

Desánimo laboral en México, análisis de predicción a través de variables demográficas: 2005-2023

Work discouragement in Mexico, prediction analysis through demographic variables: 2005-2023

Luz Judith Rodríguez Esparza*, Dolly Anabel Ortiz Lazcano**
y Mónica Fernanda Llamas Valle***

*Investigadora por México, Universidad Autónoma de Aguascalientes. Correo electrónico: luz.rodriguez@edu.uaa.mx.
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2241-1102>

**Autor de correspondencia. Universidad Autónoma de Aguascalientes, México. Correo electrónico: dolly.ortiz@edu.uaa.mx.
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3452-3291>

***Universidad Autónoma de Aguascalientes. Correo electrónico: mf.maslle@gmail.com.
ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-5365-1657>

RESUMEN

Este artículo analiza el desánimo laboral en México, un fenómeno que complementa el entendimiento de la desocupación, ya que esta última solo considera a quienes buscan empleo activamente y excluye a aquellos disponibles para trabajar que han dejado de buscar empleo, impidiendo una visión completa de la situación. El objetivo es caracterizar a la población desanimada mediante el análisis de variables demográficas extraídas de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) para el periodo 2005-2023. Se emplea una metodología de regresión basada en algoritmos de aprendizaje automático para identificar patrones y características distintivas. Los resultados muestran que el sexo es la variable más influyente, siendo la tasa de desánimo mayor entre las mujeres, seguida por la edad y el nivel educativo. Se anticipa un incremento en la desmotivación entre individuos con educación media superior y superior hacia 2035, aportando así una perspectiva para futuras políticas laborales.

ABSTRACT

This article analyzes job discouragement in Mexico, a phenomenon that complements the understanding of unemployment, since the latter only considers those who are actively seeking employment and excludes those available for work who have stopped looking for employment, preventing a complete vision of the situation. The objective is to characterize the discouraged population through the analysis of demographic variables extracted from the National Occupation and Employment Survey (ENOE) of the National Institute of Statistics and Geography (INEGI) for the period 2005-2023. A regression methodology based on machine learning algorithms is used to identify patterns and distinctive characteristics. The results show that sex is the most influential variable, with the rate of discouragement being higher among women, followed by age and educational level. An increase in demotivation among individuals with upper secondary and higher education is anticipated by 2035, thus providing a perspective for future labor policies.

Recibido: 03/julio/2024
Aceptado: 14/noviembre/2024
Publicado: 19/mayo/2025

Palabras clave:

| Desánimo |
| Desaliento |
| Desocupación |
| México |

Keywords:

| Discouragement |
| Unemployment |
| Mexico |

Clasificación JEL | JEL Classification |

J64, J710, J21



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

INTRODUCCIÓN

En muchos países, incluyendo México, la población se divide en dos categorías principales en función de su participación en la fuerza laboral (ENOE, 2024), la cual estipula que toda persona mayor de 15 años se encuentra en edad de

trabajar; por un lado, se tiene a la Población Económicamente Activa (PEA), conformada por las personas que están empleadas o desempleadas que están dispuestas y son capaces de trabajar; por otro lado, se tiene a la Población No Económicamente Activa (PNEA) que incluye a las personas que no están participando activamente en la fuerza laboral, incorporando a personas que no están trabajando y que no están buscando empleo, como estudiantes, jubilados, personas que cuidan del hogar, personas con discapacidades que les impiden trabajar, entre otros. La división entre PEA y PNEA es fundamental para comprender la dinámica del mercado laboral y formular políticas relacionadas con el empleo, la formación laboral y la seguridad social. Los datos de estas poblaciones se utilizan ampliamente en la investigación económica y social para analizar el estado del empleo y la participación en la fuerza laboral (Castillo, *et al.*, 2019).

Cahuc *et al.* (2014) definen a los trabajadores desanimados (*discouraged workers*) como aquellos que no participan en el mercado laboral porque no aceptarían un empleo a un determinado nivel salarial o, aunque lo aceptarían, han renunciado a buscarlo debido a los costos que esto les implicaría y al tiempo que tendrían que esperar antes de ser contratados, situación que lleva a pensar que la frontera entre los buscadores de trabajo (desempleo abierto) y los que dejan de buscar (desanimados) es difícil de delimitar, dejando en claro que hay una relación entre estos, que presenta el marco estadístico para la construcción de indicadores sobre trabajo para la Organización Internacional del Trabajo (OIT) y el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), el cual puede mostrar ciertas discrepancias, ya que, según la norma internacional de la OIT (2024), existe una ruta para entender la subutilización de la fuerza de trabajo de un país, que no centra su atención únicamente en la dicotomía empleo/desempleo; sino en otras características ligadas con las condiciones de trabajo.

Por su parte, el INEGI hace una distinción que, si bien se acerca a la normativa internacional, la PEA y la PNEA se encuentran francamente desvinculadas, distinguiendo dentro de esta última únicamente a las personas disponibles y no disponibles para trabajar. Aun así, la medición que hace el INEGI por medio de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) nos acerca bastante a nuestros sujetos de estudio, ya que la calidad de disponibilidad para trabajar de la PNEA presupone que, si bien los sujetos desistieron de la búsqueda activa de trabajo, estos aceptarían un trabajo si se los ofrecieran y esto nos conduce a pensar que el vínculo entre el desempleo (PEA) y el desánimo (PNEA) es innegable. Es decir, los sujetos que están en este grupo al externar su deseo de trabajar (y su no deseo de buscar trabajo) hace referencia de las restricciones a la entrada al mercado de trabajo en México.

La identificación y comprensión de los factores que contribuyen a la situación de desánimo entre las personas económicamente no activas, o también llamadas desanimadas o desalentadas, en México, representa un desafío crucial para el desarrollo socioeconómico del país. Estas personas, que no están empleadas ni buscando activamente empleo, a menudo enfrentan barreras significativas para integrarse al mercado laboral, lo que puede tener repercusiones negativas en su bienestar individual y en la economía en general (Cuéllar, 2015). Para Moy (2020) la situación laboral en México presenta desafíos significativos, y uno de los fenómenos preocupantes es la creciente tasa de trabajadores desanimados, ya que este grupo de individuos ha perdido la motivación para buscar empleo debido a diversas razones; por ejemplo, escasez de trabajo, falta de experiencia e incluso situaciones de discriminación (raza, sexo, orientación sexual, discapacidad, etc.); que representa una parte importante de la fuerza de trabajo y que plantea interrogantes sobre los factores subyacentes que contribuyen a este fenómeno.

La problemática de los trabajadores desanimados representa un desafío significativo en el panorama laboral de México, afectando tanto a la productividad económica como a la calidad de vida individual, lo que contribuye a fenómenos demográficos y sociales de mayor alcance (Márquez, 2015). En términos sociales, se entiende que el desánimo laboral puede causar una desmotivación laboral, lo que puede tener consecuencias

significativas en la cohesión social y la calidad de vida de las comunidades, los trabajadores desanimados pueden experimentar desafíos adicionales, como la falta de participación cívica y comunitaria, lo que puede afectar la vitalidad social de diversas regiones (Escoto *et al.*, 2017).

Esta investigación propone abordar un análisis de la relación entre distintas variables sociodemográficas con el desánimo laboral en México, durante un periodo de tiempo de 2005-2023. La importancia de estos factores radica en su capacidad para influir en la percepción individual del empleo, las oportunidades laborales y la satisfacción en el trabajo (Murguía *et al.*, 2023). Al comprender cómo estas variables se entrelazan con la tasa de trabajadores desanimados, podremos obtener una visión más completa de los desafíos específicos que enfrenta la fuerza laboral mexicana. Asimismo, abonar desde un punto de vista demográfico la influencia de ciertas características poblacionales en el desánimo laboral puede arrojar luz sobre patrones de participación en la fuerza laboral en diferentes segmentos de la población.

La caracterización de la tasa de desánimo puede ser de gran ayuda a los responsables de la toma de decisiones, líderes empresariales y formuladores de políticas para diseñar estrategias efectivas que aborden las causas subyacentes de la desmotivación laboral. Los resultados de esta investigación no solo contribuyen al conocimiento académico, sino que también proporcionarán información práctica que puede ser utilizada para elaboración de políticas públicas, ya que distingue un subgrupo de la población que precisa estudiarse a fondo.

