XXXI Concurso de Investigación CIES 2025 - II

Resumen de Tesis - Setiembre 2025

# Ni una menos en el mercado laboral: La vulnerabilidad del empleo de las mujeres en el Perú urbano del 2019

Stephy Riega Escalante

**Pontificia Universidad Católica del Perú**

CIES consorcio de investigación económica y social

Construyendo conocimiento para mejores políticas

UNFPA

En colaboración con Canadá

**Ni una menos en el mercado laboral: La vulnerabilidad del empleo de las mujeres en el Perú urbano del 2019**

© 2024, Consorcio de Investigación Económica y Social, CIES
Calle Luis Mannarelli 1100, Orrantia del Mar - Magdalena, Perú
Teléfono: (51 1) 329 9805
www.cies.org.pe

**Resumen de Tesis – septiembre 2025**

El resumen de tesis[1] fue ganador del XXXI Concurso de Investigación CIES 2025, desarrollado con recursos propios del CIES y el financiamiento del Fondo de Población de las Naciones Unidas (UNFPA).

**Autora:**

Stephy Riega Escalante

El Consorcio de Investigación Económica y Social (CIES) y el del Fondo de Población de las Naciones Unidas (UNFPA) no comparten necesariamente las opiniones que se presentan en esta publicación, que son de exclusiva responsabilidad de la autora.

Se autoriza la reproducción total o parcial de esta publicación, bajo la condición de que se cite y referencie la fuente:

S. Riega (2025). *"Ni una menos en el mercado laboral: La vulnerabilidad del empleo de las mujeres en el Perú urbano del 2019"*. Pontificia Universidad Católica del Perú y Consorcio de Investigación Económica y Social. https://cies.org.pe/investigacion/ni-una-menos-en-el-mercado-laboral-la-vulnerabilidad-del-empleo-de-las-mujeres-en-el-peru-urbano-del-2019/

[1] Para revisar la tesis completa, ingrese el siguiente título en el motor de búsqueda del repositorio de la Pontificia Universidad Católica del Perú: Ni una menos en el mercado laboral: La vulnerabilidad del empleo de las mujeres en el Perú urbano del 2019. https://tesis.pucp.edu.pe/items/20081231-d346-437b-a2d9-9004b988abba

## Contenido

1. Motivación y justificación ....4
2. Estado de la cuestión ....5
3. Marco teórico o conceptual....5
4. Metodología....6
5. Principales hallazgos y aporte al campo de estudio ....7
6. Bibliografía....11

## 1. Motivación y justificación

La mayor participación de la mujer en el mercado laboral peruano constituye una transformación profunda para el bienestar de las mujeres y para la economía en su conjunto, aunque aún presenta claros signos de fragilidad. Esta "revolución silenciosa" ha permitido una mayor integración femenina en la actividad económica, pero aún en condiciones desfavorables respecto a sus pares varones (OIT, 2019).

La pandemia del COVID-19 puso en evidencia esta fragilidad: mientras que del 2010 al 2019 la tasa de actividad femenina se mantenía estable alrededor del 64.2%; en 2020 cayó abruptamente en 11.2% (Rivera et al., 2021). Esto impactó de forma desproporcionada a las mujeres que hasta ahora no se han recuperado de este declive (Durán, 2022). Este fenómeno es parte de una tendencia estructural que afecta a las mujeres dentro y fuera del hogar, y que se ve agravada por un mercado laboral caracterizado por la informalidad, la precariedad y la desprotección institucional.

El mercado laboral peruano ha estado históricamente marcado por la alta informalidad, lo cual implica relaciones laborales inestables, sin acceso a seguridad social ni derechos laborales. Esta condición afecta en mayor medida a las mujeres, quienes además enfrentan limitaciones adicionales vinculadas a la división sexual del trabajo y/o segregación ocupacional por género, las responsabilidades de cuidado no remuneradas y la discriminación en el acceso a empleos de calidad (Barba et al., 1997).

A pesar de los avances normativos y de participación, las mujeres siguen ocupando puestos de trabajo más precarios, temporales o mal remunerados. Así, cualquier *shock* económico o extraeconómico —como el ocurrido durante la pandemia— impacta de manera más severa en su bienestar. Estos impactos de corto plazo pueden traducirse en pérdidas de bienestar a largo plazo para su hogar (Lockshin y Ravallion, 2000).

