

11. Efectos del salario mínimo en el ingreso salarial de la ocupación informal en México

DOLLY ANABEL ORTIZ LAZCANO*

OCTAVIO MARTÍN MAZA DÍAZ CORTÉS**

LUZ JUDITH RODRÍGUEZ ESPARZA***

DOI: <https://doi.org/10.52501/cc.322.11>

Resumen

En el presente artículo se abordan los efectos en el ingreso con relación a la ocupación informal en México en el periodo que va de 2014 al 2024. Con este propósito, se proponen modelos de regresión de *machine learning* (gradiente extremo, bosques aleatorios, redes neuronales y regresión lineal) para establecer la relación que existe entre las remuneraciones y la forma de ocupación. Esto tiene el objetivo de comprender los mecanismos de fijación de precios en este sector específico. Para este fin, se usaron datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), que comprenden los años de las dos últimas administraciones en el país. Los resultados muestran que el empleo informal y el número de horas de trabajo son las variables de mayor peso para la predicción del ingreso de los ocupados.

Palabras clave: *salario mínimo, ocupación informal, regresión de gradiente extremo, machine learning.*

* Doctora en Ciencias Aplicadas y Tecnologías. Profesora-investigadora del Departamento de Economía de la Universidad Autónoma de Aguascalientes, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3452-3291>

** Doctor en Estudios Laborales. Profesor-investigador del Departamento de Sociología y Antropología de la Universidad Autónoma de Aguascalientes, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3991-7751>

*** Doctora en Ciencias. Investigadora por México en el Departamento de Matemáticas y Física de la Universidad Autónoma de Aguascalientes, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2241-1102>

Introducción

La comprensión de las variables que intervienen en la valoración de la mano de obra en el mercado de trabajo informal es un aspecto relevante en el análisis de las relaciones económicas en México, primero por su tamaño: el sector informal en 2024 representa una cuarta parte de los trabajadores en el país, además de que, históricamente, la mitad de los ocupados trabajan de manera informal;¹ y en segundo lugar, por su magnitud, ya que la economía informal aporta 24.4% del PIB.² De acuerdo con Salas (2006), la definición del trabajo informal se usó para comprender formas de trabajo que eran diferentes a lo considerado estándar. En términos generales muestran que existen ciertas características que lo definen: la facilidad de entrada, el apoyo en los recursos locales, la propiedad familiar de las empresas, la operación a pequeña escala, tecnología adaptada e intensiva en fuerza de trabajo, destrezas adquiridas fuera del sistema educativo, mercados no regulados y competitivos. Veras y Krein (2024) hacen una amplia revisión de la polisemia del término, así como de la relevancia de su uso y de los debates que los acompañan, en particular de sus posibilidades para mostrar la complejidad del mercado de trabajo y como factor fundamental en el diseño de políticas públicas. Aunado a esto, los autores señalan la relevancia de la producción de datos sobre este campo de la realidad económica y social.

El trabajo informal no está separado del resto de la economía. Se vincula con el mercado laboral general, pero también uno de los elementos importantes es la relación que se observa entre el mercado de trabajo informal con el resto de la economía. Por ejemplo, un mercado de trabajo empobrecido implicaría que las personas busquen oportunidades en los segmentos informales, en este sentido, Temkin y Bensusán (2014) nos llevan a reflexionar sobre la forma en la que las políticas sociales y laborales se vinculan a los índices de pobreza. Ante tal situación, en este documento se estudia la forma en que el precio de la mano de obra en el sector informal se ve afectada

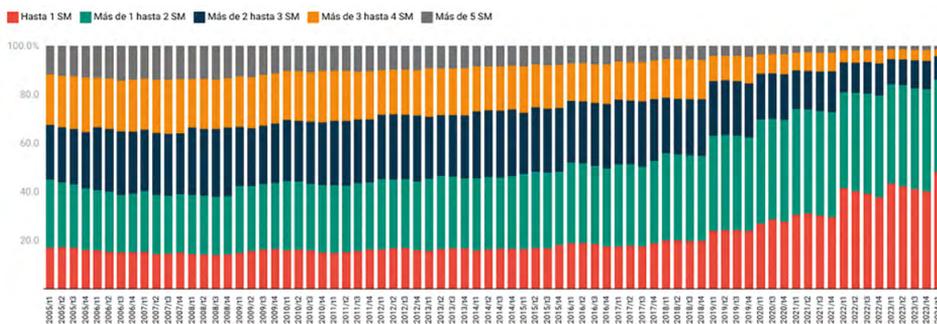
¹ La ENOE identifica: (1) a los ocupados en el sector informal, (2) a la ocupación en condiciones de informalidad operando fuera del sector, por ende, (3) el total de la ocupación o empleo informal de la economía (1+2) (INEGI, 2014).