Así pues, el objetivo principal de este trabajo es analizar el desánimo o desaliento laboral en México a lo largo de los años 2005 a 2023, utilizando algoritmos de aprendizaje automático, entre los cuales se encuentra la regresión lineal, árboles de decisión, bosques aleatorios, regresión de gradiente extremo, redes neuronales, máquinas vectoriales y vecinos más cercanos, con la finalidad de comparar modelos y dar consistencia a la jerarquía de las variables analizadas. El enfoque se centra en examinar la evolución de la tasa de desanimados a través del tiempo y su relación con variables sociodemográficas como sexo, edad y educación. El artículo está organizado de la siguiente manera: en la Sección I se presentan los antecedentes de este trabajo. La metodología se presenta en la Sección II, en la Sección III, se muestran los resultados, mismos que son discutidos a detalle en la Sección IV. Comentarios finales y conclusiones se presentan al final.

I. ANTECEDENTES

A pesar de la importancia del desánimo laboral, hay una carencia en la literatura que aborde específicamente la relación entre variables sociodemográficas clave, como la edad, sexo y nivel educativo con la tasa de trabajadores desanimados en el contexto mexicano. Hasta ahora se ha estudiado ampliamente el desempleo (subgrupo de la PEA) en México y su relación con diferentes variables a través de distintos modelos. En Ruiz y Ordaz (2011), por ejemplo, se analizó la evolución y las tendencias del empleo y del desempleo en México, desde la aplicación de las reformas económicas iniciadas en los años ochenta. En esa referencia se muestra que no se cumplieron las expectativas de una mejora del desempeño laboral despertadas por las reformas económicas de las últimas décadas.

Hernández (2020) estimó el efecto que tiene el sexo, edad y nivel de instrucción (educación) sobre la tasa de desempleo mediante un análisis de panel. Sus resultados muestran que las características que se asocian a un mayor desempleo son: el sexo y el nivel de instrucción con primaria incompleta y completa, mientras que las características que se asocian a un menor desempleo son: la edad de 45 años y más y el nivel de instrucción secundaria completa, medio superior y superior. Arroyo y Ortega (2020) encontraron que la inversión y la educación influyen de manera significativa en la tasa de desempleo en México, mientras que el impacto del salario en dicha tasa es poco significativo.

Segovia (2021) elaboró un análisis de la tasa de desempleo trimestral para el periodo 1998-2020 usando series de tiempo, con el objetivo de evaluar el impacto de eventos actuales sobre los futuros niveles de desempleo. Sus resultados sugirieron que, de mantenerse invariables los esquemas de contratación y despido ante los efectos de la crisis por COVID-19, los niveles de desempleo se verían incrementados.

En Murguía, *et al.* (2023), se realizó un análisis del desaliento (que en este trabajo se denomina desánimo) y desocupación de la población juvenil entre 15 y 29 en México, usando datos de la ENOE en tres momentos de interés: 2013, 2019 y 2022, mediante modelos logísticos multinomiales, considerando variables como sexo, grupos etarios, escolaridad, asistencia escolar, situación conyugal, número de hijos, posición en el hogar y ámbito de residencia. Esa investigación arrojó que las personas jóvenes no buscan empleo de manera activa, aunque se desee o se necesite, no por motivos individuales voluntarios, sino por las restricciones impuestas por el mercado laboral.

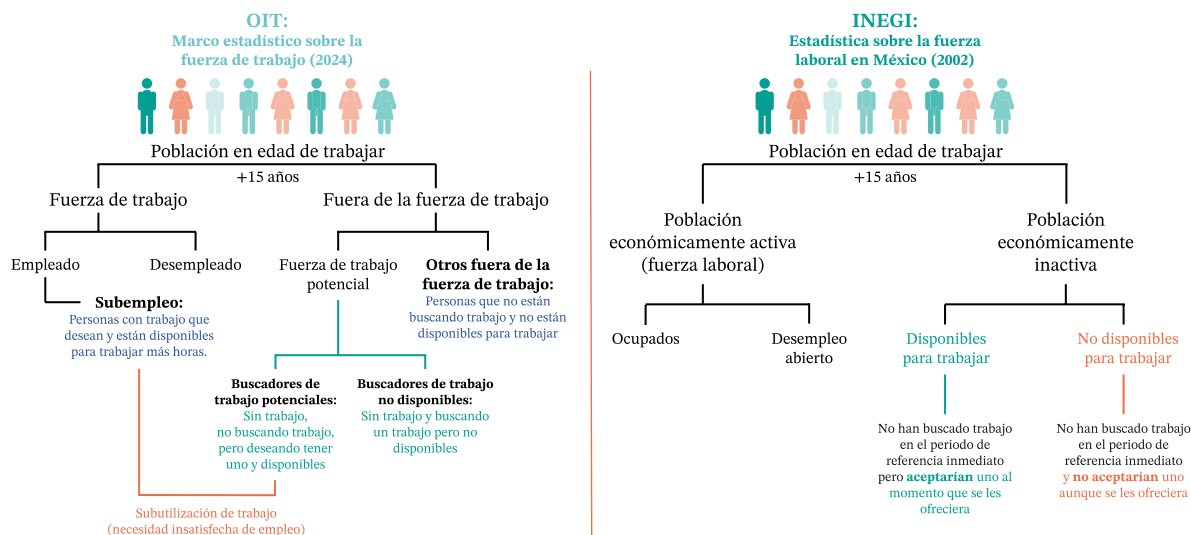
Es importante aclarar que este estudio y los estudios previos no realizan una detección o clasificación de personas desanimadas de manera independiente, ya que los microdatos de la ENOE proporcionan directamente esta información. La ENOE incluye la clasificación detallada de los individuos en categorías de participación laboral, como la condición de “desánimo laboral”, basada en criterios previamente establecidos.

Derivado de la pandemia por COVID-19, Ortiz y Rodríguez (2023) realizaron un estudio sobre la vulnerabilidad al desempleo en México, el cual muestra que el mercado laboral en México se ha visto precarizado y empobrecido, siendo los trabajadores del sector informal y en especial las mujeres, las personas más vulnerables al desempleo.

Según Márquez (2015), el desempleo desalentado o encubierto es una forma de desempleo que suele ser excluida del análisis de la desocupación, bajo el argumento de que es una forma voluntaria de estar sin trabajar, ya que los desalentados no buscan activamente empleo. La población desalentada suele estar incluida dentro de la población inactiva y está representada por quienes tienen disponibilidad inmediata para trabajar, pero que no han realizado ninguna acción de búsqueda de empleo, ya sea porque en el pasado las mismas resultaron infructuosas, o porque valoran que sus posibilidades de encontrar un empleo son limitadas; al respecto Heath (2014) refiere que según las recomendaciones internacionales las personas que renuncian a buscar trabajo deberían formar parte del grupo mano de obra potencial, que ayudaría a complementar los datos sobre desempleo.

La Figura 1 nos ayuda a entender esta situación, lo que se denomina en México Población Económicamente Inactiva, según el marco estadístico de la OIT, no es un conjunto separado de la dinámica laboral del país, y dentro de este sector se encuentran personas con deseos de trabajar pero que han dejado de buscar insertarse en el mercado de trabajo, el departamento de estadística de Estados Unidos define también a este grupo de trabajadores como trabajadores desanimados, los cuales se encuentran marginalmente vinculados a la población activa (aunque forman parte de un grupo fuera de la fuerza de trabajo o población económicamente inactiva), la característica principal de este grupo es que no están buscando trabajo porque “no había empleos disponibles para ellos o porque no había ninguno para el que reunieran los requisitos” y ante tal situación desistieron de la búsqueda de empleo (U.S. Bureau of labor statistics, n.d.).

