

Caracterización del ingreso laboral en las regiones del Perú mediante el Análisis Factorial Múltiple

Resumen

Sebastian Ayala-Beas

Universidad Nacional Santiago Antúnez de Mayolo, Huaraz, Perú

<https://orcid.org/0000-0003-0565-9704>

Angel Pelaez Cruzado

Universidad Nacional Santiago Antúnez de Mayolo, Huaraz, Perú

<https://orcid.org/0000-0003-1975-5588>

José Sifuentes Stratti

Universidad Nacional Santiago Antúnez de Mayolo, Huaraz, Perú

<https://orcid.org/0009-0006-8268-3774>

Milton Giraldo Méndez

Universidad Nacional Santiago Antúnez de Mayolo, Huaraz, Perú

<https://orcid.org/0000-0003-4625-0032>

A pesar del notable crecimiento económico en el Perú en años recientes, aún persisten marcadas desigualdades regionales. En este contexto, el objetivo de la investigación es identificar las principales características del ingreso laboral por rama de actividad económica en las regiones del Perú entre los años 2018 al 2022. Con información del ingreso laboral promedio mensual de la PEA ocupada, para cada una de las 24 regiones del Perú, el Callao y Lima Metropolitana, se emplea el Análisis Factorial Múltiple. Los resultados muestran que el ingreso laboral en las regiones del Perú presenta una correlación relativamente baja, lo que puede sugerir poca articulación entre sectores. Otro rasgo característico observado es que los años 2020 y 2021 están en un subconjunto, distinto a los años 2018, 2019 y 2022, posiblemente a consecuencia de la pandemia del Covid-19. El análisis concluye con la conformación de tres clústeres que ayuda a identificar las regiones con ingresos laborales altos, medios y bajos. De este modo, los resultados contribuyen a un mayor entendimiento de la dinámica de los ingresos laborales en el Perú.

Palabras claves: Análisis multivariante, Población económicamente activa, Articulación de actividades económicas, Clúster

Cómo citar este artículo: Ayala-Beas, S., Pelaez Cruzado, A., Sifuentes Stratti, J., & Giraldo Méndez, M. (2025). Caracterización del ingreso laboral en las regiones del Perú mediante el Análisis Factorial Múltiple. *Economía & Gestión Chaninchaatsiq*, 3(1), pp. 09–24. <https://doi.org/10.32911/egc.2025.v3.n1.1241>

Recibido: 2025-03-17 | Aceptado: 2025-06-12



Characterization of labor income in the regions of Peru using Multiple Factor Analysis

Despite the remarkable economic growth in Peru in recent years, marked regional disparities still persist. In this context, the objective of the research is to identify the main characteristics of labor income by branch of economic activity in the regions of Peru between 2018 and 2022. With information on the average monthly labor income of the occupied EAP, for each of the 24 regions of Peru, Callao and Lima Metropolitan, the Multiple Factor Analysis is used. The results show that labour income in the regions of Peru has a relatively low correlation, which may suggest little articulation between sectors. Another characteristic feature observed is that the years 2020 and 2021 are in a subset, different from the years 2018, 2019 and 2022; possibly as a result of the Covid-19 pandemic. The analysis concludes with the formation of three clusters which helps to identify regions with high, medium and low labour incomes. Thus, the results contribute to a better understanding of the dynamics of labour income in Peru.

Keywords: multivariate analysis, economically active population, articulation of economic activities, cluster

Introducción

En años recientes, el Perú ha experimentado un notable crecimiento económico. Entre los años 2002 y 2013, el país creció una media de 6,1% anual, casi el doble del promedio regional latinoamericano; mientras que entre el 2014 y 2019, creció a una tasa promedio anual del 3% (Banco Mundial, 2025). Las proyecciones recientes reportan que en el 2025 la actividad económica global en el Perú crecería 2,8%, en un contexto de mayor incertidumbre internacional por la guerra comercial iniciada por Estados Unidos (Ministerio de Economía y Finanzas, 2025). Pero a pesar de este contexto de crecimiento económico, en el Perú aún persisten marcadas desigualdades regionales. Por

ejemplo, en 2018, el ingreso promedio por persona en los hogares de Lima superaba en más del triple al de Huancavelica y duplicaba al de las regiones de Cusco y Puno (Banco Mundial, 2025).