² Para el año 2022, según el INEGI en su informe Medición de la Economía Informal (MEI).

por la política de aumento al salario mínimo y se cuestiona si esto ha representado una mejora en las remuneraciones o si hay factores sociodemográficos que inciden en la variación de los salarios.

De manera general, se pretende analizar los elementos que intervienen en la fijación de precios de la mano de obra en el sector informal en México. Para ello, analizaremos el comportamiento que ha tenido el salario en el periodo 2014 a 2024, es decir, 10 años que abarcan dos administraciones con políticas laborales distintas. Como podemos observar en la Figura 1, el aumento en el salario mínimo ha cambiado profundamente la estructura de la distribución de las remuneraciones, duplicando en 20 años el porcentaje de personas que ganan hasta un salario mínimo y reduciendo a un mínimo histórico la proporción de ocupados que ganan más de 3 salarios mínimos. Esta composición sin duda tiene un impacto económico importante, primero, porque el aumento en el salario mínimo ha generado un crecimiento sin precedentes en los trabajos con menor remuneración, y segundo, porque se debe contrastar esta información con el aumento en el costo de vida.

Figura 11.1. *Evolución del salario en México 2005-2024*

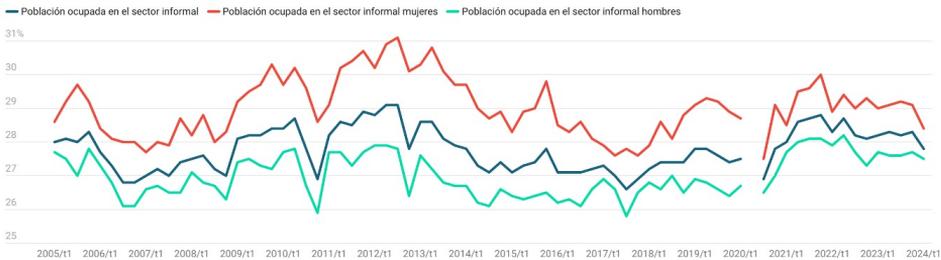


Fuente: Elaboración propia (2024).

Otro asunto importante por analizar es si la calidad de las ocupaciones ha mejorado a raíz de estos aumentos al salario mínimo, es decir, si ha decrecido la informalidad o si han mejorado las condiciones de los trabajadores. En ese aspecto, la Figura 2 nos muestra la evolución del porcentaje de la población ocupada en el sector informal, el cual, como se puede observar, no muestra alguna tendencia durante el periodo de política salarial de

aumento en el salario mínimo que indique una reducción o un aumento importante. Lo que sí podemos verificar es que la brecha entre hombres y mujeres parece más estrecha debido a un aumento de la proporción de los hombres en el sector informal.

Figura 11.2. Porcentaje de la población ocupada en el sector informal por sexo



Fuente: Elaboración propia (2024).

En este capítulo se propone una propuesta metodológica novedosa, usando un enfoque de *machine learning* mediante los modelos de regresión lineal múltiple, regresión con bosques aleatorios, regresión de gradiente extremo y redes neuronales. Los modelos de *machine learning* para el análisis económico son cada vez más usados, pues tienen características que los hacen atractivos para la investigación, primero, por su capacidad para analizar grandes conjuntos de datos y, en segundo lugar, porque han demostrado su capacidad para descubrir patrones complejos que no podrían ser tan evidentes usando métodos tradicionales.