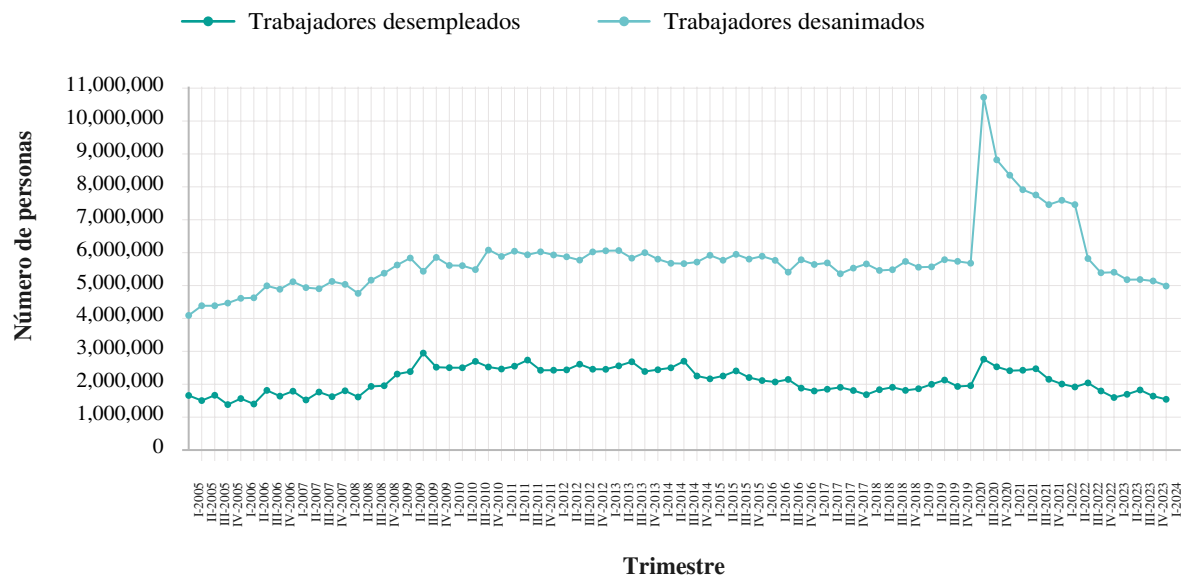
Figura 1
Marco estadístico sobre la fuerza de trabajo OIT e INEGI



Fuente: elaboración propia con datos del INEGI (2002) y la OIT (2024).

En la Figura 2, por ejemplo, se puede observar que, consistentemente a través de los años, el número de personas desanimadas ha sido mayor a la de personas desempleadas, si bien este grupo incluye a las personas disponibles para trabajar, pero que no tienen interés en buscar un empleo, ya sea por su posición económica y otros factores de privilegio, culturales o de otra índole que se asocie con la desocupación voluntaria (aunque dispuesta para entrar al mercado de trabajo en cualquier momento), también es innegable que incluye a personas que han sido de alguna forma expulsados del mercado de trabajo, y que perdieron la esperanza en emplearse, lo cual representa un problema que se debe atender. Por otro lado, tal como lo menciona Márquez (2015) se puede ver que el desánimo laboral encubre de alguna forma el desempleo, lo cual se denota específicamente en la Figura 2 en el alza tan pronunciada en tiempos de pandemia por COVID-19, en el que la figura del trabajador desanimado se usó flagrantemente para ocultar las elevadas tasas de desempleo o para evidenciar la subestimación histórica de la desocupación de las estadísticas oficiales.

Figura 2
Número de trabajadores desempleados y de trabajadores desanimados en México: 2005-2024

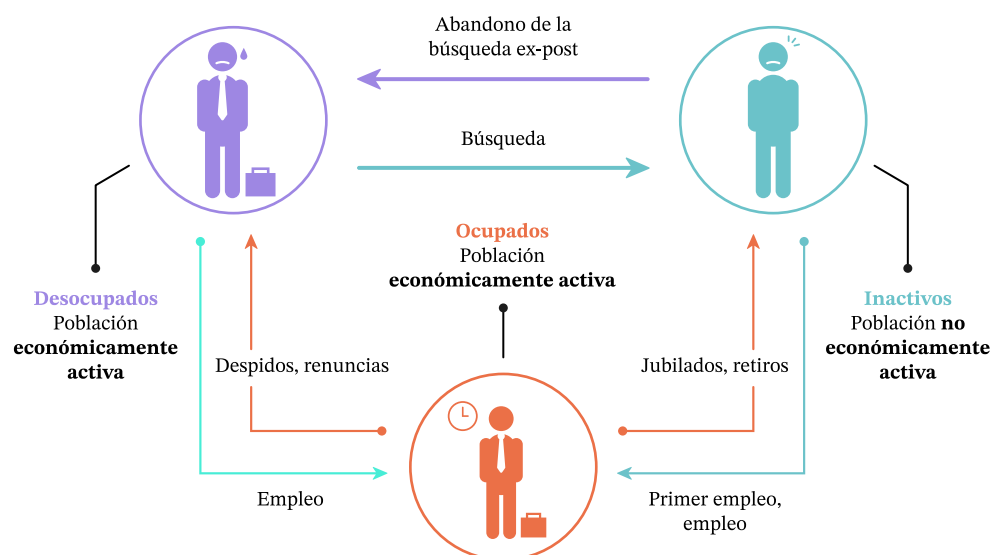


Fuente: elaboración propia con datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (INEGI, 2024).

Según Márquez (2013) hay dos tipos de desaliento o desánimo, uno del tipo ex-post, ilustrado en la Figura 3, en el que la persona desiste de la búsqueda activa de empleo ante reiterados fracasos, y el segundo tipo de desaliento es el ex-ante, en el que las personas se encuentran desanimadas de ingresar a un mercado de trabajo que ofrece oportunidades laborales muy restringidas; de cualquier forma, en ambos casos, el desaliento es provocado por las pocas oportunidades que ofrece el mercado laboral y, según la autora, catalogarlo como una situación voluntaria carece de sentido, incluso para las personas encargadas de las labores del propio hogar esta etiqueta podría ser cuestionable, dado que no se sabe con precisión si estas personas (sobre todo mujeres) eligen libre y voluntariamente asumir esa tarea o si han desistido de la búsqueda de trabajo porque no existen las condiciones estructurales de un sistema de cuidados para poder insertarse en el mercado de trabajo.

Como lo menciona Escoto *et al.* (2017), el desaliento ya ha sido identificado en el mercado de trabajo desde hace tiempo; sin embargo, en la actualidad no se le reconoce como desempleo ni en la producción de información, ni en la práctica de investigación y ni en las políticas de empleo. Esta forma de no estar ocupado suele ser excluida del análisis del desempleo en función de dos argumentos: el primero sostiene que es una condición voluntaria, y el segundo recalca el débil vínculo que los desalentados tienen con el mercado de trabajo, pues tienen bajas probabilidades de reconectarse al mercado laboral. La existencia de este tipo de desempleo es un efecto de las dinámicas del mercado de trabajo que excluyen a cierto contingente poblacional. Así, el desaliento es una consecuencia de un mercado laboral con escasa capacidad para absorber a la población que requiere insertarse. Los determinantes del desaliento serían los obstáculos que el mercado de trabajo impone a los potenciales buscadores de empleo.

Figura 3
Relación entre estados de ocupación y el desaliento laboral



Fuente: elaboración propia.

Para concluir esta sección, se presenta evidencia de las tendencias de la proporción de trabajadores desanimados (*discouraged workers*) y desocupados (*job seekers*) en países seleccionados con referencia a Cahuc, *et al.* (2014) con base en las estadísticas de fuerza laboral de la OCDE para el año 2011 (actualizadas para 2023 en la Tabla 1), en la cual se observa un fenómeno particular para las cifras de México, en las cuales se rompe la tendencia de los otros países en los que los trabajadores desanimados representan un porcentaje menor que el porcentaje de desocupados, por ejemplo, para México en 2011 los trabajadores desanimados como porcentaje de la fuerza de trabajo representaban el 12.07%, comparado con una tasa de desocupación de apenas 4.86%, ante lo cual se insiste en la necesidad de observar un fenómeno que entre otras cosas, nos habla de una subutilización de la mano de obra, o en términos de la propia OIT una necesidad insatisfecha de empleo sistemática.

Tabla 1
Trabajadores desanimados y trabajadores desocupados como porcentaje de la fuerza de trabajo

País	2011		2023	
	Trabajadores desanimados	Trabajadores desocupados	Trabajadores desanimados	Trabajadores desocupados
México*	12.07	4.86	8.4	2.7
Estados Unidos**	0.65	8.9	0.4	4.3
Dinamarca**	0.15	7.6	1.2	5.14
España**	1.33	21.6	2.1	12.14
Francia**	0.12	9.3	1.4	7.45
* Cálculos a partir de la ENOE para el cuarto trimestre 2011 y cuarto trimestre 2023				
** OECD (2023)				

Fuente: elaboración propia con base a Cahuc *et al.* (2014, p.267).

