniéndose por encima de los 9 millones por tercer año consecutivo (INEGI, 2024b). En el contexto actual marcado por la consolidación del Tratado entre México, Estados Unidos y Canadá (T-MEC) y la reconfiguración de las cadenas globales de suministro, la competitividad del sector depende de manera crítica de su capacidad para incrementar la productividad laboral.

La productividad desde una perspectiva teórica, se define como la forma de utilizar los factores de producción que se emplean en la creación de bienes y servicios para ofrecer en

*Autor para la correspondencia: vi453567@uaeh.edu.mx (Dulce Vite Morales)
Correo electrónico: so405733@uaeh.edu.mx (Ana Virginia Sosa Delgado), vi453567@uaeh.edu.mx (Dulce Vite Morales), estella_esparza@uaeh.edu.mx (Estella María Esparza Zúñiga), jgarnica@uaeh.edu.mx (Jaime Garnica Gonzalez), cristina_deleon@uaeh.edu.mx (Cristina Arely de León Condes).

Historial del manuscrito: recibido el 27/05/2026, última versión-revisada recibida el 28/08/2026, aceptado el 07/09/2026, publicado el 06/11/2026. **DOI:** https://doi.org/10.29057/icbi.v14iEspecial3.17998

un mercado, teniendo como objetivo la optimización de los recursos utilizados (Ramírez-Méndez et al., 2022). No obstante, Escorche y Gómez (1992) señalan que los factores de la productividad no solo se centran en los recursos materiales, sino que también son efectos del proceso de trabajo y de la combinación de sus elementos. En este sentido, la función de producción Cobb-Douglas afirma que el nivel de remuneraciones al personal y la dotación de capital físico tienen un efecto positivo sobre la productividad laboral (Cobb y Douglas, 1928; Greene, 2018). La teoría del salario de eficiencia apoya este argumento ya que sostiene que sueldos más altos motivan a los empleados a esforzarse más, disminuyen la rotación del personal y llaman a trabajadores mejores calificados, lo cual tiene un impacto positivo en la productividad (Shapiro y Stiglitz, 1984). La Ley de Verdoorn-Kaldor, en lo que concierne a la intensidad de mano de obra, indica que, si el empleo crece sin un incremento equivalente en la producción, la productividad media por empleado disminuye. Esto anticipa una repercusión negativa del total de horas trabajadas sobre la productividad en subsectores con alta intensidad laboral (Kaldor, 1966; Ángeles-Castro et al., 2023).

La productividad laboral en México no ha progresado de manera positiva a nivel internacional, aunque tiene importancia macroeconómica. Entre 2015 y 2023, México experimentó una caída del 6.3% en su productividad laboral, lo que le permitió ocupar uno de los últimos lugares entre los países miembros de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE). La productividad laboral en la nación aumentó solamente un 0.9% anual entre 1991 y 2024, frente al 1.2% del promedio de la OCDE, y únicamente el 2.1% de los trabajadores mexicanos están empleados en sectores de alta o media-alta tecnología, muy por debajo del 7.7% observado en países desarrollados (OCDE, 2024). A nivel interno, la productividad no ha progresado de manera uniforme, lo que revela una estructura variada entre los subsectores manufactureros. Según Ayala Gaytán y Chapa Cantú (2015), la mayor variabilidad en la productividad de la manufactura mexicana proviene más de las desigualdades entre subsectores económicos que de la ubicación geográfica de las unidades productivas, lo que señala al nivel de desagregación subsectorial como la unidad de análisis más adecuada para estudiar sus determinantes.

A pesar de la relevancia del tema, existe un vacío en la literatura acerca de la medición simultánea de los efectos del capital físico, las remuneraciones y la intensidad de mano de obra sobre la productividad laboral desglosadas por subsector SCIAN para el periodo 2018–2024, también existe una falta de información sobre si estos determinantes operan de forma diferente dependiendo de la intensidad tecnológica del subsector. El periodo de estudio seleccionado es particularmente relevante ya que captura una fase marcada en el mercado laboral mexicano derivado de la crisis sanitaria por COVID-19 y posteriormente la reestructuración de las cadenas de suministro, lo que permite examinar la trayectoria de la productividad manufacturera tanto durante la contracción pandémica como en el proceso de recuperación y reconfiguración productiva.

El objetivo de este estudio es analizar los factores de la productividad laboral en la industria manufacturera mexicana a nivel subsector durante el periodo 2018-2024, mediante modelos de regresión múltiple aplicados a un panel balanceado de 147 observaciones desglosadas en 21 subsectores del Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte (INEGI, 2023), basados en cifras obtenidas de la Encuesta Anual de la Industria Manufacturera (EAIM) del INEGI (INEGI, 2024b). Se busca determinar si las remuneraciones al personal, las horas trabajadas y los activos fijos netos explican de manera significativa las diferencias de productividad laboral entre los subsectores manufactureros. La originalidad del trabajo reside en un enfoque segmentado siguiendo la clasificación tecnológica de la OCDE (2011), lo que permite examinar si los determinantes de la productividad funcionan de forma diferente según el perfil tecnológico del subsector. A través de la aplicación de logaritmos naturales para estabilizar la varianza y efectos fijos con variables dummy de grupo tecnológico y año, se busca determinar si las brechas de productividad entre subsectores son explicadas principalmente por el capital físico, las remuneraciones al personal y las horas trabajadas.