De esta manera, el objetivo de esta investigación es identificar y caracterizar a las mujeres del área urbana del Perú, en 2019, que presentan vulnerabilidad frente a la pérdida de empleo. Para ello, se predice la proporción de la Población en Edad de Trabajar (PET) femenina urbana con alta probabilidad de perder su empleo y se analizan las características más relevantes para su predicción. La hipótesis nula plantea que dicha proporción en 2019 es superior al 18%, valor que corresponde al promedio de mujeres que experimentaron esta transición entre dos años consecutivos en el periodo 2016–2018.

Analizar la vulnerabilidad del empleo femenino en el Perú como un problema predictivo es fundamental para anticipar necesidades de protección, focalizar programas y optimizar el uso de recursos públicos (Kleinberg et al., 2015), especialmente en periodos de crisis. Si bien en 2020 gran parte de la pérdida de empleos respondió a medidas administrativas, lo que dificulta su comparación con otras recesiones; este contexto permite observar cómo un choque que reduce ingresos y consumo, y por ende la producción, revela la vulnerabilidad estructural de las mujeres en el mercado laboral. Además, ofrece la oportunidad de abordar un vacío en la literatura (Lavado y Campos, 2021): el análisis desagregado de la dinámica laboral de este grupo que enfrenta condiciones precarias fuera del mercado laboral.

## 2. Estado de la cuestión

La literatura sobre empleo en el Perú se ha enfocado históricamente en la descripción estática de las condiciones del mercado laboral, destacando su elevada informalidad y segmentación. Sin embargo, existen trabajos que abordan de manera más dinámica las transiciones laborales. Investigaciones como las de Herrera y Rosas (2003), Mora (2018), Morales et al. (2010) y Rodríguez y Rodríguez (2011) destacan la alta movilidad laboral en las áreas urbanas del país, y señalan que la transición del empleo al desempleo o inactividad es particularmente común entre mujeres, trabajadores jóvenes y personas con menor nivel educativo.

En el ámbito internacional, se ha abordado el concepto de vulnerabilidad del empleo como un fenómeno multifacético, que no solo incluye el riesgo de perder el trabajo, sino también de acceder a empleos de baja calidad (Bazillier et al., 2015; Bocquier et al., 2010; Gokhool et al., 2018; Kumar y Srivastava, 2021; Sparreboom y de Gier, 2008; Villacís y Reis, 2015). Países como Brasil, India y Namibia han desarrollado índices de vulnerabilidad que integran dimensiones como el tipo de contrato, los ingresos, el acceso a beneficios y la estabilidad en el tiempo. Estos estudios coinciden en que las mujeres, los jóvenes y los trabajadores con menor nivel educativo son los más afectados.

En esta investigación, nos centramos en la vulnerabilidad del empleo entendida como la transición hacia el desempleo o la inactividad. No abordamos las transiciones asociadas a la reducción de la calidad del empleo, pues requieren un análisis distinto. Algunas variables que explican la transición al desempleo o inactividad forman parte de la propia definición de calidad del empleo (Gamero, 2018; Rivarola, 2019), cuya delimitación es metodológicamente compleja y presenta variación en el contexto peruano (González et al., 2021; INEI, 2012; OIT, 2002; OIT, 2010).

En este sentido, si bien existe cierta literatura sobre transiciones laborales, pocos estudios han abordado la pérdida del empleo como un problema de predicción y menos aún desde una perspectiva de género. La mayoría de los trabajos utiliza enfoques descriptivos o de regresión tradicional (Herrera y Hidalgo, 2002; Garavito, 2010), lo cual limita su capacidad de anticipación y focalización. La presente investigación propone cubrir este vacío mediante el uso de modelos de aprendizaje automático, adaptados a la estructura de los datos disponibles, a las necesidades del contexto peruano y de las mujeres.