Marco teórico

De manera muy resumida, el salario es el precio que se le da al trabajo, sin embargo, este precio no está supeditado únicamente a la oferta y la demanda de trabajo, sino también está determinado por factores exógenos como el poder de negociación individual y colectivo (por medio de sindicatos, por ejemplo), la política económica y social, etc. En ese sentido, es importante resaltar que existen regulaciones que determinan un precio base mínimo sobre las cuales parte la determinación del precio del trabajo, a esa base se

le denomina salario mínimo. Se pueden resaltar dos investigaciones que dan inicio al uso del concepto de informalidad. Los aportes los realizó Hart (1973) y la Organización Internacional del Trabajo (OIT) (1972). La definición gira en torno a las actividades económicas que se realizan al margen de los establecimientos legalmente establecidos tanto en los sectores públicos como privados. Tokman (2004) relaciona el trabajo informal con los denominados “trabajadores pobres” (*working poor*), pues son estos quienes desarrollan actividades de baja productividad, pero que resultan funcionales al resto de la economía.

Medición de la informalidad

En México, el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) es el encargado de medir la informalidad mediante la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE). La ENOE es la principal fuente de información sobre el mercado laboral mexicano, pues ofrece datos mensuales y trimestrales de la población nacional por cada entidad federativa en ámbitos como la fuerza de trabajo, la ocupación, la informalidad laboral, la subocupación y la desocupación. El INEGI define el sector informal como:

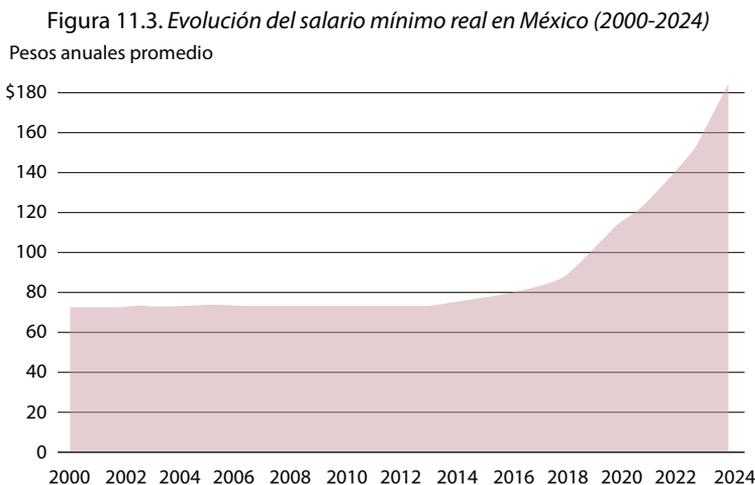
Son empresas privadas no incorporadas, esto es, empresas pertenecientes a individuos u hogares que no están constituidas como entidades legales separadas de sus dueños y para las cuales no se dispone de una contabilidad completa que permita la separación financiera de las actividades de producción de la empresa de otras actividades de sus dueños (INEGI, 2014, p.8).

Destacan dos rasgos característicos que son: el no registro y la producción a pequeña escala. Las formas de medición de este sector no consideran la agricultura de subsistencia. A partir del diseño conceptual del INEGI se define “la ocupación en el Sector Informal en términos operativos y queda conformada por las personas ocupadas en negocios no agropecuarios de tipo independiente, personal o familiar, que no son cuasi sociedades y que, además, no llevan ningún registro contable” (INEGI, 2014, p. 24). El INEGI también identifica la ocupación en condiciones de informalidad al trabajar

en una unidad no incorporada a la secretaría de Hacienda y otros organismos reguladores de las actividades económicas aunque pueden estar laborando en una empresa formalizada, pero que no se encuentra registrada ante la seguridad social (INEGI, 2014).

Métodos

Comprender cómo distintos factores sociodemográficos, así como la política laboral, pueden estar influyendo en los ingresos de los ocupados es de suma importancia para comprender la dinámica del mercado de trabajo. Más aún, entender cómo afecta a los ocupados en condición de informalidad nos puede ayudar a entender este complejo componente de la economía mexicana. El presente estudio se centra en la exploración de la relación de las variables edad, sexo, sector, nivel educativo, número de horas y tipo de ocupación (que le llamaremos empleo) con el ingreso de los ocupados en México mediante la propuesta de una nueva metodología, utilizando un enfoque de *machine learning*. Algunas formas en las que se aplican los modelos de *machine learning* incluyen: predicción de tasas, identificación de



Deflactado con el Índice Nacional de Precios al Consumidor base segunda quincena de julio de 2018.

Fuente: Elaboración propia con datos de la Comisión Nacional de los Salarios Mínimos (CONASAMI) (STPS, 2024).

factores de riesgo, segmentación de la fuerza laboral y detección de tendencias emergentes.