Se proponen tres hipótesis de investigación, fundamentadas en el contexto descrito. H1: en el periodo 2018–2024 las horas trabajadas, los activos fijos, las remuneraciones tienen un impacto estadísticamente significativo en la productividad laboral en los subsectores manufactureros. H2: existen diferencias estadísticamente significativas en la productividad laboral entre subsectores manufactureros pertenecientes a distintos niveles de intensidad tecnológica (alto, medio y bajo). H3: el impacto de las variables independientes sobre la productividad laboral varía según el nivel tecnológico del subsector que se analiza.

2. Metodología

La presente investigación tiene un alcance correlacional–explicativo, donde se analiza la relación entre las tres variables y se busca comprobar las hipótesis utilizando diferentes técnicas estadísticas tales como ANOVA, regresión por mínimos cuadrados ordinarios y el coeficiente de correlación de Pearson.

2.1. *Datos*

En la presente investigación el diseño es no experimental longitudinal, considerando que se emplearon datos tabulados, provenientes de la Encuesta Anual de la Industria Manufacturera (EAIM) realizada por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI, 2024b). Esta encuesta proporciona información detallada sobre el sector manufacturero mexicano con una periodicidad anual, incluyendo datos absolutos por sector, subsector, rama y clase de actividad, como personal ocupado, horas trabajadas, remuneraciones y activos fijos, desagregados por nivel de actividad económica según el Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte (SCIAN). El horizonte temporal más reciente disponible con datos completos al momento de la elaboración comprende el periodo 2018 a 2024.

A partir de los tabulados interactivos de la EAIM, se utilizaron 21 subsectores de tres dígitos con series completas

para todas las variables a analizar en los siete años del periodo, generando así un panel de 147 observaciones. Estos subsectores, que abarcan la totalidad de la industria manufacturera mexicana, comprenden los subsectores del 311 al 339 de la clasificación SCIAN (INEGI, 2023).

Con el fin de analizar si los determinantes de la productividad difieren según el nivel tecnológico del subsector, a cada uno se le asignó uno de tres grupos tecnológicos (tabla 1) siguiendo la clasificación de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE, 2011). Aunque esta clasificación originalmente distingue cuatro niveles (Alta, Media-alta, Media-baja y Baja tecnología), se optó por reagrupar las categorías media-alta y media-baja en un solo nivel denominado "tecnología media", con el fin de simplificar el análisis, mejorar la interpretación de los resultados y mantener un tamaño muestral suficiente en cada grupo para el análisis de varianza (ANOVA) y modelos de regresión por subgrupo. Esta práctica es aceptada en la literatura cuando se aplica la clasificación OCDE a datos del SCIAN mexicano (Dutrénit et al.,2010)

Tabla 1: Clasificación de subsectores manufactureros según nivel de intensidad tecnológica (OCDE)

Nivel tecnológico	Subsector SCIAN	Clasificación OCDE
Alta tecnología	Fabricación de equipo de computación, comunicación, medición y de otros equipos, componentes y accesorios electrónicos, fabricación de accesorios, aparatos eléctricos y equipo de generación de energía eléctrica, fabricación de equipo de transporte.	Alta/ Media-Alta
Media tecnología	Fabricación de productos derivados del petróleo y del carbón, industria química, plástico y hule, fabricación de productos a base de minerales no metálicos, industrias metálicas, fabricación de productos metálicos, fabricación de maquinaria y equipo.	Media alta/ Media baja
Baja tecnología	Industria alimentaria, bebidas y del tabaco, fabricación de insumos textiles y acabado de textiles, fabricación de productos textiles excepto prendas de vestir, fabricación de prendas de vestir, curtido y acabado de cuero y piel, y fabricación de productos de cuero, piel y materiales sucedáneos, madera, papel, impresión e industrias conexas, fabricación de muebles, colchones y persianas, otras industrias manufactureras.	Baja

Fuente: Elaboración propia con datos de Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte (INEGI,2023)

2.2 Variables del modelo

La productividad laboral (*PL*) se define como el Valor Agregado Bruto (VAB) generado por unidad de trabajo (Syverson, 2011), calculada como
PL = VAB/Personal Ocupado Total

donde la EAIM reporta que el VAB se expresa en miles de pesos corrientes.

Se incluyeron tres variables del mercado laboral manufacturero como determinantes de la productividad:

- Remuneraciones totales al personal (*REM*), correspondiente a la suma de sueldos, salarios y prestaciones pagadas al personal ocupado durante el año, expresada en miles de pesos.
- Horas trabajadas totales (*HT*)
- Activos fijos netos al cierre de año (*AF*) expresa el valor presente de los activos fijos netos reportados por la EAIM en miles de pesos corrientes, que refleja el valor del capital físico disponible en el subsector una vez descontada la depreciación acumulada.

Antes de la estimación, las variables continuas del modelo (PL, REM, HT y AF) fueron transformadas mediante logaritmo natural debido a que el análisis de estadística descriptiva reveló que la variable PL presentaba una asimetría de 4.35 y una curtosis de 21.45 en escala original, indicando una distribución altamente sesgada con valores extremos que distorsionaban los estimadores MCO. Tras la transformación, se redujo la heterocedasticidad asociada a las diferencias de escala entre los subsectores grandes y subsectores pequeños, diferencias que en la escala original generarían varianza no constante de los residuos.

2.3 Especificación econométrica

Se ejecutaron cinco modelos de regresión por mínimos cuadrados ordinarios (MCO). El Modelo 1 corresponde a la especificación base sin variables de control.

$$ln\,(PL_{st}) = \beta_0 + \beta_1 \cdot ln\,REM_{st} + \beta_2 \cdot ln\,HT_{st} + \beta_3 \cdot ln\,AF_{st} + \varepsilon_{st} \quad (1)$$

donde el subíndice *s* indica el subsector manufacturero, mientras que el subíndice *t* identifica el año de observación. $ln\,(PL_{st})$ corresponde al logaritmo natural de la productividad laboral del subsector *s* en el año *t; $ln\,REM_{st}$*, $ln\,HT_{st}$ y $ln\,AF_{st}$ son los logaritmos naturales de las variables de las Remuneraciones Totales (REM), Horas Trabajadas (HT) y Activos Fijos netos (AF), respectivamente.

