



Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), julio-agosto 2025,
Volumen 9, Número 4.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i2

VARIABLES QUE EXPLICAN EL TIEMPO DE DESEMPLEO EN BUSCADORES XALAPEÑOS. USO DEL MODELO RANDOM FOREST

**DETERMINANTS OF UNEMPLOYMENT DURATION
AMONG JOB SEEKERS IN XALAPA: A RANDOM FOREST
MODEL APPROACH**

Noé Cortés Viveros
Universidad Veracruzana

Rodrigo Aryan Hernández García
Universidad Veracruzana

Anabel Galván Sarabia
Universidad Veracruzana

Marcos Eduardo Ortega Melgarejo
Universidad Veracruzana

Hector Rogelio Olivares Galvan
Universidad Veracruzana

DOI: https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i4.19375

Variables que explican el tiempo de desempleo en buscadores Xalapeños. Uso del Modelo Random Forest

Noé Cortés Viveros¹nocortes@uv.mx<https://orcid.org/0009-0000-7888-3091>

Universidad Veracruzana

México

Rodrigo Aryan Hernández Garcíarodrhernandez@uv.mx<https://orcid.org/0000-0002-2299-5366>

Universidad Veracruzana

México

Anabel Galván Sarabiaangalvan@uv.mx<https://orcid.org/0009-0005-7864-9162>

Universidad Veracruzana

México

Marcos Eduardo Ortega Melgarejo<https://orcid.org/0009-0001-2045-7062>

Universidad Veracruzana

México

Hector Rogelio Olivares Galvan<https://orcid.org/0000-0002-1114-3512>

Universidad Veracruzana

México

RESUMEN

La presente investigación es continuación de trabajos previos y aborda “la problemática del desempleo en Xalapa, Veracruz, analizando las variables que influyen en su duración” (Cortés et al., 2024; Cortés et al., 2025). Se examinó una muestra de 363 buscadores de empleo registrados en la oficina de fomento económico municipal (Cortés et al., 2024). Para lo cual se aplicó el modelo de Random Forest. Se concluye que el modelo es pertinente para explicar de manera contundente la relación que existe entre la variable explicada “tiempo de desempleo” y las variables explicativas: como sexo, edad, escolaridad, jefatura de familia, dependientes económicos, años de residencia y grado de marginación urbana.

Palabras clave: Xalapa, desempleo, sexo, disparidad, marginación

¹ Autor principal

Correspondencia: nocortes@uv.mx

Determinants of Unemployment Duration Among Job Seekers in Xalapa: A Random Forest Model Approach

ABSTRACT

This research builds upon previous work and addresses “the issue of unemployment in Xalapa, Veracruz, by analyzing the variables that influence its duration” (Cortés et al., 2024; Cortés et al., 2025). A sample of 363 job seekers registered with the municipal office of economic development was examined using the Random Forest model. The findings confirm that this model is suitable for robustly explaining the relationship between the dependent variable—“unemployment duration”—and the explanatory variables, which include gender, age, educational attainment, household headship, number of economic dependents, years of residence, and degree of urban marginalization.

Keywords: Xalapa, Unemployment, Gender, Disparity, Marginalization

Artículo recibido 10 julio 2025

Aceptado para publicación: 16 agosto 2025



INTRODUCCIÓN

En la presente investigación se define el tiempo de desempleo: El periodo que han pasado los individuos desempleados en busca de una ocupación remunerada (Kriaa et al., 2020; Ramos, 2023). Así mismo, se puede entender que es cuando los individuos no cuentan con trabajo y los han buscado activamente en las últimas cuatro semanas (Atta ur Rahman et al., 2019).

Con el fin de tener la seguridad de que las personas encuestadas estuvieran sin empleo y en la búsqueda de éste, se obtuvo el permiso de aplicar una encuesta en la oficina de Fomento Económico del Ayuntamiento de Xalapa Ver. El objetivo de encuestar a buscadores de empleo era obtener datos precisos, ya que datos puntuales de fechas de pérdida y recuperación de empleo no se pueden encontrar en las bases de datos del INEGI (Cortés et al., 2024), por otro lado dicha institución considera como empleada a la población que ha realizado una actividad remunerada de al menos una hora a la semana previa al censo (García & Sánchez, 2012).