II. METODOLOGÍA

Comprender cómo distintos factores sociodemográficos pueden estar influyendo en la predisposición de los individuos a experimentar desánimo laboral es una labor importante. El presente estudio se centra en la exploración de la relación de algunas variables como son la edad, sexo y nivel educativo de los individuos y la tasa de trabajadores desanimados en México, mediante la propuesta de una nueva metodología, utilizando un enfoque de aprendizaje automático.

El uso de modelos de aprendizaje automático para el análisis del desempleo es un enfoque cada vez más común en la investigación económica y laboral. Estos modelos ofrecen la capacidad de analizar grandes conjuntos de datos y descubrir patrones complejos que pueden no ser evidentes utilizando métodos tradicionales (Hastie *et al.*, 2009). Algunas formas en que se aplican los modelos de aprendizaje automático incluyen: predicción de tasas, identificación de factores de riesgo, segmentación de la fuerza laboral y detección de tendencias emergentes.

En este trabajo, se utilizarán los datos de la ENOE, fuente elaborada por el INEGI considerando los años 2005-2023. La ENOE es la principal fuente de información sobre el mercado laboral mexicano, 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.

Se consideró el modelo estadístico de la siguiente forma:

$$Y = f(X_1, X_2, X_3)$$

donde la variable Y , de tipo cuantitativo, es la tasa de trabajadores desanimados calculada a partir del número de personas mayores de 15 años que se encuentran dentro del grupo de la población no económicamente activa disponibles para trabajar (tanto si están disponibles para trabajar pero desistieron de buscar empleo, como disponibles para trabajar que no buscan empleo por considerar que no tienen posibilidades) en relación con la PNEA; y las variables independientes X_i , $i = 1, 2, 3$, son de tipo categóricas, y corresponden a las variables Grupo de edad, Sexo y Nivel de instrucción (educación), cuyas clases se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2
Variables independientes consideradas para la regresión

<i>Edad (años)</i>	<i>Sexo</i>	<i>Educación</i>
15-20	Hombre	Primaria incompleta
20-29	Mujer	Primaria completa
30-39		Secundaria completa
40-49		Medio superior y superior
50-59		
> 60		

Fuente: elaboración propia.

Los modelos de aprendizaje automático que se considerarán para la regresión serán los siguientes:

1. **Regresión lineal múltiple:** 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 β_i , $i = 1, \dots, m$ son los parámetros y ε es el error.

2. **Regresión con árboles de decisión:** Utiliza un modelo basado en un árbol para predecir el valor de una variable dependiente. El árbol de decisión divide los datos en subconjuntos más pequeños basados en la variable independiente que mejor separa los datos en cada nodo. Cada rama representa una posible decisión o resultado, y las hojas del árbol contienen los valores predichos. Este modelo es fácil de interpretar y puede capturar relaciones no lineales entre las variables.
3. **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.
4. **Gradiente Extremo:** La regresión de aumento de gradiente 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.
5. **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.
6. **Máquinas de Soporte Vectorial:** Son modelos poderosos que pueden manejar datos de alta dimensionalidad y pueden ser efectivos en problemas de clasificación multiclase. Pueden manejar tanto variables categóricas como numéricas y son conocidos por su capacidad para encontrar hiperplanos de separación óptimos.
7. **Vecinos más cercanos:** Este método predice el valor de una nueva observación basándose en los valores de sus k vecinos más cercanos en el conjunto de datos de entrenamiento. Para hacerlo, calcula la distancia entre la nueva observación y todas las observaciones del conjunto de datos, selecciona los k puntos más cercanos y promedia sus valores para obtener la predicción. La elección del valor de k y la métrica de distancia son cruciales para el rendimiento del modelo. Este método es simple y no hace suposiciones sobre la distribución de los datos, pero puede ser computacionalmente costoso.

Posteriormente se elige el mejor modelo considerando métricas de evaluación, como el Error cuadrático medio (ECM), que es la media de los errores al cuadrado entre las predicciones del modelo y los valores reales. Este es útil para evaluar qué tan cerca están las predicciones del modelo de los datos reales. De manera general, el ECM está dado por:

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

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

Otras métricas de evaluación de modelos son el coeficiente de determinación (R^2), el error absoluto medio (MAE) dados por:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \text{ y } MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i|,$$

respectivamente.

III. RESULTADOS

Se extrajeron de la ENOE los datos de las personas clasificadas como desanimadas para las variables edad, sexo y educación, abarcando los años 2005 a 2023 (con datos trimestrales en cada año, excepto el segundo trimestre de 2020, donde no se reportaron datos debido a la pandemia de COVID-19). En total, se obtuvieron 3,600 observaciones correspondientes a personas en situación de desánimo laboral. Para el análisis, se realizó un cruce de categorías de las variables independientes, con 6 categorías de edad, 2 de sexo y 4 de nivel educativo (ver Tabla 2), resultando en múltiples combinaciones; por ejemplo: personas de 20-29 años, mujeres, con educación secundaria. La tasa de desánimo se calculó para cada una de estas combinaciones. El aprendizaje automático se llevó a cabo definiendo un conjunto de entrenamiento de manera aleatoria correspondiente al 80% de los datos; es decir, 2,880 observaciones, dejando el 20% restante como el conjunto de prueba.

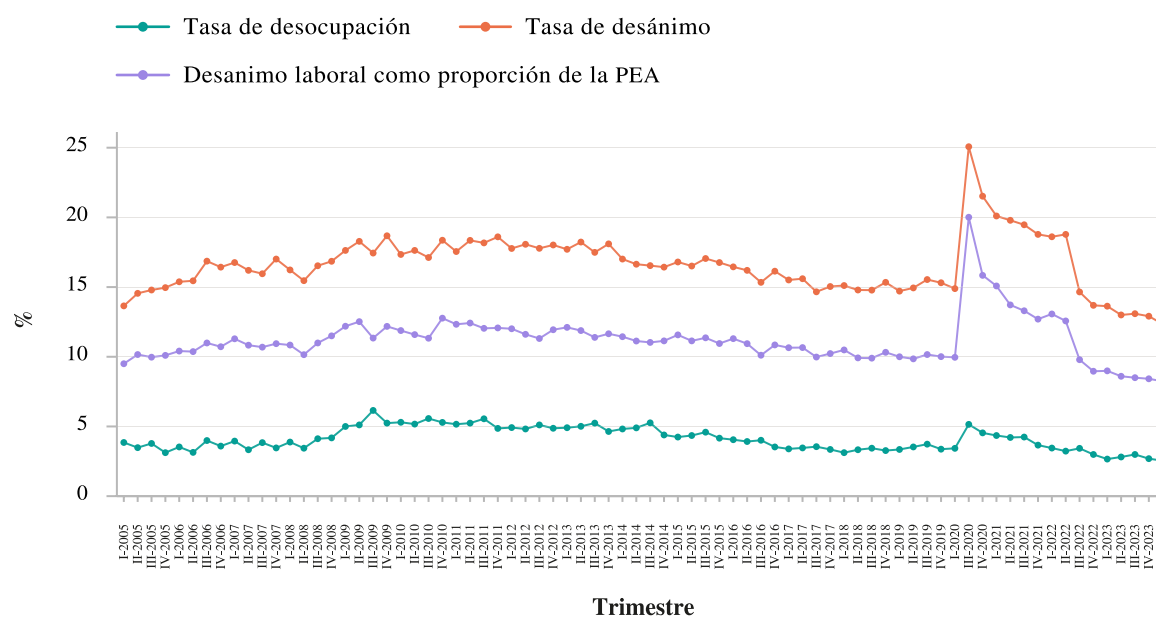
La primera actividad consistió en explorar estadísticamente todas las variables, la dependiente o de respuesta y las variables independientes, que incluyen educación, sexo y edad.