## 3. Marco teórico o conceptual

El marco teórico de esta tesis se basa en el modelo de búsqueda y emparejamiento de Bosch y Esteban-Pretel (2012), el cual a su vez se deriva del clásico modelo de Mortensen y Pissarides (1994). Este enfoque permite modelar las transiciones entre empleo formal, informal y desempleo en un mercado laboral con fricciones, considerando tanto las decisiones de los trabajadores como de las firmas en un contexto de *shocks* agregados e idiosincráticos. El modelo introduce heterogeneidad en las relaciones laborales y permite analizar cómo las decisiones de contratación, permanencia o despido responden a variables como la productividad, los costos laborales y las regulaciones del mercado.

Este marco resulta especialmente útil para el caso peruano, donde la informalidad representa una alternativa predominante ante la falta de empleos formales y donde las decisiones de participación laboral están mediadas por factores como la segmentación de género, la carga de trabajo doméstico no remunerado y la falta de servicios públicos adecuados (como cuidado infantil). Desde esta perspectiva, las mujeres enfrentan mayores restricciones para sostener una relación laboral estable, y cualquier *shock* económico (como una crisis sanitaria o recesión) tiende a desplazarlas más fácilmente hacia el desempleo o la inactividad.

Además, la teoría permite entender cómo las empresas deciden entre contratar de manera formal o informal, considerando factores como los costos de despido, el riesgo de fiscalización y la productividad esperada. En el caso de las mujeres, estos elementos interactúan con su menor poder de negociación, su concentración en determinados sectores económicos —como el comercio y los servicios— y su participación secundaria en los ingresos del hogar, lo que las sitúa en una posición particularmente vulnerable.

No obstante, una limitación de este modelo teórico para explicar el contexto laboral de las mujeres en el Perú es que no contempla el autoempleo. Una proporción importante de ellas genera su propio sustento —ya sea a través del autoempleo o del trabajo doméstico no remunerado— y, por lo tanto, no experimenta procesos de contratación o despido, sino que interrumpe su actividad por falta de rentabilidad, responsabilidades familiares u otros motivos.

## 4. Metodología

La base de datos utilizada es la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO) Panel de los años 2016 al 2020, enfocándose exclusivamente en mujeres pertenecientes a la PET urbana. Con esta, construiremos un panel bianual de hogares que contendrá información acerca de características de la vivienda y del hogar, empleo e ingresos, salud, educación y sumarias del hogar y de miembros del hogar.

El proceso de construcción de la base analítica incluye varias etapas: eliminación de variables con alta proporción de valores perdidos, codificación de variables categóricas, *winsorización* de variables continuas para reducir el efecto de valores extremos, y estandarización de variables. Posteriormente, se realiza un análisis de correlaciones para preseleccionar variables relevantes antes de estimar el modelo logit penalizado.

La estrategia empírica de esta investigación se fundamenta en la estimación de un modelo de clasificación supervisado para predecir la pérdida de empleo, siguiendo la aproximación utilizada en un ejercicio similar para estimar la vulnerabilidad a la pobreza (Herrera y Cozzubo, 2016; INEI, 2020).

En particular, se emplea un modelo logit penalizado (*penalized logit*), que permite la selección automática de variables en contextos de alta dimensionalidad y reduce el riesgo de sobreajuste (Hastie et al., 2015). El modelo de logit penalizado nos plantea la solución a un problema de maximización de $N$ observaciones $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{N}$ cuya solución está planteada como $(\beta)$ tal que es:

$$\max_{\beta} \{ \sum_{i=1}^{n} y_i(x\beta) - \sum_{i=1}^{n} ln\,(1 + e^{x\beta})) + \lambda \left|\left|\beta\right|\right|_1 \} \quad (1)$$

Añadir este término de penalización, $\lambda \left|\left|\beta\right|\right|_1$, asegura que el modelo también pertenezca a la familia de modelos dispersos, puesto que permitirá seleccionar variables y tener un problema de optimización convexo. Usaremos el algoritmo de Newton Raphson para poder optimizar las condiciones iniciales puesto que no nos encontramos en un problema lineal (Hastie et al., 2015).

Para garantizar la validez de los resultados, la muestra se divide en un conjunto de entrenamiento (paneles con año base entre 2016 y 2018) y un conjunto de validación (panel con año base 2019). Esto permite evaluar el desempeño del modelo en un contexto no contaminado por la estimación previa. Además, se implementa una validación cruzada estratificada por grupos (más específico, *5-Fold Stratified Cross Validation*) para seleccionar el hiperparámetro óptimo (λ) porque permite balancear el sesgo y la varianza, asegurando una buena capacidad de generalización del modelo (Diamantidis et al., 2000). Asimismo, se emplea una técnica de remuestreo para enfrentar el desbalance de clases: *Undersampling* o reducción de la clase mayoritaria (Blagus y Lusa, 2013; He y García, 2009).