Una vez que se obtuvieron los datos se procedió a realizar una descripción estadística de los datos, sin embargo, este no era el fin principal. El objetivo es encontrar las variables que mejor explican el tiempo de desempleo, para esto se aplicaron los modelos de regresión lineal simple y la regresión logística, los cuales no fueron adecuados ya que no cumplían con los supuestos básicos (Cortés et al., 2025).

En la búsqueda del modelo que explicara el tiempo de desempleo se encontró el modelo estadístico Random Forest, con el cual se cumple con las métricas de las variables Precisión (Precisión) y el modelo es extremadamente preciso, con casi todas las predicciones positivas siendo correctas (Cortés et al., 2025).

Marco conceptual

Variables que influyen en el tiempo de desempleo

Por lo general en las investigaciones cuyo objetivo es determinar las variables que influyen en el tiempo del desempleo, son “la edad, la educación, el género, la ubicación geográfica, la calificación educativa entre otras” (Atta ur Rahman et al., 2019)



Edad

La edad es una variable importante en la búsqueda de empleo, por un lado, se tiene la experiencia o no dependiendo de la edad y por el otro el mercado laboral tiene una expectativa con respecto a esta variable al momento de reclutar. En la bolsa de trabajo de diferentes empresas de la región se ha podido observar que la edad máxima como requisito en algunas vacantes de 45 años. En este sentido, las investigaciones demuestran que las personas mayores de 65 años en promedio se encuentran en desempleo 17 semanas (Montero, 2007). Así mismo, la probabilidad de permanecer más tiempo en estado de desempleo es para el grupo de edad de 25 a 30 años (Kriiaa et al., 2020).

Capital Humano y el desempleo

El Capital humano es un constructo macroeconómico que favorece el desarrollo y crecimiento económico de los países (Kriiaa et al., 2020). Específicamente se puede medir como el número de años de educación formal, además de entenderse como el conjunto de conocimientos de un individuo obtiene, además de su educación académica, en su trabajo, en su hogar y en las organizaciones en las cuales se desarrolla.

Cabe hacer mención que no hay una determinación tajante en los resultados de diferentes investigaciones, con respecto al tiempo de desempleo y la escolaridad, por un lado se argumenta que si el individuo tiene una educación básica estará más tiempo en el desempleo y en el caso de tener una educación media superior o superior la duración del desempleo disminuye (Aguayo & Lamelas, 2011; Hernández & García, 2017; Kriiaa et al., 2020). Por otro lado, los resultados también muestran que las personas con un nivel educativo más bajo salen del desempleo más rápido que alguien con un nivel educativo más alto (Canavire-Bacarreza & Lima, 2007; García & Sánchez, 2012). En este tenor, una persona con un nivel bajo de escolaridad puede pasar en promedio nueve semanas en el desempleo, mientras que las personas con un nivel de licenciatura pueden experimentar en promedio trece semanas en el desempleo (Montero, 2007).

Con respecto a la variable sexo, en el caso de las mujeres a medida que aumente la educación el tiempo de desempleo disminuye, caso contrario en el hombre, quien conforme incrementa la educación también la duración en el desempleo (Arango & Ríos, 2015).



Variable Sexo

La variable sexo se ha analizado como elemento importante que influye en el tiempo de desempleo, sin embargo, normalmente se trabaja como género (Kriaa et al., 2020), Las mujeres se ven afectadas con una mayor duración el desempleo debido a que participan en actividades en el hogar, las cuales no son remuneradas (Marcillo, 2015), en comparación con los hombres en la misma situación: casados o en unión libre los hombres permanecen menor tiempo en el desempleo (Arango & Ríos, 2015; Kriaa et al., 2020; Montero, 2007).

Relación con la carrera

Esta variable se analiza bajo la interrogante si el buscador de empleo cuando tiene una carrera universitaria forzosamente encuentra un trabajo de acuerdo con su área de experticia.

Años de residencia y experiencia laboral en años

Los años de residencia se analizan bajo la interrogante si tiene más ventaja en conseguir trabajo una persona que tiene más tiempo viviendo en la ciudad con respecto a otra que tiene menos años de residencia en Xalpa. Por otro lado, la experiencia laboral está ligada al capital humano, por la experiencia y el bagaje de conocimientos adquiridos no solo en el aula, si no, también en el desarrollo de actividades laborales.