Frente a este panorama de desigualdades regionales (característico de países subdesarrollados) Albert Hirschman plantea la estrategia de crecimiento desequilibrado, que sugiere que una economía en desarrollo puede impulsar el crecimiento económico invirtiendo en aquellas industrias con altos vínculos hacia atrás y hacia adelante (Ocampo, 2008). En consonancia con lo anterior, las leyes de Kaldor destacan que la manufactura juega un rol clave en el crecimiento económico debido a su capacidad de generar economías de escala, fomentar la innovación y articular distintos sectores productivos (Rendón-Rojas & Mejía-Reyes, 2015). En esta misma línea, en 1958 Chenery y Watanabe sentaron las bases para analizar cuantitativamente los encadenamientos productivos, de tal modo que se identifique aquellas actividades con mayores efectos de encadenamiento (Alarcón, 2018).

En este contexto, el crecimiento de los ingresos (ingresos laborales y transferencias privadas) es uno de los factores que puede resultar útil para frenar esta desigualdad (Castillo, 2020). Por esta razón, el presente estudio se centra en caracterizar el ingreso laboral por rama de actividad económica en las regiones del Perú. Además, a diferencia del PBI per cápita, que no brinda información detallada sobre cómo se distribuye la producción económica entre los hogares (Acemoglu et al., 2022, p. 134), el ingreso laboral permite una aproximación más directa del bienestar de los trabajadores y su capacidad de consumo. El análisis tiene en cuenta el ingreso laboral por rama de actividad económica basada en la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU), Revisión 4 (MTPE, 2024).

En particular, las ramas de actividad económica analizadas son siete. La extractiva se conforma por la explotación de recursos naturales vegetales,

animales y minerales. La industria manufacturera se compone de actividades relacionadas a la transformación de materiales, sustancias o componentes en productos nuevos. La construcción está comprendida por las actividades corrientes y especializadas de construcción de edificios y obras civiles. El comercio incluye aquellas actividades referidas a la venta de todo tipo de productos (sin involucrar su transformación), ya sea por mayor o menor y la prestación de servicios complementarios a la venta de esos productos. Los servicios no personales comprenden las actividades de transporte, de almacenamiento, financieras, seguros, inmobiliarias, alojamiento, servicios de comida, etc. Los servicios personales incluyen las labores profesionales, científicas, técnicas, de la administración pública, enseñanza, salud, etc. Y la séptima rama de actividad económica es hogares, que está integrado por labores de empleadores de personal doméstico, como sirvientes, cocineros, jardineros, niñeras, etc.

De este modo, el objetivo de la investigación es identificar las principales características del ingreso laboral por rama de actividad económica en las regiones del Perú entre los años 2018 al 2022. Para tal efecto, se emplea el Análisis Factorial Múltiple, ideal para datos multivariados y facilitar la identificación de patrones y estructuras latentes entre regiones o sectores económicos. El comprender las similitudes y diferencias de los ingresos de la población económicamente activa ocupada en el mercado laboral es fundamental para plantear políticas públicas que fomenten un crecimiento económico inclusivo y con empleo adecuado en nuestro país.