La métrica principal de evaluación es el área bajo la curva ROC (AUC-ROC), que permite medir la capacidad discriminatoria del modelo, ya que resume en un solo valor su habilidad para diferenciar correctamente entre las clases positivas y negativas en todos los umbrales de decisión posibles (Davis y Goadrich, 2006). Adicionalmente, se evalúan distintos umbrales de clasificación para optimizar la sensibilidad y especificidad del modelo en función de los objetivos de política pública, evitar la subestimación o sobreestimación de vulnerabilidad, y se concluye que el óptimo es de 0.56. Finalmente, se estiman modelos alternativos como pruebas de robustez que incluyen el uso de un umbral de clasificación estándar (0.5) y el uso de otro método de remuestreo, *Synthetic Minority Over-sampling Technique* o SMOTE (Blagus y Lusa, 2013).

## 5. Principales hallazgos y aporte al campo de estudio

Según nuestro modelo provincial, el logit penalizado con *Undersampling* usando el *5-Fold Stratified Cross Validation* con un umbral de 0.56, los resultados muestran que el 34.68% de las mujeres empleadas en 2019 son vulnerables a perder su empleo en el 2020. Esta proporción supera significativamente la línea base del 18% calculada a partir de transiciones históricas previas (2016–2018), lo cual valida la hipótesis central del estudio. La consistencia en los patrones de predicción refuerza la validez del enfoque metodológico propuesto y su aplicabilidad en contextos reales de diseño de políticas públicas.

Los modelos evaluados presentan una alta precisión (92–95%) para identificar a quienes probablemente mantendrán su empleo, pero una precisión baja (16–18%) para predecir la pérdida de empleo, lo que indica un alto número de falsos positivos en esta última clase. En nuestra muestra, por ejemplo, el modelo estimó que el 34.68% de las mujeres vulnerables perderían su empleo, mientras que en realidad la proporción observada fue del 6.19%.

El *recall* muestra un patrón más equilibrado, con valores moderados a altos para ambas clases, aunque con variaciones según el método de balanceo y el umbral aplicado. El AUC-ROC se sitúa entre 62% y 65%, lo que refleja una capacidad de discriminación modesta, apenas por encima del azar, pero suficiente para extraer señales útiles en un contexto de alto desbalance de clases.

Las pruebas de robustez y sensibilidad confirman la consistencia de los resultados ante cambios moderados en los parámetros del modelo.

***Resumen de los resultados de las estimaciones.***

| Tipo | Modelo | Porcentaje (%) | Intervalo inferior (%) | Intervalo superior (%) |
|---|---|---|---|---|
| Original | LP + Undersampling + 0.56 de umbral | 34.68 | 33.26 | 36.11 |
| Pruebas de robustez y sensibilidad | LP + SMOTE + 0.56 de umbral | 38.99 | 37.53 | 40.45 |
| | LP + Undersampling + 0.5 de umbral | 52.13 | 50.64 | 53.63 |
| | LP + SMOTE + 0.5 de umbral | 49.98 | 48.28 | 51.27 |

Elaboración propia.

***Resumen de las métricas de las estimaciones.***

| | | Probables a mantener su empleo | | Probables a perder su empleo | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Tipo | Modelo | Precision (%) | Recall (%) | Precision (%) | Recall (%) | AUC ROC (%) |
| Original | LP + Undersampling + 0.56 de umbral | 92.69 | 68.00 | 17.86 | 56.48 | 62.23 |
| Pruebas de robustez y sensibilidad | LP + SMOTE + 0.56 de umbral | 93.47 | 64.05 | 17.92 | 63.69 | 63.87 |
| | LP + Undersampling + 0.5 de umbral | 95.09 | 51.13 | 16.53 | 78.56 | 64.84 |
| | LP + SMOTE + 0.5 de umbral | 95.04 | 53.61 | 17.03 | 77.28 | 65.45 |

Fuente: Elaboración propia.