En este trabajo, se utilizarán los datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), considerando los años 2014-2024. Debido a que la política laboral de aumento del salario mínimo prácticamente se inició en 2018 (Figura 3), se hace un análisis de 3 diferentes periodos para comparar los cambios en las variables seleccionadas.

Modelo

Consideremos el modelo estadístico de la siguiente forma:

$$Y = f(X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6)$$

donde la variable Y , de tipo cuantitativo, es el ingreso mensual de los ocupados en México y las variables independientes X_i , $i = 1, 2, 3, 4, 6$ de tipo categóricas que corresponden a las variables *sexo*, *grupo de edad*, *nivel de educación*, *tipo de contratación* y *sector en el que se ocupan*; e $i = 4$ de tipo cuantitativo que corresponde a la variable *número de horas trabajadas a la semana*, cuyas clases y valores se muestran en la Tabla 1.

Tabla 11.1. *Variables independientes consideradas para la regresión*

<i>Sexo</i>	<i>Edad</i>	<i>Educación</i>	<i>Número horas trabajadas por semana</i>	<i>Tipo de ocupación</i>	<i>Sector</i>
	15 a 24 años	Primaria incompleta			
Hombre	25 a 44 años	Primaria completa	1-168	Empleo informal	Sector informal
Mujer	45 a 64 años	Secundaria completa			
	65 años y más	Medio superior y superior		Empleo formal	Sector formal
	No especificada	No especificado			

Fuente: Elaboración propia (2024).

Los modelos de *machine learning* que se considerarán para la regresión serán los siguientes:

1. *Regresión lineal múltiple*: es una extensión de la regresión lineal simple que permite predecir el valor de una variable dependiente (Y) utilizando múltiples variables independientes (X_1, X_2, \dots, X_m). El modelo asume una relación lineal entre la variable dependiente y las variables independientes, y se representa con la ecuación:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_m X_m + \varepsilon,$$

donde los $\beta_i, i = 1, \dots, m$ son los parámetros y ε es el error.

2. *Regresión con bosques aleatorios*: la regresión con bosques aleatorios (en inglés *Random Forest Regression*) es un método de conjunto que utiliza múltiples árboles de decisión para realizar predicciones. Cada árbol en el bosque es construido a partir de una muestra aleatoria del conjunto de datos y cada nodo del árbol se decide usando un subconjunto aleatorio de las variables. La predicción final es el promedio de las predicciones de todos los árboles en el bosque. Este enfoque ayuda a mejorar la precisión y reducir el riesgo de sobreajuste en comparación con los modelos individuales de árboles de decisión.
3. *Gradiente extremo*: la regresión de aumento de gradiente o de gradiente extremo es una técnica de aprendizaje automático que construye un modelo predictivo mediante la combinación de múltiples modelos más simples, generalmente árboles de decisión. Se basa en un proceso iterativo donde cada nuevo modelo corrige los errores cometidos por el modelo anterior, optimizando la función de pérdida mediante el método de descenso de gradiente. Este enfoque suele ser muy efectivo para mejorar la precisión predictiva.
4. *Redes neuronales*: las redes neuronales son modelos altamente flexibles y pueden adaptarse bien a una variedad de problemas de clasificación multiclase. Las arquitecturas como redes neuronales densas, redes neuronales convolucionales y redes neuronales recurrentes pueden ser útiles dependiendo de la naturaleza de los datos.

Posteriormente, se elegirá el mejor modelo considerando como métrica de evaluación el error cuadrático medio (ECM), que es la media de los errores al cuadrado entre las predicciones del modelo y los valores reales. Éste

es útil para evaluar qué tan cerca están las predicciones del modelo de los datos reales. De manera general, el ECM está dado por:

$$ECM = \frac{1}{n} \sum_{i=1} (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

donde n es el número total de observaciones del conjunto de prueba, Y_i es el valor real de la i -ésima variable dependiente del modelo y \hat{Y}_i es el valor de la i -ésima variable dependiente del modelo.