Métodos y materiales

En términos estadísticos, el análisis multivariante se refiere a todas las técnicas estadísticas que analizan simultáneamente múltiples mediciones sobre individuos u objetos bajo investigación. No obstante, debido a la confusión generada por su uso

poco consistente en la literatura, Hair Jr. et al. (2019) agregan que para que se considere verdaderamente multivariante, todas las variables deben ser aleatorias y estar interrelacionadas, de tal manera que sus diferentes efectos no puedan interpretarse significativamente por separado. Además, en la actualidad, los métodos de análisis multivariante constituyen uno de los fundamentos de la investigación empírica y siguen experimentando un rápido progreso. Constantemente se generan nuevos avances metodológicos, se abren nuevas áreas de aplicación y se desarrollan paquetes de software nuevos o mejorados (Backhaus et al., 2021). En este contexto, el Análisis de Componentes Principales (ACP) es la base del análisis multivariante (Wold et al., 1987) y Análisis Factorial Múltiple se fundamenta en el ACP.

Análisis Factorial Múltiple (AFM)

El Análisis Factorial Múltiple (AFM) analiza observaciones descritas por varios “bloques” o conjuntos de variables, buscando las estructuras comunes presentes en todos o algunos de estos conjuntos (Abdi & Valentin, 2007). En el presente estudio, cada conjunto de variables corresponde a cada uno de los años del horizonte analizado (2018-2022), en tanto las variables corresponden a cada una de las ramas de actividad económica. Es decir, se dispone de cinco conjuntos de variables (años 2018, 2019, 2020, 2021 y 2022) y, a su vez, cada conjunto está compuesto por siete variables (rama de actividad económica): extractiva, industria manufacturera, construcción, comercio, servicios no personales, servicios personales y hogares. Además, en el AFM el número o la naturaleza de las variables utilizadas para describir las observaciones puede variar de un conjunto de variables a otro, pero las observaciones deben ser las mismas en todos los conjuntos de datos (Abdi et al., 2013). En la investigación que nos ocupa, las observaciones vienen a ser las regiones del Perú (individuos). El objetivo del análisis es, por lo tanto, evaluar cómo cambian las posiciones de las observaciones

(regiones del Perú) a lo largo del tiempo (sin embargo, se debe tener en cuenta que el AFM no modela explícitamente la variable temporal, ya que no realiza suposiciones sobre las relaciones entre las mediciones) (Abdi et al., 2013).

También, al considerar diferentes conjuntos de variables en un único análisis plantea, en primer lugar, el problema de equilibrar los diferentes conjuntos. Una vez resuelto este problema, es necesario disponer de herramientas específicas para comparar la estructura inducida por los diferentes conjuntos de variables en los individuos (Pagès, 2004). Precisamente, el AFM es la técnica que ayuda a abordar ambos problemas. De acuerdo con Abdi & Valentin (2007), el AFM se realiza en dos pasos. Primero, se realiza un ACP en cada conjunto de variables que luego se “normaliza” dividiendo todos sus elementos por la raíz cuadrada del primer valor propio obtenido de su ACP. Segundo, los conjuntos de datos normalizados se fusionan para formar una matriz única y se realiza un ACP global en esta matriz. Luego, los conjuntos de datos individuales se proyectan en el análisis global para analizar las comunalidades y discrepancias. De este modo, el AFM se utiliza en dominios muy diferentes, como

la evaluación sensorial, la economía, la ecología y la química.

Recolección de datos y otros aspectos metodológicos

La recolección de datos se realizó con información secundaria del trabajo de gabinete y de la página web del Ministerio de Trabajo y Promoción del Empleo (MTPE) en la sección Información estadística del Mercado de Trabajo de Regiones (MTPE, 2024). No se realizó trabajo de campo ni se usó información primaria. El instrumento correspondió los reportes digitales en formato Excel que emite el referido portal web del MTPE. Las variables de estudio están conformadas por el ingreso laboral promedio mensual de la población económicamente activa (PEA) ocupada por rama de actividad económica expresada en soles, para cada una de las 24 regiones del Perú, la Provincia Constitucional del Callao y Lima Metropolitana, para el periodo 2018 – 2022. Además, de acuerdo al MTPE los datos son elaborados usando los resultados de la Encuesta Nacional de Hogares, por lo que se puede afirmar que la información incluyó a los empleos formales e informales. El detalle de la estructura de datos para elaborar el AFM se presenta en la Tabla 1.