El modelo identificó que las variables más influyentes en la predicción de la pérdida de empleo eran las siguientes: ingreso laboral, el régimen laboral (informalidad), el tipo de ocupación (trabajo independiente o en pequeña empresa), la presencia de menores en el hogar, la condición de jefatura femenina, el nivel educativo, la edad y la región de residencia. Por ejemplo, las mujeres con empleos en condiciones precarias presentan mayor probabilidad de ser clasificadas como en riesgo. También se hallaron diferencias entre regiones, siendo Lima Metropolitana el área con menor riesgo promedio, mientras que en otras regiones urbanas el riesgo aumentaba.

Adicionalmente, el estudio reveló que no todas las mujeres en situación precaria eran igualmente vulnerables: ciertas combinaciones de variables ofrecían cierta protección frente a la pérdida de empleo, como desempeñarse en ocupaciones con alta demanda durante la pandemia (por ejemplo, el comercio de alimentos). Sin embargo, otras características reflejaban más bien la imposibilidad de permanecer sin empleo, ya sea por no poder costear un período de desempleo o inactividad, como en el caso de mujeres con un segundo empleo o con algún tipo de limitaciones permanentes. Este hallazgo enfatiza la importancia de abordar la vulnerabilidad con una mirada integral y no exclusivamente economicista.

***Resumen de variables más relevantes para la predicción de la vulnerabilidad según los modelos.***

| | Logit penalizado con Undersampling | | Logit penalizado con SMOTE | |
|---|---|---|---|---|
| N | Nombre de variable | Valor | Nombre de variable | Valor |
| 1 | El ingreso laboral total | - 0.253 | El ingreso laboral total | - 0.406 |
| 2 | El ingreso promedio mensual proveniente de trabajo | - 0.246 | El ingreso promedio mensual proveniente de trabajo | - 0.394 |
| 3 | La edad en años cumplidos | - 0.075 | Si el tamaño de la empresa en la que trabajaba es de 1 a 10 trabajadores | + 0.202 |
| 4 | Si es jefa del hogar | - 0.067 | Si es jefa del hogar | - 0.200 |
| 5 | Agricultura, pesca y minería como los sectores de su ocupación principal | + 0.066 | Ingreso per cápita mensual a precios de Lima de la transferencia monetaria de Otros Programas | - 0.146 |
| 6 | Si reside en Cusco | - 0.061 | Si es una trabajadora independiente en la actividad principal y secundaria | - 0.132 |
| 7 | El ingreso secundario total | - 0.060 | La edad en años cumplidos | - 0.122 |
| 8 | Si reside en Ayacucho | - 0.056 | Comercio como el sector de su ocupación principal | - 0.113 |
| 9 | Si es que tiene limitaciones de forma permanente para entender o aprender | - 0.049 | Si vive en un estrato geográfico de 100,000 a 499,999 habitantes | + 0.103 |
| 10 | Si el tamaño de la empresa en la que trabajaba es de 1 a 10 trabajadores | + 0.041 | Si es que tiene limitaciones de forma permanente para entender o aprender | - 0.102 |
| 11 | Si es una trabajadora independiente en la actividad principal y secundaria | - 0.035 | El nivel de educación superior no universitaria | + 0.097 |
| 12 | El nivel de educación secundaria | + 0.035 | El ingreso secundario total | - 0.095 |
| 13 | Ingreso per cápita mensual a precios de Lima de la transferencia monetaria Bono Gas | - 0.034 | El último gasto mensual por consumo de agua | + 0.089 |
| 14 | Los gastos en muebles y enseres reales | - 0.034 | El ingreso per cápita mensual a precios de Lima monetario por trabajo secundario | - 0.089 |
| 15 | El último gasto mensual por consumo de agua | + 0.032 | Si es que la trabajadora independiente en la actividad secundaria. | - 0.085 |

Elaboración propia.

En términos sustantivos, esta investigación contribuye a la literatura sobre vulnerabilidad laboral en contextos de alta informalidad y crisis económica. Ofrece una perspectiva desagregada y empírica del fenómeno, centrada en un grupo históricamente vulnerable como son las mujeres urbanas. Asimismo, se incorpora una metodología predictiva novedosa para el contexto peruano, que combina técnicas de *machine learning* con datos administrativos.