Dado que todas las variables se expresan en logaritmo natural, la ecuación presenta una forma funcional log-log, por lo que sus respectivos coeficientes de regresión (β_1, β_2 y β_3) se interpretan directamente como elasticidades, es decir, reflejan el cambio porcentual esperado en la productividad laboral ante un incremento del 1% en la variable independiente correspondiente.

El Modelo 2 constituye la especificación principal e incorpora efectos fijos de nivel tecnológico y de año mediante variables dummy.

$$ln\,(PL_{st}) = \beta_0 + \beta_1 \cdot ln\,REM_{st} + \beta_2 \cdot ln\,HT_{st} + \beta_3 \cdot ln\,AF_{st} + \gamma_1 \cdot DMEDIA_s + \gamma_2 \cdot DALTA_s + \Sigma\delta_t \cdot DAÑO_t + \varepsilon_{st} \quad (2)$$

s identifica el subsector, *t* el año, $DAÑO_t$ corresponde a seis variables dummy anuales (de 2019 a 2024) teniendo al 2018 como año base. DMEDIA y DALTA, son variables dummy que determinan el nivel tecnológico del subsector, teniendo el nivel baja tecnología como categoría de referencia. Las variables dummy de grupo tecnológico permiten controlar diferencias estructurales entre los subsectores manufactureros que permanecen constantes en el tiempo, como la intensidad tecnológica propia de cada industria. Por su parte, las variables dummy de año permiten considerar efectos externos comunes a todos los subsectores en cada periodo, como cambios económicos o el impacto de la pandemia de COVID-19. La comparación del R^2 ajustado entre el Modelo 1 y el Modelo 2 permite cuantificar la mejora en ajuste atribuible a los efectos fijos.

Los Modelos 3A, 3B y 3C replican la especificación del Modelo 1 con dummies de año sobre los niveles tecnológicos Bajo (n=77), Medio (n=49) y Alto (n=21) respectivamente. La comparación de los coeficientes β_1, β_2 y β_3 entre estos tres modelos permite evaluar si los determinantes de la productividad difieren según la intensidad tecnológica del subsector (H3).

El análisis de H1 se realiza mediante los coeficientes de las variables del Modelo 2, H2 se evalúa mediante el análisis de varianza, y H3 a través de la comparación de coeficientes entre los Modelos M3A, M3B y M3C.

2.4 Estrategia de análisis complementario

Previo a la estimación de los modelos de regresión se realizaron dos análisis complementarios. Primero, un análisis de estadística descriptiva y matriz de correlación de Pearson sobre las variables en escala logarítmica, con el propósito de caracterizar la distribución de los datos, detectar valores atípicos y evaluar el grado de asociación lineal entre variables. Segundo, un análisis de varianza de un factor (ANOVA) con la productividad laboral como variable dependiente y el nivel tecnológico como factor, para probar H2 antes de la estimación del modelo de regresión. La prueba F del ANOVA evalúa la hipótesis nula de igualdad de medias entre los tres grupos tecnológicos al nivel de significancia $\alpha = 0.05$.

2.5 Diagnóstico del modelo

La verificación de supuestos del Modelo 2 incluyó tres pruebas. La normalidad de los residuos se evaluó mediante la prueba de Jarque-Bera, calculada como $JB = (n/6)\cdot[S^2 + (K-3)^2/4]$, donde S es la asimetría y K la curtosis de los residuos. La autocorrelación se evaluó mediante el estadístico de Durbin-Watson calculado por subsector individualmente, tomando el promedio de los 21 estadísticos individuales como medida de referencia. La homocedasticidad se evaluó mediante inspección visual de los gráficos de residuos versus valores ajustados para cada variable continua del modelo. Todos los cálculos se realizaron en Microsoft Excel con el complemento herramientas para análisis.

3. Resultados

3.1. *Estadística Descriptiva*

En la Tabla 2 se presenta el análisis de estadística descriptiva de las variables transformadas a logaritmo natural.

Tabla 2: Estadística descriptiva de las variables del modelo en escala logarítmica (2018–2024, n=147)

Estadístico	ln PL	ln REM	ln HT	ln AF
Media	6.43	17.15	12.85	18.20
Mediana	6.34	17.08	12.83	18.18
Desv. estándar	0.97	0.93	0.83	1.42
Mínimo	4.89	15.23	10.88	14.93
Máximo	9.47	19.62	14.67	20.73
Asimetría	0.705	0.211	0.168	-0.256
Curtosis	0.509	-0.267	0.657	-0.749
Coef. variación (%)	15.04	5.44	6.44	7.82

Fuente: Elaboración propia

La variable dependiente ln PL registra un valor de 6.43 como media, equivalente en escala original a 619 miles de pesos por trabajador como nivel típico de productividad laboral en el sector manufacturero mexicano durante el periodo analizado.

El valor de la mediana (6.34) y la media son cercanos entre sí; los valores de asimetría (0.705) y curtosis (0.509) representan una disminución significativa con respecto a los valores registrados en escala original (asimetría=4.35 y curtosis=21.45), lo que indica que la transformación logarítmica logró aproximar los valores a una forma más simétrica y apropiada para la estimación por MCO, aunque sin alcanzar una distribución perfectamente normal.