En la Figura 4 se presentan las tasas de desánimo trimestral, observando una tendencia al alza de 2005 a 2011, y una tendencia a la baja de 2012 a 2019. Cambio radical se nota de 2020 a 2023, obteniéndose en este último año una tasa parecida a la de 2005. También se observa que de 2005-2019 no hubo cambios radicales por trimestre en la tasa de desanimados, sin embargo, en el tercer trimestre del 2020 se observa un gran aumento en la tasa de desanimados, muy posiblemente derivado por la pandemia por COVID-19. En 2022, la tasa fue disminuyendo y fue en 2023 donde a partir del tercer trimestre dicha tasa disminuyó considerablemente. También podemos observar en la Figura 4 que la tasa de desocupación en México ha sido siempre muy baja (en parte por la capacidad de empleo que tiene el sector informal) en donde hay una franja que va del 2.5% al 5.5% a lo largo de los años estudiados, salvo en el tercer trimestre de 2009 (6.15%) como efecto de la crisis financiera mundial; sin embargo, como un ejercicio para dimensionar el problema de los desanimados, si se incluyeran dentro de la tasa de desocupación, tendríamos tasas que van del 10% al 25%.

El coeficiente de desánimo laboral en México durante el periodo 2005-2023 fue de 0.0489, lo que indica que, en promedio, cerca del 4.89% de la fuerza laboral experimentó desaliento en algún momento de esos años. La varianza de 5.12×10^{-5} refleja la estabilidad relativa de esta tasa a lo largo del tiempo, sugiriendo que el nivel de desánimo se mantuvo constante. Adicionalmente, el número promedio de personas

desanimadas por año fue de aproximadamente 5,792,853. Estos resultados subrayan la importancia de abordar el desaliento laboral como un fenómeno persistente en el mercado laboral mexicano, pues involucra a un segmento significativo de la población.

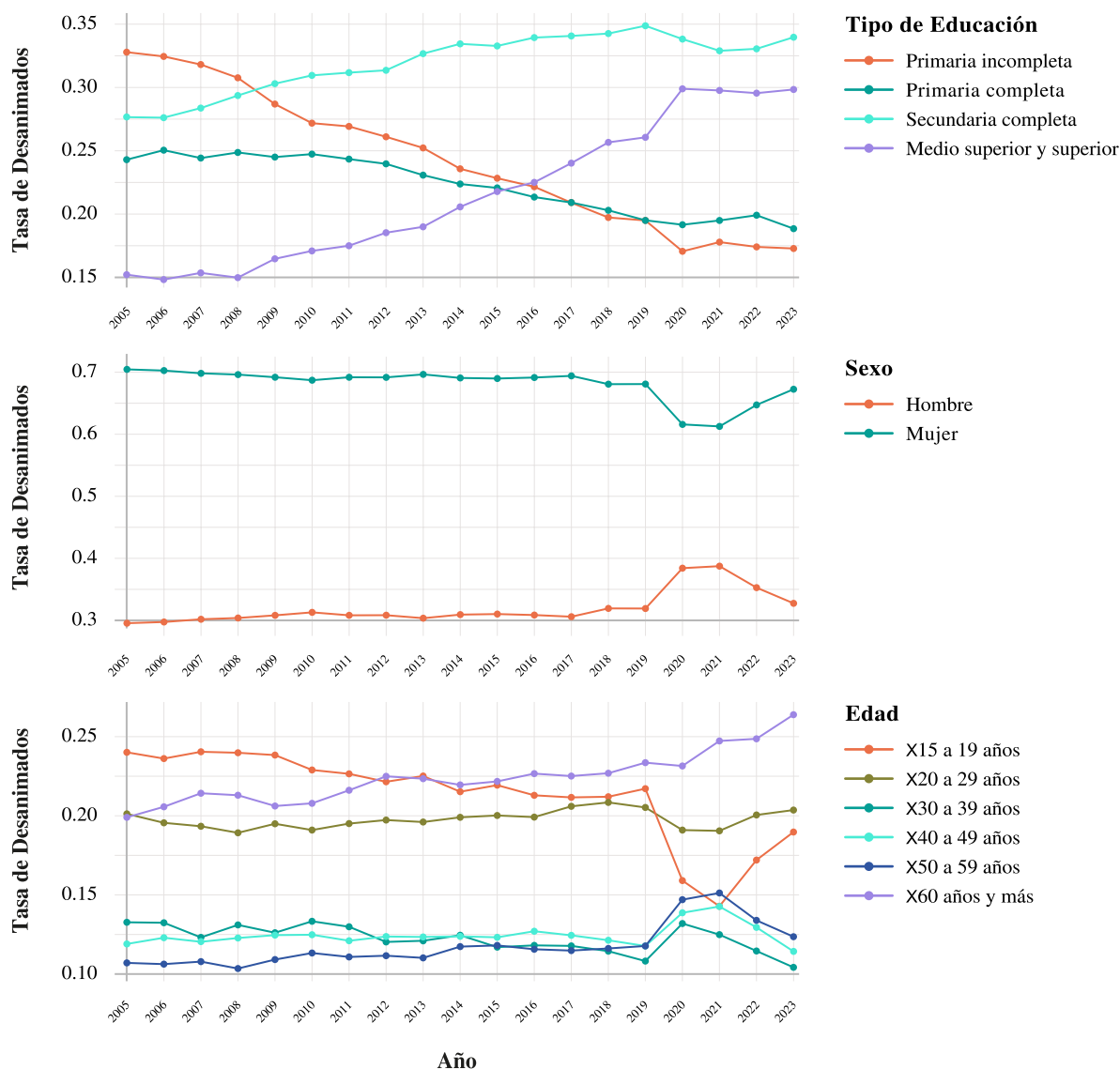
Figura 4
Tasa de desocupación, tasa de desánimo y desánimo laboral como proporción de la PEA en México: 2005-2024



Fuente: elaboración propia con datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (INEGI, 2023).

En la Figura 5 se presenta la tasa de desánimo por educación, sexo y edad, tomando un promedio de los trimestres de cada año considerado. De 2005 a 2008, la mayor tasa correspondió a personas con primaria incompleta; sin embargo, de 2009 a 2023, la mayor tasa fue de personas con secundaria incompleta. Además, la tasa de desánimo entre aquellos con estudios de nivel medio superior y superior ha ido en aumento a lo largo de los años. También se observa que, en todos los años, las mujeres han representado la mayor parte de las personas desanimadas. En cuanto a la edad, de 2005 a 2019, las personas de 15 a 29 años y las mayores de 60 presentaron las mayores tasas de desánimo. Un cambio notable se produce en 2020, cuando la tasa entre los jóvenes disminuyó, pero aumentó nuevamente en 2022.

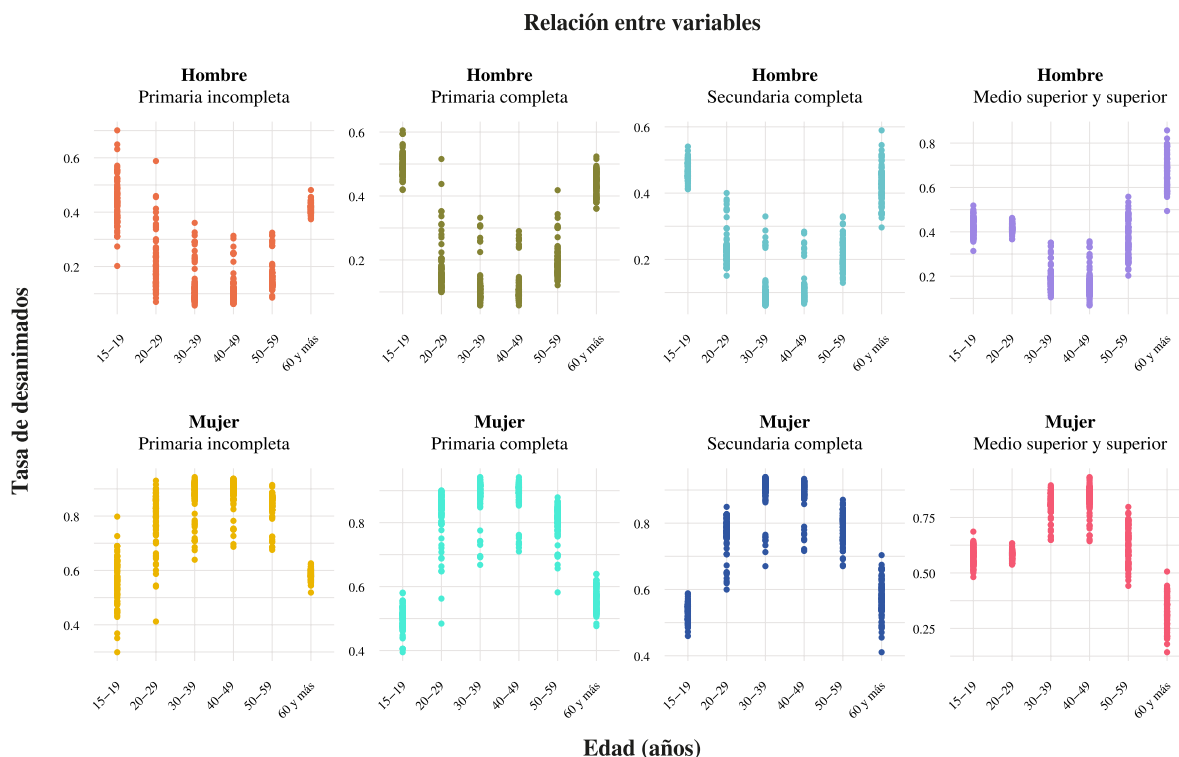
Figura 5
Tasa de desanimados 2005-2023 considerando la educación, sexo y edad