Materiales y métodos

De acuerdo con el trabajo previo de Cortés et al., 2025, para obtener datos confiables, se recurrió como primera fuente a la oficina de empleo del municipio de Xalapa, Veracruz, así como las bases de datos de los buscadores de empleo. Dado que se manejan datos sensibles y confidenciales de las personas, las entrevistas se tuvieron que hacer en la oficina de Fomento Económico.

Como se mencionó, la recolección de datos fue a través de entrevistas, las cuales se realizaron por llamadas telefónicas, con una duración promedio de cuatro minutos por participante. La selección de los sujetos de estudio se realizó a través de muestreo probabilístico simple, donde cada individuo registrado tenía la misma oportunidad de ser contactado. En caso de que el participante seleccionado declinara participar en el estudio, se procedía a su exclusión definitiva de la base de datos para evitar contactos posteriores no deseados, continuando con la selección aleatoria hasta obtener la participación voluntaria del siguiente candidato. Es importante reconocer la colaboración del

departamento de fomento económico municipal, quien facilitó las condiciones logísticas necesarias, incluyendo espacio de trabajo y línea telefónica fija, permitiendo que la recolección de datos se desarrollara dentro de sus instalaciones.

Con los datos obtenidos se realizó un análisis estadístico descriptivo (Cortés et al., 2024) del cual se obtuvo un conjunto de datos importantes. Sin embargo, en este artículo, se pretende determinar cuál es la relación que se tiene entre la variable explicada “el tiempo de desempleo” y las variables explicativas.

Diseño del instrumento

Para la realización del instrumento se consideraron los mismos 16 ítems establecidos por Cortés et al. (2024), fundamentados en la revisión bibliográfica de dicho trabajo, incorporando variables que la evidencia empírica asocia con la duración del desempleo:

Variables demográficas: edad (Montero, 2007; Rivas & Hernández, 2017; Kriaa et al., 2020; Ramos, 2023) y perspectiva de género (Aguayo & Lamelas, 2011; Marcillo, 2015; Arango & Ríos, 2015; Kriaa et al., 2020; Ramos, 2023);

Factores socioeconómicos: jefe de familia (Canavire-Bacarreza & Lima, 2007; Rivas & Hernández, 2017; Charles-Leija et al., 2018; Domínguez et al., 2021; Ramos, 2023) y dependientes económicos (Arango & Ríos, 2015; Canavire-Bacarreza & Lima, 2007; Rivas & Hernández, 2017);

Capital humano: educación y experiencia laboral (Aguayo & Lamelas, 2011; Arango & Ríos, 2015; García & Sánchez, 2012; Khan & Yousaf, 2013; Ibarrola, 2014; Hernández & García, 2017; Kriaa et al., 2020).

Población y muestra

Se identificó una población de 6714 personas buscadoras de empleo que acudieron a las oficinas de fomento económico del municipio de Xalapa, con el fin de aplicar el instrumento y conforme a la fórmula en la tabla 1, se llegó a un tamaño de muestra de 363 buscadores de empleo.

Tabla 1. Fórmula para determinar el tamaño de la muestra

N	6714	$n = \frac{N * Z_a^2 * p * q}{e^2 * (N - 1) + Z_a^2 * p * q}$
Z	1.96	
p	50%	
q	50%	
e	5%	

Se adoptó una estrategia de muestreo probabilístico aleatorio simple (Levine et al., 2014), donde cada elemento del universo de buscadores laborales poseyó igual oportunidad de formar parte de la muestra seleccionada (Cortés et al., 2024).

Operacionalización de variables

Tabla 2. Operacionalización de variables

Tipo de variables	Variables	Definición conceptual	ITEM
Variable dependiente	Tiempo de desempleo	El tiempo de desempleo se define como el lapso durante el cual los individuos desocupados han mantenido de forma sostenida la búsqueda de una oportunidad laboral. ² (Kriaa et al., 2020, p. 82).	¿Cuándo perdió su empleo?
			¿Cuándo ingreso a su nuevo empleo?
Variable independiente	Sexo	“La condición orgánica que distingue a las personas en hombres y mujeres” (INEGI, 2020, p.132), Así mismo, “se debe de considerar que el Sexo se refiere a la clasificación de personas en hombres o mujeres en función de características biológicas y fisiológicas” (INEGI, 2020, p.133)	¿Es hombre o mujer?
	Edad	Los años cumplidos al momento de perder el trabajo, en la vez del registro de los datos.	¿Cuánto años cumplidos tiene? ³

² Unemployment duration represents the length of time spent by unemployed people who have been continuously looking for an occupation (Kriaa et al., 2020, p. 82).