Resultados

A continuación, se presentan los hallazgos obtenidos divididos en dos secciones, la primera ofrece el análisis descriptivo de los datos de cada una de las variables consideradas, la segunda parte se enfocará en el análisis de la regresión y el análisis de los diferentes métodos usados de *machine learning*. Para nuestro análisis se usaron un total de 4 millones 414 mil 364 datos. El aprendizaje automático se llevó a cabo definiendo un conjunto de entrenamiento correspondiente al 80% de los datos, dejando el 20% como conjunto de prueba, los cuales estuvieron distribuidos de la siguiente manera (ver Tabla 2):

Tabla 11.2. Total de datos usados en el análisis de regresión

	2014	2018	2023
Total de datos	1 590 984	1 535 539	1 287 841
Entrenamiento	1 272 788	1 228 432	100 273
Prueba	318 196	307 107	257 568

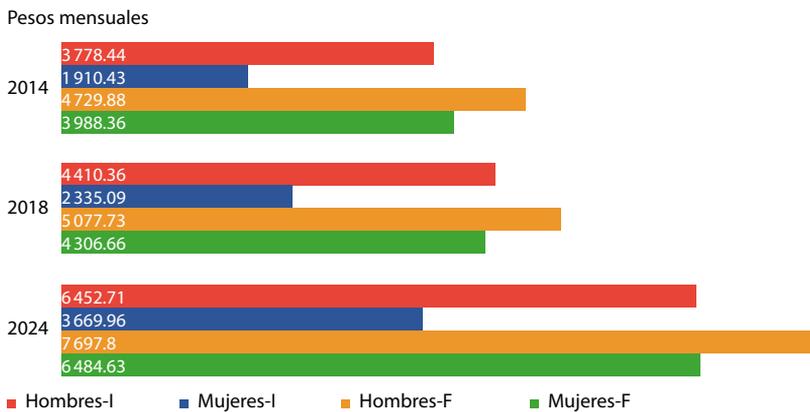
Fuente: Elaboración propia (2024).

Análisis descriptivo de las variables del modelo

1. *Ingreso según el sexo de los ocupados*: la figura 4 nos muestra el ingreso promedio de los ocupados en el sector informal dividido por sexo. Lo que podemos observar primeramente es que, para todos los años, el ingreso promedio de las mujeres es consistentemente menor que el

de los hombres, ya sea en el sector formal o en el informal. También podemos observar que las diferencias tienden a hacerse más grandes, lo que implica una ampliación de la desigualdad de género; por otro lado, podemos ver que el ingreso de las mujeres en la informalidad tuvo un aumento del 92% de 2014 a 2024 (70% para los hombres), pero en el sector formal este solo fue del 62% tanto para hombres como para mujeres.

Figura 11.4. *Ingreso promedio por sexo*



Nota: Las letras I y F denotan la calidad de informal y formal, respectivamente.

Fuente: Elaboración propia con datos de Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (INEGI, 2024).

2. *Ingreso según la edad de los ocupados*: en la figura 5 podemos ver que los salarios más bajos están concentrados en las edades de las personas más jóvenes y viejas. El gráfico también nos permite observar que el sector informal otorga salarios en promedio más bajos, incluso que los de la ocupación informal en sectores formales.
3. *Ingreso según nivel de escolaridad*. La figura 6 nos muestra indicios de una clara relación positiva entre ingresos y nivel de estudios, ya que tanto en el sector formal como en el informal tenemos mayores ingresos en los niveles más altos de educación, sin embargo, también podemos ver que en México el grado más alto de educación tiene un ingreso promedio menor de 15 mil pesos. También podemos resaltar que, en todos los casos, las ocupaciones en el sector informal

son peor pagadas y que, en el nivel primaria, no hay grandes diferencias entre el sector formal e informal.

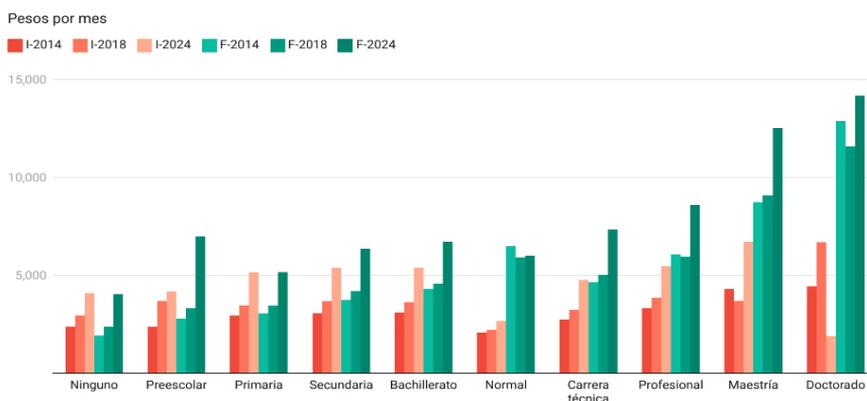
Figura 11.5. *Ingreso promedio por edad y sector de la unidad económica*



Nota: Las letras I y F denotan la calidad de informal y formal, respectivamente.