Tabla 1

Detalle de la estructura de datos para el Análisis Factorial Múltiple (AFM)

Individuos	Conjunto de variables	Variables
<u>26 regiones:</u>	<u>Años:</u>	Ingreso laboral promedio mensual de la PEA ocupada por rama de actividad económica expresada en soles. Se considera las siguientes ramas de actividad (variables):
24 departamentos,	2018	Extractiva
Provincia Constitucional del Callao	2019	Industria manufacturera
Lima Metropolitana	2020	Construcción
	2021	Comercio
	2022	Servicios no personales
		Servicios personales
		Hogares

Este ingreso laboral mensual comprende la suma total de los ingresos por actividad principal y secundaria de toda aquella población de 14 años y más que se encuentra ocupada, es decir, es el total de remuneraciones acumuladas de los trabajadores asalariados e independientes en su actividad principal o secundaria. Además, según lo indicado por el MTPE (2024), para el cálculo de los ingresos no se considera a los Trabajadores Familiares No Remunerados y a la PEA ocupada sin ingresos.

Resultados

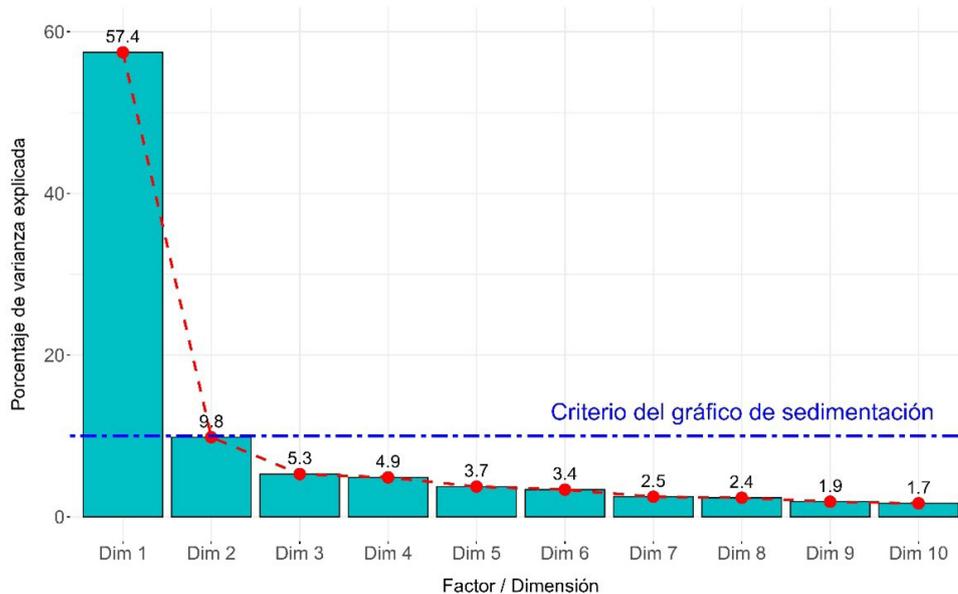
En la Figura 1 se presenta el gráfico de sedimentación, uno de los múltiples criterios propuestos por la literatura (Aldás & Uriel, 2017) para determinar el número de factores o dimensiones. Este criterio consiste en retener aquellos factores donde la línea empieza a alinearse (donde se presenta un “codo”), que en nuestro caso está representado con una línea punteada azul y que sugiere retener las dos primeras dimensiones. De este modo, el primer

La investigación adoptó un enfoque cuantitativo, con alcance descriptivo y diseño no experimental y longitudinal (Hernández Sampieri & Mendoza Torres, 2018). El procesamiento de los datos se llevó a cabo utilizando el lenguaje de programación R (R Core Team, 2025) y el software RStudio (Posit team, 2025).

factor contiene el 57,4% de la información original (porcentaje de varianza explicada), mientras que el segundo factor contiene el 9,8% de la información original. Estas dos primeras dimensiones acumulan un total de 67,23% de la varianza total de las variables originales y supera el umbral del 60%, considerado como satisfactorio para estudios en el ámbito de las ciencias sociales (Hair Jr et al., 2019).