³ Esta es la pregunta que realiza el INEGI en los censos de población y vivienda, el concepto que utiliza en esta variable es el siguiente: Edad. Años cumplidos que tiene la persona desde la fecha de nacimiento hasta el momento de la entrevista (INEGI, 2020, p.135), sin embargo, para la presente investigación se ha optado por tomar los años cumplidos en el momento en que reportó la búsqueda de empleo.

Nivel de escolaridad ⁴	Grado máximo de educación formal obtenido por la población de tres años en adelante, determinado según los estándares del Sistema Educativo Nacional o su homólogo para estudios internacionales (INEGI, 2020, p. 243).	¿Cuál es su nivel de escolaridad?
Años de residencia en la ciudad	Número de años que la persona ha vivido en la ciudad	¿Cuánto tiempo lleva residiendo en su ciudad actual?
Relación con la carrera	El trabajo que se busca tiene que ser con relación a la carrera estudiada	¿Su trabajo actual tiene relación con la carrera?
Experiencia laboral en años	Los años de experiencia que tiene la persona en el ámbito laboral	¿Cuál es su experiencia laboral en años?

Resultados

Resultados descriptivos

Se identificó una asociación entre variables de edad y duración de residencia en Xalapa y sus alrededores. Cerca de 60 casos mostraron períodos de residencia menores a su edad biológica, no obstante, la gran mayoría registró permanencia local superior al 90% de su ciclo vital. Los años de residencia presentaron valores mínimos de 1 año y máximos de 65 años, alcanzando un promedio de 28.25344, cifra próxima a la media de edad observada.

Tabla 3. Datos estadísticos de variable años de residencia

Variable	Observaciones	Media	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
Años de residencia	363	28.25344	12.43688	1	65

La variable Sexo: mujer y hombre, como se puede observar en la tabla el 52.10% son mujeres y el 47.09% son hombres.

⁴ Se utilizó como categorías de respuesta los siguientes: Primaria; Secundaria; Bachillerato; Carrera comercial y/o técnica; Licenciatura trunca; Licenciatura; Especialidad o maestría

Tabla 4. Datos estadísticos de variable sexo

Variable		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Sexo	Mujer	189	52.1	52.1	52.1
	Hombre	174	47.9	47.9	100.0
	Total	363	100.0	100.0	

El análisis por género reveló que las mujeres presentaron un promedio de 137 días, superando en 35.14 días al promedio masculino de 102.14 días. Los rangos máximos fueron de 1398 días para el grupo femenino y 791 días para el masculino, registrándose valores mínimos de cero días en ambos casos (dos mujeres y un hombre).

El conjunto de 363 casos analizados abarcó edades entre 19 y 75 años, con un promedio de 33.21 años y desviación típica de 8.687522.

Tabla 5. Datos estadísticos de variable edad

Variable	Observaciones	Media	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
Edad	363	33.21	8.687522	19	75

La segmentación por grupos etarios se definió con rangos quinquenales. Considerando que el límite máximo de edad para hombres solicitantes es de 75 años, este valor se clasificó como dato faltante, ya que incorporarlo incrementaría el total a 12 categorías, donde la categoría número once carecería de registros.

Tabla 6. Datos estadísticos de variable rango de edad

Rango de edad	Categoría	Rango de edad	Categoría
19-23	1	44-48	6
24-28	2	49-53	7
29-33	3	54-58	8
34-38	4	59-63	9

Reporte de análisis estadístico de los modelos

En este informe se presenta el análisis estadístico aplicado a los datos utilizando dos técnicas de modelado, la regresión lineal múltiple y la regresión logística. El análisis se llevó a cabo utilizando el lenguaje de programación R (The R journal, 2008).