Fuente: Elaboración propia con datos de Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (INEGI, 2024).

Figura 11.6. *Ingreso promedio por nivel de escolaridad*

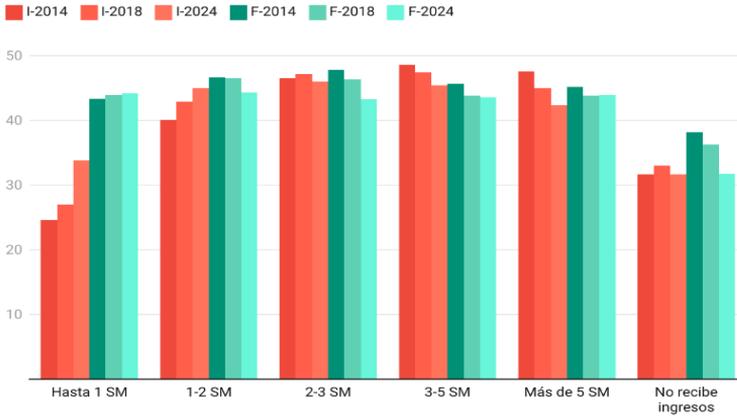


Fuente: Elaboración propia con datos de Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (INEGI, 2024).

4. *Horas trabajadas.* Para los ocupados informales, la figura 7 nos muestra que las personas en el rango de ingresos más bajos aumentaron

las horas, y para los ocupados formales disminuyeron. Por otro lado, podemos ver que el único grupo en el rango más de salario más alto para los ocupados formales prácticamente no tuvo modificación en las horas laboradas.

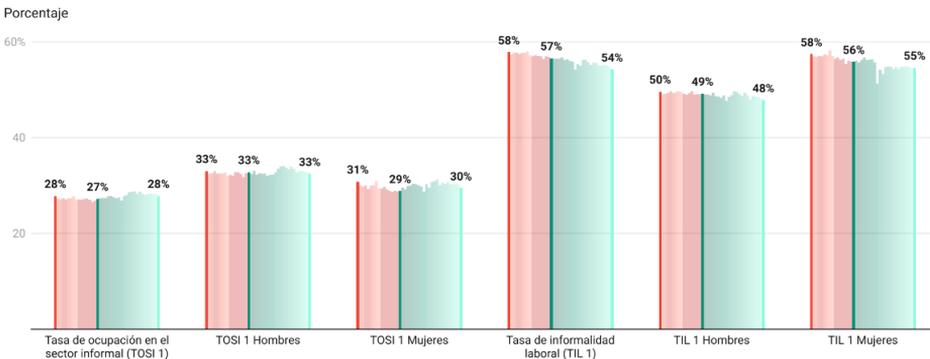
Figura 11.7. Horas promedio trabajadas por semana según tipo de ocupación



Fuente: Elaboración propia con datos de Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (INEGI, 2024).

5. *Ocupación en el sector informal.* Las variables que nos ocupan en este estudio no muestran mucha variabilidad. Si bien, tal como lo muestra la figura 8, hay una reducción de 2 y 3 puntos porcentuales en la tasa

Figura 11.8. Tasa de ocupación en el sector informal y tasa de informalidad laboral



Fuente: Elaboración propia con datos de Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (INEGI, 2024).

de informalidad laboral global en cada periodo estudiado, esta no muestra una tendencia clara a la baja.

Regresión

En la Tabla 1 se presentaron las variables independientes que se analizaron para la modelación con un enfoque de *machine learning*. La variable dependiente fue el ingreso de la población ocupada. Para la regresión consideraremos los siguientes métodos:

1. Regresión lineal (en inglés *Linear model*, en el paquete estadístico R lo podemos encontrar como *lm*).
2. Bosques aleatorios (en inglés *Random Forest*, en R podemos utilizar *ranger*).
3. Potenciación o refuerzo de Gradiente Extremo (en inglés *Extreme Gradient Boosting*, en R podemos usar *XGboost*).
4. Redes neuronales (en inglés *neural networks*, en R usamos la librería *nnet*).