El coeficiente de variación de ln PL de 15.04% muestra que la transformación logarítmica redujo eficazmente la dispersión extrema causada por las diferencias de escala entre los subsectores.

La variabilidad residual, indicada por la desviación estándar de 0.97 y una brecha de 4.58 unidades entre el mínimo y el máximo de ln PL, es suficiente para sustentar el análisis econométrico sin tener en su mayoría valores atípicos.

3.2. *Análisis de Correlación*

La matriz de correlación de Pearson (Tabla 3) muestra que ln AF presenta la correlación más alta con ln PL, con un coeficiente de r=0.737, seguida de ln REM con r=0.316. Por su parte, la variable ln HT presenta una correlación negativa con ln PL(r=-0.159), lo que sugiere que los subsectores con mayor volumen de horas trabajadas tienden a registrar una menor productividad por trabajador.

Entre las variables independientes, el par ln REM y ln HT presenta la correlación más alta (r = 0.808), valor que si bien es elevado se mantiene por debajo del umbral crítico de 0.85 establecido para el diagnóstico de multicolinealidad severa, por lo que ambas variables fueron conservadas en el modelo.

Tabla 3: Correlaciones de Pearson entre variables del modelo en escala logarítmica (n=147)

Variable	ln PL	ln REM	ln HT	ln AF
ln PL	1			
ln REM	0.316	1		
ln HT	-0.159	0.808	1	
ln AF	0.737	0.528	0.305	1

Fuente: Elaboración propia

3.3. *Diferencias en productividad laboral por nivel tecnológico (ANOVA)*

Se presentan los resultados de ANOVA en la Tabla 4.

Tabla 4: Análisis de varianza de la productividad laboral por nivel tecnológico (2018–2024)

Estadístico	Baja (n=77)	Media (n=49)	Alta (n=21)
Media ln PL	5.895	7.214	6.538
Desv. estándar	0.733	0.905	0.446
Media PL original*	363.2	1357.8	690.6

Nota: *Media PL original expresada en miles de pesos por trabajador (e^Media ln PL).

Fuente de variación	SC	gl	CM	F
Entre grupos	52.38	2	26.19	44.86***
Dentro de grupos	84.07	144	0.584	
Total	136.45	146		

Fuente: Elaboración propia.
Nota: *** $p < 0.001$ ($p = 7.17\times10^{-16}$).

El estadístico F(2, 144)= 44.86 con $p=7.17x10^{-16}$ permite rechazar con alta significancia estadística la hipótesis nula de igualdad de medias entre los tres niveles tecnológicos, confirmando así H2: existen diferencias estadísticamente significativas en la productividad laboral entre subsectores manufactureros pertenecientes a distintos niveles de intensidad tecnológica.

El análisis de las medias por grupo revela que los subsectores de nivel tecnológico medio registran la productividad más alta con una media de 1357.8 miles de pesos por trabajador, seguidos por los de alta tecnología con 690.6 miles de pesos, y los de baja tecnología con 363.2 miles de pesos. La composición del grupo de tecnología media incluye subsectores de alta intensidad de capital como la fabricación de productos derivados del petróleo y del carbón (324) e industria química (325), cuyo valor de productividad laboral es alto en el panel analizado. Por su parte, subsectores clasificados como de alta tecnología como la fabricación de equipo de transporte (336) y de equipo de computación, comunicación, medición y de otros equipos (334) han operado históricamente en México bajo esquemas de manufactura y ensamble con bajo contenido de diseño e innovación local (Carrillo y Hualde, 1998), lo que limita la productividad por trabajador en el subsector con respecto a sus equivalentes en economías avanzadas.

3.4. *Determinantes de la productividad laboral. Modelos de Regresión.*

Los resultados de los cinco modelos de regresión por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) se presentan en la Tabla 5.

Tabla 5: Resultados de Regresión MCO, determinantes de la productividad laboral manufacturera

Variable	M1 Base	M2 Ef. fijos	M3A Baja	M3B Media	M3C Alta
β ln REM	0.802***	1.212***	1.187***	0.195**	-0.206 (ns)
β lnHT	-1.141***	-1.456***	-1.215***	-1.050***	-0.277 (ns)
β ln AF	0.427***	0.435***	0.400***	0.451***	0.509***
DMEDIA	—	Incluida	—	—	—
DALTA	—	Incluida	—	—	—
Dummies año	No	Sí	Sí	Sí	Sí
R^2 ajustado	0.861	0.890	0.787	0.979	0.970
F significación	< .001	< .001	< .001	< .001	< .001
N	147	147	77	49	21

Fuente: Elaboración propia
Nota: Niveles de significancia: *** p<0.001, ** p<0.05, ns=no significativo

El Modelo 1 (M1 Base) explica que el 86.1% (valor dado por R^2 ajustado=0.861) de la variación en la variable dependiente (ln PL) es explicada por las variables independientes (ln REM, ln HT, ln AF). La incorporación de los efectos fijos del nivel tecnológico y de año en el Modelo 2 (M2 Ef. fijos) mejoran el ajuste de R^2 ajustado a 0.890, demostrando que estos controles estructurales y temporales comprenden variación adicional en la productividad laboral que no es atribuible a las variables independientes continuas. En ambos modelos la prueba F tienen un valor de p<0.001, por lo que valida la especificación del modelo en conjunto.