Random Forest Descripción Random Forest es un algoritmo de aprendizaje automático basado en la construcción de múltiples árboles de decisión (ensemble learning) (Breiman, 2001). Este método utiliza el bagging (bootstrap aggregating) para mejorar la precisión y estabilidad de los modelos. Random Forest es capaz de manejar tanto variables continuas como categóricas, y se destaca por su capacidad de evitar el sobreajuste en muchos casos. **Resultado** El modelo de Random Forest presentó el mejor desempeño en comparación con los otros métodos evaluados, mostrando alta precisión predictiva y robustez ante la variabilidad de los datos, en este análisis se busca predecir El tiempo en desempleo en días con respecto de las variables: “Edad”, “Sexo”, “escolaridad”, “años de residencia”, “relación con la carrera” y “la experiencia laboral en años”. A continuación, se muestra la importancia de cada variable para predecir.

```
> importance(modelo_rf)
```

	0	1	MeanDecreaseAccuracy	MeanDecreaseGini
Edad	25.714051	-4.1765224	24.224654	28.836323
Sexo	-9.554132	-1.9180666	-8.933089	5.042589
Escolaridad	10.584338	3.4500647	11.560431	14.658702
Añosderesidencia_A	30.367635	-0.7038281	28.960722	36.775370
Relaciónconlacarrera	12.308364	-4.3843435	9.824682	5.692735
Experiencialaboralen años	27.390904	-8.1914942	23.060028	32.633929

Se observa que las variables más importantes para predecir el tiempo de desempleo es Edad, Años de residencia y Experiencia laboral en años. Ahora se procede a calcular las métricas de las variables

Precisión (Precision): 0.98 El modelo es extremadamente preciso, con casi todas las predicciones positivas siendo correctas.

Recall (Sensibilidad): 0.93 El modelo detecta una gran mayoría de los casos positivos (93.1%), con muy pocos falsos negativos.

Especificidad (Specificity): 0.99 El modelo casi nunca clasifica incorrectamente un negativo como positivo (99.6%).

F1-Score: 0.95 El balance entre precisión y recall es excelente, lo que indica que el modelo tiene un rendimiento muy sólido en ambas métricas.

Accuracy (Exactitud): 0.98 La exactitud del modelo es muy alta (98.1%), lo que refleja su

capacidad para hacer predicciones correctas en general.

CONCLUSIÓN

El modelo de Random Forest tiene un rendimiento excelente en todas las métricas clave. Detecta la mayoría de los positivos reales, comete muy pocos errores en las predicciones positivas (falsos positivos), y tiene una exactitud general muy alta. Este modelo fue mejor en comparación con otros modelos, como la regresión logística, en cuanto a su capacidad para realizar predicciones precisas y consistentes. Es un modelo muy recomendable para este tipo de problema, ya que equilibra muy bien la capacidad de detección de positivos y la precisión de las predicciones.

Random Forest nos ayuda a identificar qué variables son importantes para explicar el tiempo de desempleo, pero no indica directamente si una variable aumenta o disminuye dicho tiempo, ya que es un modelo no paramétrico y no lineal.

Las mujeres parecen tener duraciones más cortas (Grogan & van den Berg, 2001)

La variable edad tiene influencia en la duración del desempleo (Kriaa et al., 2020), sin embargo para otras investigaciones no encontraron diferencias significativas entre los grupos de edad (Grogan & van den Berg, 2001; Kavkler et al., 2009)

Los hombres tiene una duración en el desempleo un 60% menos (Castellar & Uribe, 2006)

El nivel educativo influye en el tiempo del desempleo (Castellar & Uribe, 2006)

La experiencia influye en el tiempo del desempleo (Castellar & Uribe, 2006)

La escolaridad media en años de educación formal es crucial para la inserción laboral (Varela & Ocegueda, 2023)

La experiencia laboral es crucial para no prolongar el tiempo de desempleo (Varela & Ocegueda, 2023)

Menos probabilidad de encontrar un empleo Con perfil de mujer, individuo con más de 45 años, con estudios de primaria. Con más probabilidad de encontrar un empleo Hombre, con una edad entre 16 y 25 años, con nivel de estudios, con estudios de secundaria en adelante (Montilla, 2005)

Las mujeres tienen tiempos de mayor duración que los hombres (Vallejo-Zamudio & Sotelo-Forero, 2022)

A mayor edad disminuye la duración del desempleo (Vallejo-Zamudio & Sotelo-Forero, 2022)



A mayor años de educación disminuye la duración del desempleo (Vallejo-Zamudio & Sotelo-Forero, 2022)