Desde la perspectiva de política pública, los resultados permiten identificar a un grupo de mujeres en situación de alta vulnerabilidad, lo que facilita la focalización de programas de protección social, seguros de desempleo y políticas de inserción laboral. Asimismo, el hecho de que las mujeres clasificadas como vulnerables presentan marcadas carencias en su bienestar económico refuerza la evidencia de que la inestabilidad laboral es tanto una causa como una manifestación de la pobreza.

El aporte metodológico también es relevante: se muestra que el uso de modelos penalizados y técnicas de remuestreo mejora la capacidad predictiva en contextos de clases desbalanceadas, lo cual es común en problemas sociales. Se enfatiza la importancia de seleccionar métricas adecuadas para los objetivos de política pública y de realizar validaciones rigurosas para asegurar la robustez de los modelos aplicados en la práctica.

Esta investigación presenta algunas limitaciones. En primer lugar, el desbalance de clases limita la capacidad predictiva del modelo, que podría pasar de un nivel modesto a uno bueno. Esto podría lograrse incorporando variables adicionales relacionadas con el desempleo o la inactividad, como indicadores de salud (por ejemplo, accidentes) o redes de soporte informales. Asimismo, el uso de modelos más complejos, como *random forest*, podría mejorar el desempeño, lo cual implicaría menores exigencias en la preparación de la base analítica.

Por último, el análisis podría incorporar transiciones laborales relevantes para la vulnerabilidad del empleo, como aquellas que reducen la calidad, lo que requeriría un modelo distinto pero complementario al estimado en este estudio. Finalmente, el uso de datos anuales impide captar transiciones intermedias —como desempleo a inactividad o viceversa— que podrían enriquecer estudios futuros.

## 6. Bibliografía


Barba, M., Estrada, M., & Godoy, R. (1997). Género y trabajo femenino en el Perú. *Revista Latino-Americana de Enfermagem, 5*(2), 23–31. https://doi.org/10.1590/S0104-11691997000200004

Bazillier, R., Boboc, C., & Calavrezo, O. (2015). *Employment vulnerability in Europe: Is there a migration effect?* HAL-SHS Working Paper. https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-01203755

Blagus, R., & Lusa, L. (2013). SMOTE for high-dimensional class-imbalanced data. *BMC Bioinformatics, 14*(106). https://doi.org/10.1186/1471-2105-14-106

Bocquier, P., Nordman, C. J., & Vescovo, A. (2010). Employment vulnerability and earnings in urban West Africa. *World Development, 38*(9), 1297–1314. https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2010.02.011

Bosch, M., & Esteban-Pretel, J. (2012). Job creation and job destruction in the presence of informal markets. *Journal of Development Economics, 98*(2), 270–286. https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2011.08.004

Davis, J., & Goadrich, M. (2006). The relationship between precision-recall and ROC curves. En *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning* (pp. 233–240). ACM. https://doi.org/10.1145/1143844.1143874

Diamantidis, N. A., Karlis, D., & Giakoumakis, E. A. (2000). Unsupervised stratification of cross-validation for accuracy estimation. *Artificial Intelligence, 116*(1–2), 1–16. https://doi.org/10.1016/S0004-3702(99)00094-6

Durán, R. L. (2022). COVID-19 and heterogeneous vulnerabilities in the Peruvian labor market: Implications for social inequalities and for gender gaps. *Economia Politica, 39*(1), 129–156. https://doi.org/10.1007/s40888-021-00245-5

Gamero, J. (2018). De la noción de empleo precario al concepto de trabajo decente. *Derecho & Sociedad, 37*, 117–125.

Garavito, C. (2010). Vulnerabilidad en el empleo, género y etnicidad en el Perú. *Economía, 33*(66), 89–127.

Gokhool, S., Kasseeah, H., & Tandrayen-Ragoobur, V. (2018). Vulnerable employment in Mauritius: Experience of an upper-middle-income country. *International Journal of Development Issues, 17*(2), 187–204. https://doi.org/10.1108/IJDI-11-2017-0180

González, P., Sehnbruch, K., Apablaza, M., Méndez Pineda, R., & Arriagada, V. (2021). A multidimensional approach to measuring quality of employment (QoE) deprivation in six Central American countries. *Social Indicators Research*. https://doi.org/10.1007/s11205-021-02648-0

He, H., & Garcia, E. A. (2009). Learning from imbalanced data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 21*(9), 1263–1284. https://doi.org/10.1109/TKDE.2008.239

Herrera, J., & Cozzubo, Á. (2016). La vulnerabilidad de los hogares a la pobreza en el Perú, 2004-2014 (Documento de Trabajo N.° 429). Departamento de Economía - PUCP.