Fuente: elaboración propia con datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (INEGI, 2023).

En la Figura 6 se muestra la distribución de la tasa de desánimo en relación con las variables sexo, educación y edad. Se observa que los hombres presentan mayores tasas de desánimo en los extremos de edad: de 15 a 19 años y mayores de 60 años, exhibiendo un patrón cóncavo que se mantiene constante a través de todos los niveles educativos. En contraste, las mujeres muestran un patrón convexo, con las mayores tasas de desánimo en el rango de edad de 30 a 49 años, lo que nos muestra un escenario preocupante, dado que las mujeres, de cualquier nivel educativo, aumenta su tasa de desánimo en un rango bastante amplio de edad (20 a 59 años) lo que nos habla, primero, en la proporción más joven, de la edad reproductiva, seguida de una imposibilidad de regresar al mercado de trabajo en edades más avanzadas.

Figura 6
Relación entre variables independientes (sexo, educación y edad) y la tasa de desánimo



Fuente: elaboración propia con datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (INEGI, 2023).

Modelación

En la Tabla 2 se presentaron las variables independientes que se analizaron para la modelación con un enfoque de aprendizaje automático. Todas ellas fueron de tipo factor, con diferentes niveles cada una. La variable dependiente fue la tasa de desánimo. 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. Árboles de decisión (en inglés *Regression Trees*, en R lo encontramos como *rpart*).
3. Bosques aleatorios (en inglés *Random Forest*, en R podemos utilizar *ranger*).
4. Potenciación o refuerzo de Gradiente Extremo (en inglés *Extreme Gradient Boosting*, en R podemos usar *XGboost*).
5. Redes neuronales (en inglés *neural networks*, en R usamos la librería *nnet*).
6. Máquinas de soporte vectorial (en inglés *Support Vector Machine*, en R usamos *SVM*).
7. Vecinos más cercanos (en inglés *k-Nearest Neighbors*, en R usamos *kknn*).

Se utilizaron estos modelos de aprendizaje automático para la modelación; sin embargo, dado que no todos estos modelos generan coeficientes para las variables independientes, se decidió evaluar su desempeño a través de métricas como el Error Cuadrático Medio (ECM), el coeficiente de determinación (R^2) y el error absoluto medio (MAE). Los resultados se presentan en la Tabla 3

Tabla 3
Métricas de evaluación de los métodos usados para la regresión de la tasa de desanimados

<i>Método</i>	<i>ECM</i>	<i>MAE</i>	<i>R²</i>
Regresión lineal	0.02772429	0.1467522	0.62776007
regr.rpart	0.00500546	0.05223238	0.93175142
regr.ranger	0.01405165	0.10392895	0.80840821
XGboost	0.00382285	0.04317096	0.94867253
regr.nnet	0.00331259	0.04185048	0.95456647
SVM	0.00657639	0.07072521	0.91170222
regr.kknn	0.00378015	0.04420124	0.95067905

Fuente: elaboración propia.

En la Tabla 4 se reporta la importancia de las variables de los modelos utilizados (note que solamente la regresión lineal presenta los coeficientes). Esto nos muestra que las variables que más contribuyen a las predicciones son mujer de la variable sexo, seguida de la edad (15-19 años y mayor a 60 años).

Tabla 4
Importancia de las variables de los modelos correspondientes

<i>Gradiente Extremo</i>		<i>SVM</i>		<i>Regresión lineal</i>	
<i>Variable</i>	<i>Importancia</i>	<i>Variable</i>	<i>Importancia</i>	<i>Variable</i>	<i>Coefficiente</i>
Sexo Mujer	0.65015	Sexo Mujer	3.49811	Sexo Mujer	0.42954
Edad 15 a 19 años	0.13651	Edad 50 a 59 años	0.03312	Edad 15 a 19 años	0.29232
Edad 60 años y más	0.11699	Edad 20 a 29 años	0.01484	Edad 20 a 29 años	0.29194
Educación Primaria completa	0.03023	Edad 40 a 49 años	0.01438	Edad 60 años y más	0.29088
Educación Primaria incompleta	0.01823	Educación Secundaria completa	0.01328	Edad 30 a 39 años	0.28863
Educación Secundaria completa	0.01579	Edad 15 a 19 años	0.00887	Edad 40 a 49 años	0.28749
Edad 50 a 59 años	0.01437	Educación Primaria completa	0.00885	Edad 50 a 59 años	0.28558
Edad 20 a 29 años	0.01291	Educación Primaria incompleta	0.00728	Educación Secundaria completa	0.00141
Edad 40 a 49 años	0.00279	Edad 30 a 39 años	0.00481	Educación Primaria completa	-0.00429
Edad 30 a 39 años	0.00202	Edad 60 años y más	0.00015	Educación Primaria incompleta	-0.00708

<i>Árboles aleatorios</i>		<i>Redes neuronales</i>		<i>Bosque aleatorio</i>	
<i>Variable</i>	<i>Importancia</i>	<i>Variable</i>	<i>Importancia</i>	<i>Variable</i>	<i>Importancia</i>
Sexo Mujer	100.00000	Sexo Mujer	100.00000	Sexo	120.91345
Edad 60 años y más	46.96747	Edad 60 años y más	59.30292	Edad	15.30826
Edad 40 a 49 años	28.88233	Educación Primaria completa	37.07699	Educación	3.13602
Edad 30 a 39 años	24.43528	Educación Primaria incompleta	30.15897	Vecinos más cercanos	
Edad 50 a 59 años	3.10616	Edad 20 a 29 años	21.18414	Variable	Importancia
Educación Primaria incompleta	3.02322	Edad 50 a 59 años	11.65888	Sexo	100.00000
Educación Secundaria completa	0.04959	Edad 40 a 49 años	8.16185	Edad	0.23000
Edad 20 a 29 años	0.00832	Educación Secundaria completa	2.95482	Educación	0.00513

Fuente: elaboración propia.

Mediante el modelo de series de tiempo ARIMA (Shumway y Stoffer, 2017), se realizó un pronóstico de las tasas de desánimo desglosadas por variable y categoría para los próximos años. Para este propósito, se utilizaron las funciones `auto.arima()` y `forecast()` del software estadístico R.

Antes de aplicar el modelo ARIMA, se llevó a cabo la prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF) con la función `adf.test()` del paquete `tseries` en R, para verificar la estacionariedad de las series. Si el valor *p* de la prueba era menor a un nivel de significancia de 0.05, se concluía que la serie era estacionaria. De lo contrario, se consideraba que la serie no era estacionaria, por lo que se aplicaba una diferenciación para estabilizarla. En la Tabla 5 se presentan los resultados.