En el Modelo 2, las tres variables independientes son significativas al nivel p<0.001. Las remuneraciones totales (ln REM) presentan el coeficiente de mayor magnitud con β =1.212 y $p=6.99\times10^{-29}$, mostrando que un incremento del 1% en las remuneraciones a los trabajadores se asocia con un aumento del 1.21% en la productividad laboral. La elasticidad mayor a la unidad es consistente con la teoría del salario de eficiencia, que postula que remuneraciones más elevadas incentivan mayor esfuerzo laboral, reducen la rotación de personal y atraen trabajadores de mayor calificación (Shapiro y Stiglitz, 1984). Los activos fijos netos (ln AF) presentan una elasticidad positiva de 0.435 y $p=3.92\times10^{-35}$, indicando que un incremento del 1% en el capital físico disponible se asocia con un aumento del 0.44% en la productividad laboral. La elasticidad menor a la unidad es consistente con rendimientos decrecientes del capital en industrias manufactureras maduras (Borrayo López et al., 2019). Las horas trabajadas (ln HT) presentan el coeficiente de mayor valor absoluto con signo negativo (β=-1.456, $p=2.37\times10^{-39}$), demostrando que un incremento del 1% en el volumen total de horas se asocia con una reducción del 1.46% en la productividad por trabajador. Este resultado es consistente con la evidencia de que los subsectores con mayor intensidad de mano de obra tienden a generar menor valor agregado por trabajador (Timmer et al., 2015), lo que en el contexto manufacturero mexicano apunta a estructuras productivas con bajo grado de mecanización y sustitución capital-trabajo (Esquivel, 2010).

De manera conjunta los coeficientes de ln REM, ln AF y ln HT apoyan a H1.

Se debe aclarar que el Modelo 2 responde al cuestionamiento: ¿qué ocurre con la productividad de cada nivel tecnológico cuando se mantienen constantes las remuneraciones, las horas trabajadas y los activos fijos? Al controlar simultáneamente por estas tres variables, el modelo compara los subsectores en condiciones equivalentes. Por consiguiente, teniendo que los coeficientes DMEDIA (γ_1=-0.369, $p=7.24\times10^{-5}$) y DALTA (γ_2=-0.596, $p=2.72\times10^{-7}$) son negativos, esto demuestra que los subsectores de media y alta tecnología tienen una productividad base menor que los

subsectores de baja tecnología cuando todos operan con los mismos niveles de remuneraciones, horas trabajadas y activos fijos.

Respecto a los efectos temporales, cuyos resultados se presentan en la Tabla 6, los coeficientes de los dummies de año del Modelo 2 indican la diferencia en productividad laboral de cada año respecto al año base 2018, manteniendo constantes las variables independientes y el nivel tecnológico. Exceptuando al año 2019, cuyo coeficiente no es estadísticamente significativo (con p=0.384), lo que sugiere que la productividad laboral se mantuvo estable en los primeros dos años del periodo analizado, los coeficientes de las dummies de los años restantes indican que la productividad fue consistentemente menor que en el año base 2018. El año con el coeficiente más negativo corresponde al 2024, con δ=-0.574, p=1.44×10^{-6}, equivalente a una reducción aproximada del 43.7% respecto al año base, le sigue 2023 (δ=-0.486, p=2.30×10^{-5}, equivalente a -38.5%) y 2022 (δ=-0.354, p=0.001, equivalente a -29.8%). Los años 2020 (δ=-0.268, p=0.009, equivalente a -23.5%) y 2021 (δ=-0.265, p=0.011, equivalente a -23.3%) presentan coeficientes de magnitud similar entre sí.

Tabla 6: Coeficientes de los dummies de año y su valor p.

Dummy de Año	Coeficientes (δ)	Valor p
2019	-0.086	0.3816
2020	-0.268	0.009
2021	-0.265	0.011
2022	-0.354	0.001
2023	-0.486	2.30×10^{-5}
2024	-0.574	1.44×10^{-6}

Fuente: Elaboración propia

En el análisis diferenciado por nivel tecnológico, los tres modelos realizados para nivel Bajo, Medio y Alto (M3A, M3B y M3C) presentan R^2 ajustado elevados (0.787, 0.979 y 0.970) y valores de prueba F significativas de p<0.001.

Los modelos M3A, M3B y M3C muestran que el efecto de las remuneraciones sobre la productividad laboral decrece conforme aumenta el nivel tecnológico. El coeficiente más alto se observa en el grupo de Baja tecnología con β=1.187 y p<0.001, seguido por el grupo de Media tecnología con un coeficiente significativamente menor (β=0.195, p=0.047), mientras que en Alta tecnología el coeficiente es negativo y no significativo (β=-0.206, p=0.645), lo que indica que las remuneraciones no tienen un efecto significativo sobre la productividad laboral en ese grupo. Esto sugiere que en los subsectores con nivel tecnológico alto la productividad no está determinada por el nivel de remuneración, sino por otros factores tales como el contenido tecnológico de los procesos productivos o el nivel de especialización del capital humano, elementos cualitativos no capturados por la variable REM del modelo.

Contrario a la variable de remuneraciones, el efecto negativo de las horas trabajadas se atenúa conforme aumenta el nivel tecnológico. El coeficiente es más negativo en el grupo de Baja tecnología con β=-1.215 y p<0.001, disminuye en Media tecnología (β=-1.050, p<0.001), y en Alta tecnología el coeficiente se reduce en magnitud y pierde significancia estadística (β=-0.277, p=0.576). Este resultado sugiere que en subsectores de alta tecnología la relación entre horas trabajadas y la productividad laboral es menos mecánica, ya que el trabajo en estos subsectores es más intensivo en cuanto a conocimiento y la contribución al valor agregado no depende directamente del número de horas acumuladas.