Herrera, J., & Hidalgo, N. (2002). Vulnerabilidad del empleo en Lima: Un enfoque a partir de encuestas a hogares. *Bulletin de l'Institut Français d'Études Andines, 31*(3), 563–585. https://doi.org/10.4000/bifea.6705

Herrera, J., & Rosas, G. (2003). Labor market transitions in Peru (Working Paper N.° 14). IRD-DIAL.

INEI. (2012). *Perú: Calidad del empleo y mecanismos colectivos de integración social, 2010* (Informe técnico). INEI. https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1017/libro.pdf

INEI. (2020). *Perú: Estimación de la vulnerabilidad económica a la pobreza monetaria. Metodología de cálculo y perfil sociodemográfico*. INEI.

James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2017). *An introduction to statistical learning: With applications in R* (2.ª ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7138-7

Kleinberg, J., Ludwig, J., Mullainathan, S., & Obermeyer, Z. (2015). Prediction policy problems. *American Economic Review, 105*(5), 491–495. https://doi.org/10.1257/aer.p20151023

Kumar, N., & Srivastava, A. (2021). Measuring the employment vulnerability among female workers in Uttar Pradesh. *Indian Journal of Human Development, 15*(2), 307–322. https://doi.org/10.1177/09737030211040842

Lavado, P., & Campos, D. (2021). Empleo e informalidad. En *Balance de investigación en políticas públicas 2011-2016 y agenda de investigación 2017-2021* (pp. 438–492). CIES.

Lockshin, M., & Ravallion, M. (2000). Short-lived shocks with long-lived impacts? (Policy Research Working Paper N.° 2459). Banco Mundial.

Mora, B. (2018). Transiciones del mercado laboral en Perú: 2013-2017. *Revista Yachay, 1*(7), 316–321.

Morales, R., Rodríguez, J., Higa, M., & Montes, R. (2010). Transiciones laborales, reformas estructurales y vulnerabilidad laboral en el Perú (1998-2008). *Revista CEPAL, 102*, 123–142.

Mortensen, D. T., & Pissarides, C. A. (1994). Job creation and job destruction in the theory of unemployment. *Review of Economic Studies, 61*(3), 397–415. https://doi.org/10.2307/2297896

OIT. (2002). *Panorama laboral 2002*. Oficina Internacional del Trabajo.

OIT. (2010). *Global employment trends*. Oficina Internacional del Trabajo.

OIT. (2019). *Mujeres en el mundo del trabajo*. Oficina Internacional del Trabajo.

Pritchett, L., Suryahadi, A., & Sumarto, S. (2000). Quantifying vulnerability to poverty: A proposed measure, applied to Indonesia (Policy Research Working Paper N.° 2437). Banco Mundial.

Rivarola, R. (2019). *Dinámica del mercado laboral en el Perú urbano: Un análisis desde la calidad del empleo en los trabajadores dependientes* [Tesis de licenciatura, Pontificia Universidad Católica del Perú].

Rivera, G., Arcondo, Z., & Tenorio, D. (2021). *Informe anual de la mujer en el mercado laboral 2020*. Ministerio de Trabajo y Promoción del Empleo.

Rodríguez, J., & Rodríguez, G. (2011). *Movilidad en los mercados laborales del Perú: 2007-2011*. Ministerio de Trabajo y Promoción del Empleo.

Sparreboom, T., & de Gier, M. (2008). Assessing vulnerable employment: The role of the status and sector indicator in Pakistan, Namibia and Brazil. *Employment Sector Working Paper N.° 13*. OIT.

Villacís, A., & Reis, M. (2015). Analysis of labor vulnerability and determinants of decent work: The case of Ecuador 2008-2011. *Revista de Economía del Rosario, 18*(2), 157–185. https://doi.org/10.12804/rev.econ.rosario.18.02.2015.01