Se entrenaron los modelos con los datos completos para cada año y se calculó el ECM para cada método usando el conjunto de pruebas. En la Tabla 3 se presenta el ECM obtenido por cada uno de los métodos ya mencionados. Se observa que el método de gradiente extremo es el que está prediciendo mejor el ingreso de los ocupados, seguido de los bosques aleatorios.

Tabla 11.3. *EMC obtenido por cada uno de los métodos utilizados*

<i>Posición</i>	<i>Método</i>	<i>2014</i>	<i>2018</i>	<i>2023</i>
1	Gradiente extremo	8 952 008	13 360 564	25 163 951
2	Bosques aleatorios	8 985 555	13 409 753	25 200 145
3	Regresión lineal	9 344 035	13 766 025	25 712 022
4	Redes neuronales	9 561 564	19 633 540	36 557 694

Fuente: Elaboración propia (2024).

El orden de importancia de las variables independientes de acuerdo con el método de gradiente extremo (XGboost) fue: horas trabajadas, empleo informal y el empleo formal. Particularmente, en la Tabla 4 se presenta el peso de las variables más importantes obtenido mediante este método. Se observa que las horas trabajadas obtienen un peso mayor al 70%, seguido de dos categorías del tipo de empleo, que son los informales y los formales. Dichas categorías representan más del 15% del peso total.

Tabla 11.4. *Peso de las cinco variables más importantes por el algoritmo de gradiente extremo*

Posición	2014		2018		2023	
	Variable	Peso	Variable	Peso	Variable	Peso
1	Horas	0.7 38	Horas	0.7 89	Horas	0.7 95
2	Empleo informal	0.1 10	Empleo informal	0.0 87	Empleo informal	0.0 84
3	Empleo formal	0.0 65	Empleo formal	0.0 57	Empleo formal	0.0 63
4	Educación media superior y superior	0.0 31	Hombre	0.0 17	Hombre	0.0 17
5	Hombre	0.0 17	Educación media superior y superior	0.0 16	Educación media superior y superior	0.0 11

Fuente: Elaboración propia (2024).

Para complementar el análisis se muestra la Tabla 5 que recoge el resultado de la regresión lineal múltiple (sin considerar el sector, pues estaba fuertemente correlacionada con la variable empleo) para captar la forma en que la política salarial impactó en las variables estudiadas.

Conclusiones

El objetivo que nos planteamos para este capítulo hace referencia al análisis de la fijación de precios en el mercado, ante lo cual se propuso un modelo microeconómico empírico descriptivo que involucra explorar la relación que existe entre el ingreso de la población ocupada y algunas variables explicativas, todo esto en el contexto de los cambios en política salarial en México. Como se ha visto durante el desarrollo de este ensayo, lo primero que debemos establecer es que México tiene un salario promedio muy bajo

Tabla 11.5. Resultados de la regresión lineal múltiple utilizando el ingreso como criterio

Predictor	b 2014	b 2018	b 2024	Fit
(Intercepto)	191.49***	220.07*	314.20*	
Mujer	-391.07***	-450.35*	-645.83*	
15 a 24 años	-559.77***	-432.23*	-494.53*	
25 a 44 años	62.31***	174.33*	316.21*	
45 a 64 años	147.67***	175.29*	201.29*	
65 y más	-178.61***	-182.54*	-224.50*	
No especificada	-984.08***	-1086.23*	-1 345.49*	
Primaria incompleta	-53.97***	-46.11**	-57.48*	R2 = .676*
Primaria completa	53.72***	21.50	7.30*	
Secundaria completa	176.34***	115.34*	164.47*	
Media y media superior	917.71***	651.50*	646.49*	
Horas	22.74***	26.67***	37.60***	
Empleo informal	1 656.59***	2 021.32**	2 814.77**	
Empleo formal	3 807.10***	3 992.45***	5 390.89***	

Nota. Un peso *b* significativo indica que el peso beta y la correlación semi-parcial también son significativas. *b* representa ponderaciones de regresión no estandarizadas. *beta* indica las ponderaciones de regresión estandarizadas. * indica un *p*-valor < .05. ** indica *p*-valor < .01.