El efecto de los Activos Fijos sobre la productividad crece con el nivel tecnológico del subsector; los tres grupos tecnológicos tienen un valor de p estadísticamente significativo. En Baja tecnología se tiene un coeficiente de 0.400, en Media de 0.451 y en Alta de 0.509, lo cual confirma que la inversión en capital físico tiene un mayor retorno en productividad laboral conforme aumenta el nivel tecnológico del subsector, posicionando a los Activos Fijos como el determinante más sólido y universal de la productividad laboral en la industria manufacturera en México durante el periodo analizado.

La comparación de coeficientes entre los tres modelos por nivel tecnológico confirma H3.

El diagnóstico y verificación del Modelo 2 se presenta en la Tabla 7.

Tabla 7: Verificación de supuestos MCO

Supuesto	Prueba	Estadístico	Resultado	Impacto en inferencia
Normalidad de residuos	Jarque-Bera	JB = 46.45	No se cumple	Bajo — mitigado por TCL (n=147)
Autocorrelación	DW por subsector	DW = 0.241	Autocorrelación positiva	Moderado — p-valores principales robustos
Homocedasticidad	Gráfico de residuos	Visual	Se cumple aprox.	Ninguno

Fuente: Elaboración propia

Dado que el valor de la prueba de Jarque-Bera es mayor que 5.99, se rechaza normalidad sobre los residuos, sin embargo, considerando que el tamaño de la muestra (n=147) satisface las condiciones del teorema central del límite, los estimadores MCO conservan sus propiedades asintóticas, permitiendo así realizar inferencias válidas (Wooldridge, 2010). Los gráficos de residuos generados por la herramienta de análisis de excel no revelan patrones de heterocedasticidad. El estadístico Durbin-Watson calculado mediante el promedio de los subsectores arrojó un valor de 0.241, indicando existencia de autocorrelación positiva en los residuos, situación esperable debido al reducido número de observaciones temporales por subsector. Aunque esta prueba no es la más adecuada para paneles cortos, siendo preferible el test de Wooldridge (2010), que requiere software econométrico especializado, la significancia estadística de los

principales coeficientes se mantiene robusta, ya que sus p-valores se encuentran entre 10^{-15} y 10^{-35}.

4. Discusión

4.1. *Hallazgos en relación con las hipótesis*

Los resultados obtenidos permiten dar respuesta a las tres hipótesis planteadas y aportan evidencia actualizada sobre los determinantes de la productividad laboral en el sector de la manufactura mexicana para el periodo 2018-2024. H1 se confirma parcialmente, H2 y H3 se confirman en su totalidad. H3 se evidencia mediante patrones diferenciados de determinación de la productividad dependiendo el grupo tecnológico al que pertenecen.

4.2. *El efecto de las remuneraciones sobre la productividad*

En el Modelo 2, el coeficiente positivo y mayor de ln REM (β=1.212, $p<0.001$) muestra que las remuneraciones al personal son el determinante con mayor elasticidad sobre la productividad laboral en la manufactura de México. Este resultado coincide con los postulados de la teoría del salario de eficiencia, que predice una relación positiva entre el nivel salarial y la productividad del trabajador mediante mecanismos de incentivo, retención y selección de capital humano (Shapiro y Stiglitz, 1984). En el contexto específico de la manufactura mexicana, López Cabrera et al. (2024) documentan una relación positivamente significativa entre la remuneración y la productividad laboral, lo cual coincide con la elasticidad calculada en el estudio. La elasticidad mayor a la unidad sugiere que en México las remuneraciones no solo reflejan la productividad existente en el subsector, sino que la potencia activamente. Asimismo, Verhoogen (2008) revela que, para las plantas manufactureras mexicanas, las unidades más productivas pagan salarios más altos para atraer y motivar a trabajadores de mayor calificación.

El análisis por nivel tecnológico revela que este efecto es mayor en subsectores de baja tecnología y se atenúa significativamente en los de media tecnología, desapareciendo en los grupos de alta tecnología. Este patrón coincide con la hipótesis de que en industrias que son más demandantes en conocimiento la productividad depende menos de la remuneración y más de la calidad y especialización del capital humano empleado (Syverson, 2011). En subsectores de baja tecnología, donde el trabajo es más rutinario, el salario funciona más directamente como incentivo y disciplina laboral (Shapiro y Stiglitz, 1984).

4.3. *El efecto del capital físico sobre la productividad*

El coeficiente positivo de ln AF (β=0.435, $p<0.001$) comprueba que el capital físico es un determinante significativo de la productividad laboral. El patrón creciente de este coeficiente entre los grupos tecnológicos indica que la inversión en capital físico tiene un mayor retorno de productividad laboral conforme aumenta la sofisticación tecnológica del subsector. La Brookings Institution (2024) reporta que, entre 2022 y 2024, aproximadamente la mitad de la inversión extranjera directa en México se concentró en el sector manufacturero, particularmente en equipo de transporte y electrónica, subsectores que coinciden con aquellos donde el Modelo 3C identifica mayores retornos asociados a los activos fijos de los subsectores, lo que sugiere que las políticas orientadas a atraer inversión en manufactura de alta tecnología podrían generar mayores impactos en productividad que aquellas dirigidas a industrias de menor intensidad tecnológica.

4.4. *El efecto negativo de las horas trabajadas sobre la productividad*

La interpretación del coeficiente ln HT (β=-1.456, $p<0.001$) corresponde a que los subsectores que acumulan mayor volumen total de horas generan menos valor por trabajador, lo que evidencía estructuras productivas intensivas en mano de obra. Este resultado es consistente con la ley de Verdoorn-Kaldor, que establece que el crecimiento del empleo sin aumento proporcional de la producción reduce la productividad media por trabajador (Angeles-Castro et al., 2023).