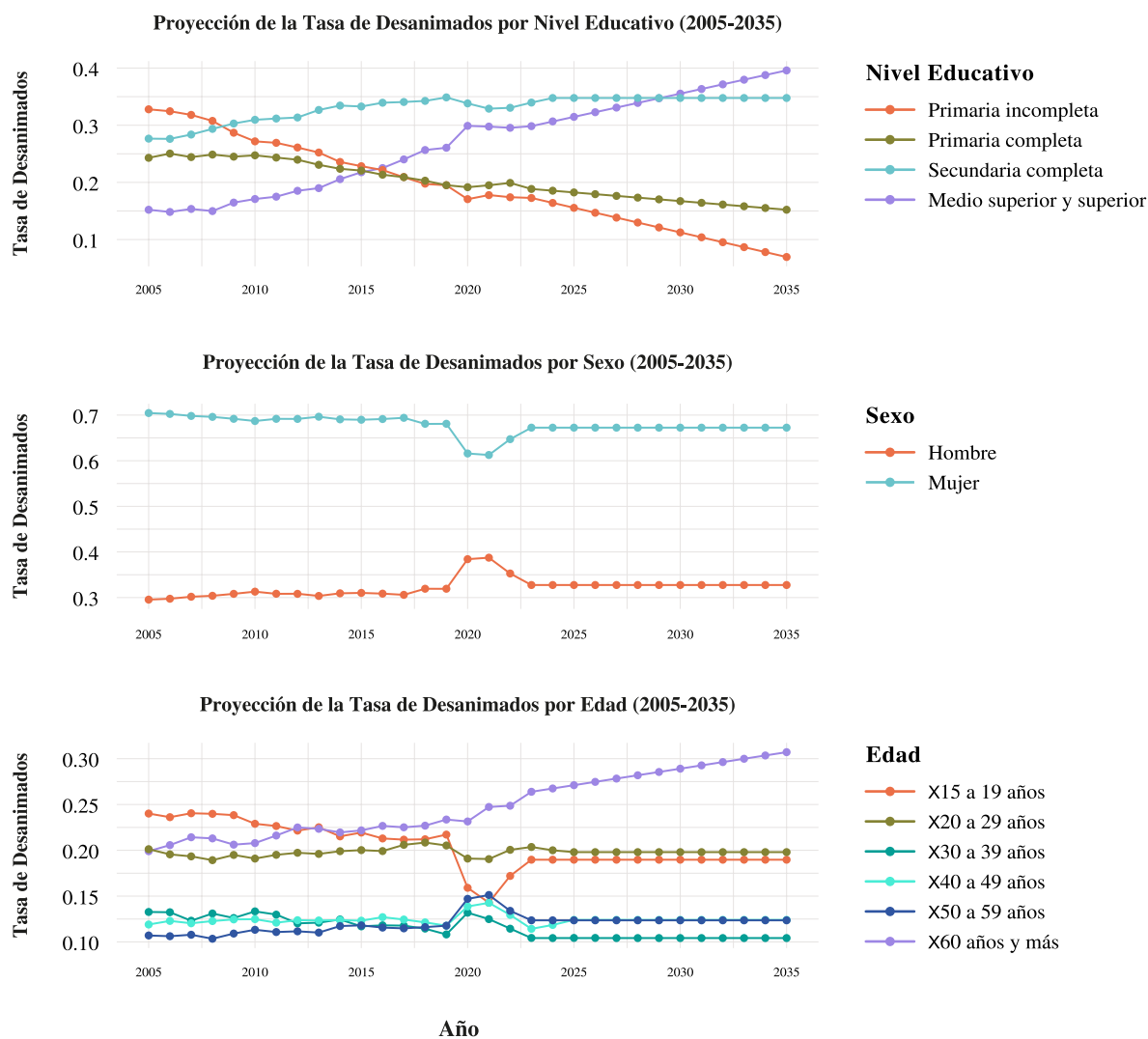
Tabla 5
Resultados de las pruebas de estacionariedad (Dickey-Fuller) para cada variable

<i>Variable</i>	<i>Dickey-Fuller</i>	<i>p-value</i>	<i>Diferenciaciones</i>
Primaria incompleta	-1.0794	0.9089165	4
Primaria completa	-3.1412	0.1376	4
Secundaria completa	-0.2641	0.9851	7
Medio superior y superior	-2.3896	0.424	5
Hombre	-2.5447	0.3649	5
Mujer	-2.5447	0.3648732	5
15 a 19 años	-2.1111	0.5301	3
20 a 29 años	-2.6232	0.335	2
30 a 39 años	-3.0669	0.1659	3
40 a 49 años	-4.1804	0.01696288	0
50 a 59 años	-2.5878	0.3484649	2
60 años y más	-1.0133	0.9186	2

Fuente: elaboración propia.

En la Figura 7, se presentan estas proyecciones. Se observa que para el año 2030, la tasa de desánimo será mayor entre aquellos con escolaridad de nivel medio superior y superior, seguido por personas con secundaria completa. Como era de esperarse, las mujeres seguirán siendo las más vulnerables en este aspecto. En cuanto a edad, se proyecta un incremento en la tasa de desánimo entre las personas mayores de 60 años, mientras que las personas de 15 a 29 años mantendrán una tasa alta y constante.

Figura 7
Proyecciones hasta el año 2023 de la tasa de desanimados por variable y por sus categorías



Fuente: elaboración propia.

IV. DISCUSIÓN

Márquez (2015), realizó una caracterización sociodemográfica de las personas desanimadas mediante un análisis utilizando un modelo logístico multinomial, la autora encontró que las mujeres y los individuos de edades extremas presentan los mayores riesgos de ser expulsados del mercado laboral. Estas características coinciden con los hallazgos de nuestro trabajo, en el que se utilizó el método del Gradiente Extremo.

Otro trabajo relevante para comparar con el nuestro es el de Murguía, *et al.* (2023), en el que las autoras también utilizaron un modelo logístico multinomial y encontraron que las mujeres con hijos, que cuidan a otras personas y que estudian, presentan los mayores niveles de desánimo. En este contexto,

el nivel educativo juega un papel fundamental. Un tercer estudio que también utilizó modelos logísticos multinomiales es el de Escoto, *et al.* (2017), en donde las autoras encontraron que el lugar de residencia y la edad avanzada son factores importantes en la discriminación laboral, en todos los casos, nuestro modelo es consistente con los hallazgos en donde se caracteriza a las mujeres como personas especialmente vulnerables a caer en estado de desánimo laboral, en donde además se puede precisar que las mujeres jóvenes surgen como un grupo de atención prioritario.

Hasta ahora, abordar el desánimo laboral mediante modelos de clasificación, en particular el modelo logístico multinomial, ha sido una práctica común; sin embargo, este trabajo representa un primer acercamiento al estudio del desánimo laboral utilizando modelos de regresión, donde la variable dependiente es numérica en lugar de categórica. Aunque este tipo de modelos ya se ha empleado para estudiar el desempleo, no se habían utilizado previamente para analizar el desánimo laboral. Así pues, hemos contribuido con una nueva metodología para el análisis de este importante tema en la actualidad, además que presentan la ventaja de poder hacer proyecciones a futuro para entender la dinámica y la forma que va tomando esta problemática.

CONCLUSIONES

El estudio de la tasa del desánimo laboral en México a lo largo de los años 2005 a 2023, utilizando datos de la ENOE del INEGI, ha revelado importantes hallazgos sobre cómo las variables demográficas de sexo, edad y educación influyen en este fenómeno. A través de un análisis descriptivo, se observó que las mujeres de 30 a 49 años con estudios de secundaria completa o niveles educativos superiores son las más afectadas por el desánimo laboral en los últimos años.

Adicionalmente, al tratar las variables demográficas como independientes y la tasa de desempleo como dependiente, se realizó un análisis de regresión mediante métodos de aprendizaje automático. En casi todos los modelos, la variable "Sexo Mujer" aparece como la más importante para predecir la variable objetivo Tasa de desanimado. Esto sugiere que el sexo tiene una gran influencia en las predicciones realizadas por estos modelos. Además, las categorías de edad ("Edad 60 años y más", "Edad 15 a 19 años", "Edad 40 a 49 años", "Edad 30 a 39 años", etc.) también se muestran recurrentemente entre las variables más importantes en la mayoría de los modelos, particularmente en árboles de decisión, redes neuronales y modelos basados en árboles (bosque aleatorio y gradiente extremo). Esto indica que la edad es un factor relevante en la variabilidad de la tasa, aunque su influencia varía dependiendo de la técnica de modelado.