Fuente: Elaboración propia (2024).

y que, aún con las reformas hechas por el gobierno, este ha seguido siendo bajo. Según los datos de la ENOE, esto ha tenido un efecto no deseado, ajustando los salarios hacia abajo, es decir, los datos nos muestran que ha crecido el número de ocupados que ganan menos de un salario mínimo (unos que ya estaban ahí, y otros tantos de empresas que no se han ajustado al alza del salario mínimo), así como el rango que va de uno a dos salarios mínimos. Por otro lado, tenemos a los ocupados que ganaban más de 5 salarios mínimos, que para el último trimestre publicado de la ENOE un 2%, y que es un segmento que tiende a reducirse.

El objetivo que nos planteamos es pensar qué impacto ha tenido el aumento en el salario mínimo en el ingreso de los ocupados informales. Los resultados los podemos ver en la evolución de los coeficientes de la regresión, los cuales nos muestran que hay un aumento en el ingreso de los informales, pero este siempre será menor que para el caso de los trabajadores en la formalidad. Ante esto, si retomamos los datos de la evolución de la informalidad laboral, esta apenas se redujo un 3% durante la puesta en marcha de esta política salarial.

Los resultados de la regresión también permiten afirmar que las condiciones de las mujeres en cuanto ingresos empeoraron, pues pasaron de -391.07 a -645.83, y lo mismo sucedió con las personas más jóvenes. Sin embargo, para las personas entre 25 y 44 años, mejoró notablemente pasando de 62.31 a 316.21 pesos. Para evitar ser repetitivos, baste decir que en los casos en los que se trata de segmentos de la población en condiciones de precariedad, la situación empeoró y para quienes han sido privilegiados las condiciones siguieron mejorando. Esta condición no se cumple con la educación media y superior, donde el ingreso decrece, lo que representa un aspecto que se debe atender en futuras investigaciones, pues pone en duda los beneficios de la educación para lograr mejores condiciones de empleo.

Otro aspecto relevante es el aumento de ingresos por hora trabajada y, finalmente, la relación que existe entre el ingreso del trabajo formal y el informal ha aumentado, lo que beneficia al trabajo formal, pues funciona, por un lado, como un estímulo a la formalización laboral y, también como un proceso que agudiza las desigualdades.

Referencias

- Hart, K. (1973). Informal Income Opportunities and Urban Employment in Ghana. *The Journal of Modern African Studies*, 11(1), 61-89.
- INEGI. (2014). *La informalidad laboral: Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo: marco conceptual y metodológico* (Primera). Instituto Nacional de Estadística y Geografía. https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/metodologias/ENOE/ENOE2014/informal_laboral/702825060459.pdf
- INEGI. (2024). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), población de 15 años y más de edad. Microdatos* [Estadísticas]. INEGI. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas/#microdatos>
- Salas, C. (2006). El sector informal: Auxilio u obstáculo para el conocimiento de la realidad social en América Latina. En *Teorías Sociales y Estudios del Trabajo: Nuevos Enfoques* (Primera, pp. 130-148). Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Iztapalapa, División de Ciencias Sociales y Humanidades.
- Temkin, B. y Bensusán, G. (2014). México en el escenario latinoamericano: informalidad y precariedad. Presentación en el Foro Internacional: El empleo informal y precario: causas, consecuencias y posibles soluciones. México, 24 y 25 de noviembre.
- Tokman, V. (2004). *Las dimensiones laborales de la transformación productiva con equi-*

- dad* (Primera). Naciones Unidas. <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/af1bd024-d377-48cb-b8a4-29a41e2f8625/content>
- Veras, R., y Krein, J. (2024). ¿Sigue siendo válido en América Latina el enfoque de la informalidad? En *Tratado Latinoamericano de Sociología del Trabajo (II): desafíos y debates del siglo XXI* (Primera, pp. 613-667). CLACSO. CEIL-CONICET.
- STPS. (2024). *Comisión Nacional de los Salarios Mínimos. CONASAMI*. Comisión Nacional de los Salarios Mínimos. CONASAMI. <https://www.gob.mx/conasami>

Anexo

Código de R para las diferentes regresiones en el siguiente enlace: https://drive.google.com/file/d/1qW3ImElJan774vDZgMxwN11iXsGvc_JM/view?usp=sharing