Un matiz relevante lo aportan los modelos por nivel tecnológico, ya que en el grupo de Alta tecnología el coeficiente de ln HT se reduce en magnitud y pierde significancia estadística (β=-0.277, $p=0.576$), lo cual sugiere que este en subsectores con mayor nivel tecnológico la relación entre el volumen de horas trabajadas y el valor agregado generado es más compleja y menos lineal, posiblemente porque el trabajo en estas industrias es más intensivo en conocimiento y la contribución productiva depende en mayor medida de la calidad de la interacción entre el trabajador y los procesos tecnológicos del subsector que de las horas trabajadas (Syverson, 2011). Esto apunta a que las estrategias de incremento de productividad en manufactura de alta tecnología no deben centrarse en la gestión del tiempo de trabajo sino en la calificación del capital humano y la transferencia tecnológica.

4.5. *Heterogeneidad tecnológica y productividad*

El ordenamiento de productividades observado en el ANOVA, donde los subsectores de media tecnología superan a los de alta tecnología, no muestra una ventaja intrínseca de ese grupo. Una vez controlados estos factores en el Modelo 2, los coeficientes de los dummies de grupo tecnológico son negativos para Media y Alta tecnología respecto a Baja, lo que sugiere que la ventaja productiva observada en el ANOVA se debe a las mayores dotaciones de capital físico y remuneraciones de esos subsectores y no a una eficiencia intrínseca que persista una vez controlados dichos factores.

En el contexto de la manufactura mexicana, este resultado es coherente con la composición del grupo de media tecnología, donde subsectores como derivados del petróleo e industria química operan con estructuras que generan valor agregado por trabajador excepcionalmente alto. Por su parte, los subsectores de alta tecnología han operado históricamente en México bajo esquemas de manufactura y ensamble con bajo contenido de diseño e innovación local (Carrillo y Hualde, 1998), lo que limita su productividad por trabajador respecto a sus equivalentes en economías avanzadas. Esto coincide con las advertencias sobre la aplicación de la taxonomía tecnológica de la OCDE (2011) a contextos productivos de economías en desarrollo (Dutrénit et al., 2010).

4.6. *Trayectoria temporal de la productividad 2018-2024*

Los coeficientes negativos de los dummies de año del Modelo 2 señalan una trayectoria de deterioro de la productividad manufacturera en relación a 2018 durante casi todo el periodo analizado. Dado que los coeficientes más bajos corresponden a los años 2023 (δ=-0.486) y 2024 (δ=-0.574), y no a 2020, apunta a que los factores que bajaron la productividad durante el periodo analizado no fueron exclusivamente relacionados a la pandemia o de carácter cíclico, sino que responden a dinámicas estructurales de mayor alcance temporal.

Entre los factores que pueden explicar este deterioro acumulado destacan la presión inflacionaria sobre los costos de producción registrada en México a partir de 2021, la apreciación del peso frente al dólar que reduce la competitividad del sector exportador, y los costos de transición asociados a la reconfiguración de cadenas globales de valor en el contexto del nearshoring. Este último proceso, si bien representa una oportunidad de atracción de inversión productiva hacia México, implica también costos de reorganización operativa y adaptación de procesos que pueden disminuir temporalmente la productividad medida en el corto plazo. La Brookings Institution (2024) documenta que el impacto del nearshoring sobre la productividad manufacturera en México se esperaba materializar plenamente a partir de 2024–2025, lo que sugiere que los coeficientes negativos de 2023 y 2024 pueden capturar precisamente ese periodo de transición y ajuste previo a la consolidación de los beneficios productivos esperados.

5. Conclusiones

El presente estudio permitió analizar los determinantes de la productividad laboral en la industria manufacturera mexicana durante el periodo 2018-2024, mediante un panel de datos de 21 subsectores de la manufactura, tomando tres dígitos de la clasificación SCIAN, con 147 observaciones extraídas de la Encuesta Anual de la Industria Manufacturera llevada a cabo por INEGI. A través de un análisis de varianza de un factor y cinco modelos de regresión por mínimos cuadrados ordinarios con efectos fijos de nivel tecnológico y año, fue posible identificar y cuantificar que las remuneraciones a los trabajadores y los activos fijos constituyen determinantes positivos y estadísticamente significativos de la productividad laboral, mientras que las horas trabajadas representan un efecto negativo asociado a estructuras productivas intensivas en mano de obra. Asimismo, el enfoque segmentado por nivel tecnológico permitió demostrar que los determinantes de la productividad operan de manera diferenciada según la intensidad tecnológica del subsector analizado.

H1 se confirmó parcialmente, puesto que la remuneración y los activos fijos ejercen efectos positivos y estadísticamente significativos sobre la productividad laboral, sin embargo, las horas trabajadas presentan un efecto negativo, aunque significativo, cuya interpretación corresponde a que los subsectores con mayor volumen de horas acumuladas son intensos con la mano de obra, pero bajos en valor agregado unitario, lo que señala a la intensidad de mano de obra como una dimensión relevante de la heterogeneidad productiva sectorial.

Se confirmó H2, ya que se detectaron diferencias estadísticamente significativas en la productividad laboral entre subsectores de diferentes niveles tecnológicos, registrando una mayor productividad bruta promedio en los subsectores de nivel tecnológico medio, seguidos por los de alta y baja tecnología. Sin embargo, el Modelo 2 reveló que esta ventaja es derivada de que en dichos subsectores existen mayores dotaciones de capital físico y remuneraciones, no de una eficiencia que persista una vez controlados estos factores.