Las variables relacionadas con el nivel educativo ("Educación Primaria completa", "Educación Primaria incompleta", "Educación Secundaria completa") tienden a tener menor importancia en la mayoría de los modelos, excepto en redes neuronales donde "Educación Primaria completa" tiene una importancia relativamente alta. En la regresión lineal, algunos coeficientes relacionados con la educación son incluso negativos, lo que indica una posible relación inversa con la variable objetivo.

La importancia de las variables cambia dependiendo del modelo; por ejemplo, en el modelo de gradiente extremo y SVM, la variable "Edad 15 a 19 años" tiene más relevancia en comparación con su importancia en modelos como el bosque aleatorio. Las redes neuronales y el bosque aleatorio también priorizan diferentes variables, lo que refleja cómo los distintos algoritmos detectan patrones de manera diferente en los datos.

La regresión lineal proporciona coeficientes que permiten interpretar la dirección de la relación (positiva o negativa) entre cada variable independiente y la tasa. En este caso, los coeficientes de "Sexo Mujer", "Edad 15 a 19 años", "Edad 20 a 29 años", y otras edades son positivos, sugiriendo que estas variables aumentan la

tasa. En cambio, las variables educativas presentan coeficientes negativos, lo que podría indicar una relación negativa con la variable objetivo en este modelo específico.

Finalmente, el modelo de series de tiempo ARIMA, sugiere un incremento en la tasa de desánimo laboral entre las personas con estudios de medio superior y superior en los próximos años. Estos resultados subrayan la necesidad de desarrollar políticas públicas que aborden de manera específica las necesidades de las mujeres mayores y con altos niveles educativos, para mitigar el desánimo laboral y promover una mayor participación en el mercado de trabajo.

Así, este estudio proporciona una comprensión más profunda del desánimo laboral en México, destacando la importancia de considerar las variables demográficas para diseñar estrategias efectivas que puedan contrarrestar este fenómeno. La identificación de la variable sexo como la más relevante en la predicción del desánimo laboral subraya la necesidad de enfoques diferenciados por género en las políticas laborales.

AGRADECIMIENTOS

LJRE expresa su gratitud a la UAA a través del proyecto PIM23-3 y al CONAHCYT.

REFERENCIAS

- Arroyo, S. y Ortega, L. (2020). El impacto de los salarios en la tasa de desempleo en México del periodo 2000-2017 a través de un Modelo Estocástico. *Revista de investigación en ciencias sociales y administrativas*, 6(1), 19-48. <https://ricca.umich.mx/index.php/ricca/article/view/59/65>
- Cahuc, P., Carcillo, S., y Zylberberg, A. (2014). *Labor Economics* (W. McCuaig, Trad.; 2a ed.). MIT Press. [https://books.google.com.mx/books?hl=es&lr=&id=yf46BAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR5&dq=Cahuc,+P.,+Carcillo,+S.,+y+Zylberberg,+A.+\(2014\).+Labor+Economics+\(W.+McCuaig,+Trad.+%3B+2a+ed.\).+MIT+Press&ots=AUT8PPD4hJ&sig=8TsdAuHWeAlg2WS8681OUAMObg&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false](https://books.google.com.mx/books?hl=es&lr=&id=yf46BAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR5&dq=Cahuc,+P.,+Carcillo,+S.,+y+Zylberberg,+A.+(2014).+Labor+Economics+(W.+McCuaig,+Trad.+%3B+2a+ed.).+MIT+Press&ots=AUT8PPD4hJ&sig=8TsdAuHWeAlg2WS8681OUAMObg&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false)
- Castillo, D., Arzate, J. y Arcos S. (2019). *Precariedad y desaliento laboral de los jóvenes en México*. México: Siglo XXI. <https://biblioteca.clacso.edu.ar/clacso/se/20191129060210/Precariedad-y-desaliento-laboral.pdf>
- Cuéllar, J. (2015). *Una estimación crítica del número de trabajadores desanimados para países de la OCDE durante la Gran Recesión*. [Tesis de Maestría, Universidad de Valladolid] <http://uvadoc.uva.es/handle/10324/15501>
- Escoto, A., Márquez, C., Prieto, V., Ochoa, S., y Reyes, P. (2017). Desempleo abierto y desalentado en tres mercados de trabajo latinoamericanos. En Ochoa León, Sara y Reyes, Rosa (Coordinadoras) *Población y mercados de trabajo en América Latina: temas emergentes*, (pp. 81-119). México: Asociación Latinoamericana de Población. <https://biblio.juridicas.unam.mx/bjv/detalle-libro/4316-poblacion-y-mercados-de-trabajo-en-america-latina-temas-emergentes>
- Hastie, T., Tibshirani R. & Friedman J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction*. Stanford: Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-0-387-21606-5>
- Heath, J. (2014). *Unemployment in Mexico Revisited*. Jonathanheath.net. Recuperado el 12 de septiembre de 2024, de <https://jonathanheath.net/unemployment-in-mexico-revisited/>
- Hernández, J. (2020). Desempleo en México por características sociodemográficas, 2005-2018. *Economía UNAM*. 17(50), 166-181. <https://doi.org/10.22201/fe.24488143e.2020.50.524>

- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2002). Guía de conceptos, uso e interpretación de la Estadística sobre Fuerza Laboral en México. Recuperado de: https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/metodologias/est/702825000156.pdf
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2023). *Cómo se hace la ENOE: Métodos y procedimientos*. Aguascalientes: INEGI. https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/nueva_estruc/889463909743.pdf
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2024). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo*. Recuperado de: <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/>
- Márquez, C. (2013). Del monismo al pluralismo en los estudios sobre la desocupación en América Latina. Hacia una conceptualización alternativa. En Gandini, L. y Padrón, M. (Coordinadores), *Población y trabajo en América Latina: abordajes teórico-metodológicos y tendencias recientes*. (Río de Janeiro: Asociación Latinoamericana de Población. (pp. 65-89). <https://files.alapop.org/alap/SerieInvestigaciones/Serie14/si14t02.pdf>
- Márquez, C. (2015). *Buscadores, desalentados y rechazados: Las dinámicas de inclusión y exclusión laboral enraizadas en la desocupación*. [Tesis de Doctorado, El Colegio de México]. <https://hdl.handle.net/20.500.11986/COLMEX/10000932>
- Moy, V. (2020). *Trabajadores desanimados y sin empleo*. <https://imco.org.mx/trabajadores-desanimados-y-sin-empleo/>
- Murguía, V., Ronzón, Z. y Jardón, A. (2023). Desaliento laboral. Una aproximación al análisis de la subutilización de la fuerza de trabajo juvenil de México. En Consejo Nacional de Población (Editor). *La situación demográfica de México 2023*, (pp. 145-162). https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/869220/Articulo_8.pdf
- Ortiz, D. A., & Rodríguez, L. J. (2023). Unemployment Vulnerability Index in Mexico: Effects of the COVID-19 pandemic. *Economía, sociedad y territorio*, 23(71), 309-338. <https://doi.org/10.22136/est20231862>
- OECD. (2023). *OECD Labour Force Statistics 2022*. OECD https://www.oecd-ilibrary.org/employment/oecd-labour-force-statistics_23083387
- OIT (2024). Work Statistics - 19th ICLS (WORK database). (s/f). ILOSTAT. Recuperado el 12 de septiembre de 2024, de <https://ilostat.ilo.org/methods/concepts-and-definitions/description-work-statistics-icls19/>
- Ruiz, P. y Ordaz, J. (2011). Evolución reciente del empleo y el desempleo en México. *Economía UNAM*, 8(23), 91-105. https://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S1665-952X2011000200005&script=sci_arttext
- Segovia, D. (2021). Pronóstico del desempleo en México: aplicación de series de tiempo multivariadas. [Tesis de Maestría, Universidad Veracruzana] <https://cdigital.uv.mx/handle/1944/51268>
- Shumway, R. & Stoffer, D. (2017). *Time series analysis and its applications: with R examples*. New York: Springer. <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/978-3-319-52452-8.pdf>
- U.S. Bureau of Labor Statistics. (n.d.). Labor force characteristics. Retrieved from <https://www.bls.gov/cps/lfcharacteristics.htm#discouraged>