Relación del tiempo de desempleo con la edad (Ramos, 2023)

Las siguientes variables no son significativas en el tiempo de desempleo lugar de residencia, género, nivel educativo, experiencia laboral, jefe de hogar (Ramos, 2023)

No hay una influencia de la variable educación en el tiempo de desempleo caso contrario en otros resultados en dos vertientes, los más educados permanecen menos tiempo en el desempleo (Grogan & van den Berg, 2001; Kavkler et al., 2009),

La variable edad influye negativamente en la probabilidad de estar desempleado (Fernández, 2018)

Los estudios universitarios concluidos reducen la probabilidad de estar desempleado (Fernández, 2018)

Jóvenes entre 18 a 29 años bajo nivel educativo aumenta la probabilidad de estar desempleado (Mejía & Guerrero, 2025)

Edad, sexo, nivel de estudios (Noriega de Tapia, 2022)

Las mujeres tienen más probabilidad de permanecer en el desempleo en comparación con los hombres (Ramírez, 2016)

Mayores probabilidades de permanecer en el desempleo los grupos de menor edad (Ramírez, 2016)

Mayor escolaridad mayor el tiempo de búsqueda de empleo, expectativas salariales (Ramírez, 2016)

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aguayo, E., & Lamelas, N. (2011). Educación y empleo: Desigualdad de género en las regiones mexicanas. 2000-2005. Revista Estudios Feministas, 19(3), 733–750.
<https://doi.org/10.1590/S0104-026X2011000300005>

Arango, L. E., & Ríos, A. M. (2015). Duración del desempleo en Colombia: Género, intensidad de búsqueda y anuncios de vacantes. Banco de la República. <https://doi.org/10.32468/be.866>

Atta ur Rahman, Khan, A., & Jamal, W. (2019). Factors Affecting Duration of Unemployment among Young Graduates of Khyber Pakhtunkhwa (An Approach to Duration Analysis). Global Social Sciences Review, IV(II), 27–33. [https://doi.org/10.31703/gssr.2019\(IV-II\).04](https://doi.org/10.31703/gssr.2019(IV-II).04)

Breiman, L. (2001). Random Forests. Machine Learning, 45(1), 5–32.



<https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>

- Canavire-Bacarreza, G. J., & Lima, L. F. (2007). Unemployment Duration and Labor Mobility in Argentina: A Socioeconomic-Based Pre- and PostCrisis Analysis. *Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales*, 54, 39.
- Castellar, C., & Uribe, J. I. (2006). Determinantes de la duración del desempleo en área metropolitana de cali 1988-1998. *Sociedad & Economía*, 11, 1.
- Charles-Leija, H., Torres, A., & Castro, D. (2018). Efectos del capital social en el empleo en México. *Revista de Economía Institucional*, 20, 263. <https://doi.org/10.18601/01245996.v20n38.11>
- Cortés, N., Hernández, R. A., Galván, A., Méndez, F. M., & Marín, P. L. (2024). Variables que Explican el Tiempo de Desempleo en Buscadores Xalapeños. Un Acercamiento Descriptivo. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 8(5), 10260–10283. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i5.14408
- Cortés Viveros, N., Hernández García, R. A., Galván Sarabia, A., Olivares Galvan, H. R., & Texon Olguín, O. A. (2025). En Busca del Modelo Ideal para Determinar las Variables que Explican el Tiempo de Desempleo en Buscadores Xalapeños. *Estudios y Perspectivas Revista Científica y Académica*, 5(3), 65–81. <https://doi.org/10.61384/r.c.a.v5i3.1332>
- Domínguez, A. O. F., Adame, G. L. O., & García, A. J. T. (2021). Duración del desempleo y la migración en México ante la crisis financiera. *Migraciones Internacionales*, 12. <https://doi.org/10.33679/rmi.v1i1.2338>
- Fernández, V. D. (2018). Factores determinantes del desempleo juvenil en el Distrito de Copani, Provincia de Yunguyo, Departamento de Puno, en el año 2017. Universidad Nacional del Altiplano. <https://repositorio.unap.edu.pe/handle/20.500.14082/6943>
- García, B., & Sánchez, L. (2012). Trayectorias del desempleo urbano en México. *Revista Latinoamericana de Población*, 6(10), 5–30. <https://doi.org/10.31406/relap2012.v6.i1.n10.1>
- Grogan, L., & van den Berg, G. J. (2001). The duration of unemployment in Russia. *Journal of Population Economics*, 14(3), 549–568. <https://doi.org/10.1007/s001480000029>
- Hernández, E. A., & García, G. (2017). Determinantes por cuantiles de la duración del desempleo en Cali y su área metropolitana en el periodo 2012-2014. *Estudios Gerenciales*, 33(143), 177–