Se confirmó H3, considerando que el análisis por grupos tecnológicos arrojó patrones que demuestran que los determinantes de la productividad no actúan de la misma manera en cada grupo. El efecto de las remuneraciones decrece progresivamente con el nivel tecnológico, el efecto negativo de las horas trabajadas se atenúa con el nivel tecnológico hasta desaparecer en Alta, y el efecto de los activos fijos crece con la intensidad tecnológica del subsector. Este último patrón es el más robusto del estudio, ya que esta variable es el único determinante con coeficiente significativo en los cinco modelos estimados, estableciéndose como el factor estructural más universal de la productividad laboral en el sector de la manufactura en México en el periodo analizado.

Declaración sobre el uso de Inteligencia Artificial generativa y tecnologías asistidas por IA

Los autores declaran que no utilizaron herramientas de inteligencia artificial para la elaboración, redacción, revisión, corrección o traducción del presente manuscrito. El contenido fue desarrollado íntegramente por los autores, quienes asumen la total responsabilidad sobre su exactitud, originalidad e integridad científica.

Referencias

Angeles-Castro, G., Domínguez-Blancas, C. S., & Fraga-Castillo, C. A. (2023). Kaldor-Verdoorn laws in the Latin American countries, 1992-2021. Investigación económica, 82(326), 156-184. https://doi.org/10.22201/fe.01851667p.2023.326.86163

Ayala Gaytán, E. A., & Chapa Cantú, J. C. (2015). Trabajo calificado, especialización y productividad laboral urbana en la frontera norte de México: un análisis de panel de efectos mixtos. *Estudios Fronterizos, 16*(31), 95–130. https://doi.org/10.21670/ref.2015.31.a04

Borrayo López, R., Mendoza González, M. Á., & Castañeda Arriaga, J. M. (2019). *Productividad y eficiencia técnica de la industria manufacturera regional de México, 1960-2013: un enfoque panel de frontera estocástica*. *Estudios Económicos*, *34*(1), 25–60. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0186-72022019000100025&lng=es&tlng=es

Brookings Institution. (2024). *USMCA and nearshoring: The triggers of trade and investment dynamics in North America*. https://www.brookings.edu/articles/usmca-and-nearshoring-the-triggers-of-trade-and-investment-dynamics-in-north-america/

Carrillo, J., & Hualde, A. (1998). Third generation maquiladoras? The Delphi-General Motors case. *Journal of Borderlands Studies, 13(1)*, 79–97. https://doi.org/10.1080/08865655.1998.9695510

Cobb, C. W., & Douglas, P. H. (1928). A Theory of production. *The American Economic Review*, *18*(1), 139–165. http://www.jstor.org/stable/1811556

Dutrénit, G., De Fuentes, C., & Torres, A. (2010). Channels of interaction between public research organisations and industry and their benefits: evidence from Mexico. *Science and Public Policy, 37*(7), 513–526. https://doi.org/10.3152/030234210X512043

Escorche, V. & Gómez, L. (1992). *Productividad y calidad*. Editorial Nuevos Tiempos.

Esquivel, G. (2010). De la inestabilidad macroeconómica al estancamiento estabilizador: el papel del diseño de la política macroeconómica. En N. Lustig (Ed.), *Crecimiento económico y equidad*. El Colegio de México.

Greene, W. H. (2018). *Econometric analysis* (8th ed.). Pearson.

Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2023). *Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte, México SCIAN 2023*. https://www.inegi.org.mx/scian/

Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2024a). *Producto interno bruto trimestral. Año base 2018. Bases de datos. Sistema de Cuentas Nacionales de México. https://www.inegi.org.mx/app/tabulados/default.aspx?pr=20&vr=1&in=3&tp=20&wr=1&cn*

Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2024b). *Encuesta Anual de la Industria Manufacturera (EAIM). Serie 2018. Tabulados interactivos*. INEGI. https://www.inegi.org.mx/programas/eaim/2018/

Kaldor, N. (1966). Causes of the slow rate of economic growth of the United Kingdom. Cambridge University Press.

López Cabrera, J. A., González Mata, E., & Cabral Torres, R. (2024). Labor productivity and remuneration across Mexico's manufacturing industry: a spatial approach. *Estudios Económicos, 39(2)*, 203-241. https://doi.org/10.24201/ee.v39i2.451

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos. (2011). *ISIC rev. 3 technology intensity definition: Classification of manufacturing industries into categories based on R&D intensities*. OCDE. https://www.oecd.org/sti/ind/48350231.pdf

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos. (2024). *Compendio de indicadores de productividad de la OCDE 2024.* OCDE Publishing. https://doi.org/10.1787/b96cd88a-en

Ramírez-Méndez, G. G., Magaña-Medina, D. E. y Ojeda-López, R. N. (2022). Productividad, aspectos que benefician a la organización. Revisión sistemática de la producción científica. Trascender, contabilidad y gestión, 7(20), 189–208. https://doi.org/10.36791/tcg.v8i20.166

Shapiro, C., & Stiglitz, J. E. (1984). Equilibrium unemployment as a worker discipline device. *American Economic Review, 74*(3), 433–444.

Syverson, C. (2011). What determines productivity? *Journal of Economic Literature, 49*(2), 326–365. https://doi.org/10.1257/jel.49.2.326

Timmer, M. P., Dietzenbacher, E., Los, B., Stehrer, R., & de Vries, G. J. (2015). An illustrated user guide to the World Input-Output Database. *Review of International Economics, 23(3)*, 575–605. https://doi.org/10.1111/roie.12178

Verhoogen, E. A. (2008). Trade, quality upgrading, and wage inequality in the Mexican manufacturing sector. *The quarterly journal of economics, 123(2)*, 489-530.

Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data* (2nd ed.). MIT Press. https://mitpress.mit.edu/9780262232586/econometric-analysis-of-cross-section-and-panel-data/