186. <https://doi.org/10.1016/j.estger.2017.05.001>

- Ibarrola, M. de. (2014). REPENSANDO LAS RELACIONES ENTRE LA EDUCACIÓN Y EL TRABAJO: Una reflexión basada en investigaciones realizadas en México. *Cadernos CEDES*, 34(94), 367–383. <https://doi.org/10.1590/S0101-32622014000300006>
- Kavkler, A., Dănăciță, D.-E., Babucea, A. G., BIŢĂNIŢU, I., Böhm, B., Tevdovski, D., Toševska, K., & BORŠIĆ, D. (2009). 6. COX REGRESSION MODELS FOR UNEMPLOYMENT DURATION IN ROMANIA, AUSTRIA, SLOVENIA, CROATIA, AND MACEDONIA. *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 24.
- Khan, T., & Yousaf, F. (2013). UNEMPLOYMENT DURATION OF FIRST TIME JOB SEEKERS: A CASE STUDY OF BAHAWALPUR. *Asian Journal of Economic Modelling*, 12.
- Kriaa, F., Bouhari, M., & Mathlouthi, Y. (2020). Determinants of unemployment duration for young men and women in Tunisia. *Economics, Management and Sustainability*, 5(2), 78–95. <https://doi.org/10.14254/jems.2020.5-2.5>
- Levine, D. M., Krehbiel, T., & Berenson, M. L. (2014). *Estadística para Administración* (Sexta). Pearson Educación.
- Marcillo, E. V. M. (2015). El trabajo no remunerado como determinante de la duración del desempleo en Colombia, un análisis a nivel de género. *Archivos de economía*, 423, 36.
- Mejía, S. R., & Guerrero, E. L. (2025). Análisis de los determinantes del desempleo juvenil en Ecuador en los años 2019, 2021 y 2024 [bachelorThesis, Universidad del Azuay]. <http://dspace.uazuay.edu.ec/handle/datos/15844>
- Montero, R. (2007). ¿Cuánto Dura el Desempleo de la Población más Pobre en Chile? *Cuadernos de Economía*, 44(130), 211–231.
- Montilla, S. (2005). Diferencias individuales de los desempleados y constructos motivacionales: Una relación de interdependencia predictora del desempleo estructural. *Journal of Work and Organizational Psychology*, 21(3), 269–297.
- Noriega de Tapia, A. (2022). Análisis de los determinantes del desempleo en España. <https://uvadoc.uva.es/handle/10324/56587>
- Ramírez, N. F. (2016, julio). Determinantes del Desempleo en la República Dominicana: Dinámica



- Temporal y Microsimulaciones [MPRA Paper]. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/76998/>
- Ramos, L. (2023). Factores determinantes que influyen en el desempleo juvenil en la provincia Mariscal Nieto; durante el año 2019. Universidad Privada de Tacna. <http://repositorio.upt.edu.pe/handle/20.500.12969/2899>
- Rivas, P. A., & Hernández, E. A. (2017). Duración del desempleo en los profesionales para las cuatro principales áreas metropolitanas de Colombia (2008-2014). *Equidad y Desarrollo*, 29, 27–52. <https://doi.org/10.19052/ed.4123>
- The R journal. (2008). CRAN: R News. <https://cran.r-project.org/doc/Rnews/>
- Vallejo-Zamudio, L.-E., & Sotelo-Forero, L. (2022). Determinantes de la duración del desempleo en el departamento de Boyacá—Colombia, 2019-2021. *Saber, Ciencia y Libertas*, 17(2), 193–213. <https://doi.org/10.18041/2382-3240/saber.2022v17n2.9276>
- Varela, R., & Ocegueda, J. M. (2023). Canales de búsqueda y duración del desempleo en México. *Estudios sociales. Revista de alimentación contemporánea y desarrollo regional*, 33(62). <https://doi.org/10.24836/es.v33i62.1345>