Figura 1

Sedimentación del AFM (ACP global)



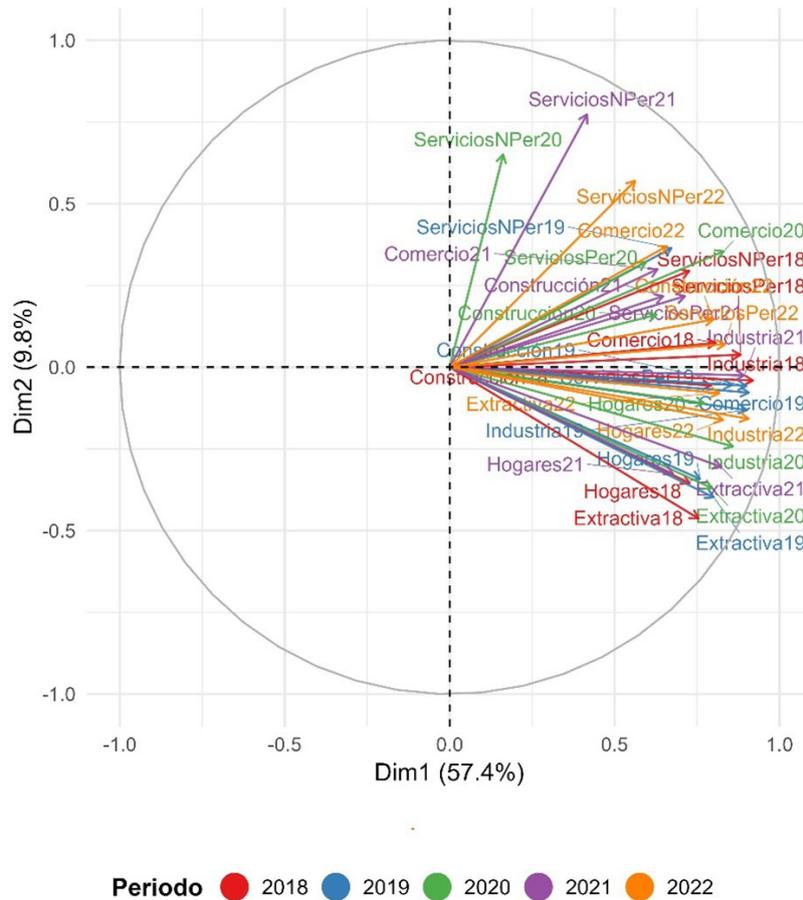
Nota. Se elaboró con datos del MTPE (2024).

En la Figura 2, se presenta el círculo de las correlaciones del ingreso laboral promedio mensual de la PEA ocupada por rama de actividad económica entre los años 2018-2022. La interpretación de la figura es de la siguiente manera (Gordeev et al., 2021): a) las variables más cercanas al círculo se explican bien por los dos primeros factores y viceversa; (b) las variables correlacionadas positivamente se agrupan en el mismo lado y viceversa. Se observa

que la mayoría de las variables se orientan hacia el lado derecho y se superponen, lo que evidencia una correlación positiva entre sí. No obstante, también se resalta que los ingresos laborales de las actividades de servicios no personales y los ingresos en las actividades extractivas y hogares presentan una baja correlación entre ellas (forman ángulos cercanos a 90°).

Figura 2

Círculo de correlación de variables del ingreso laboral mensual por rama de actividad económica 2018-2022



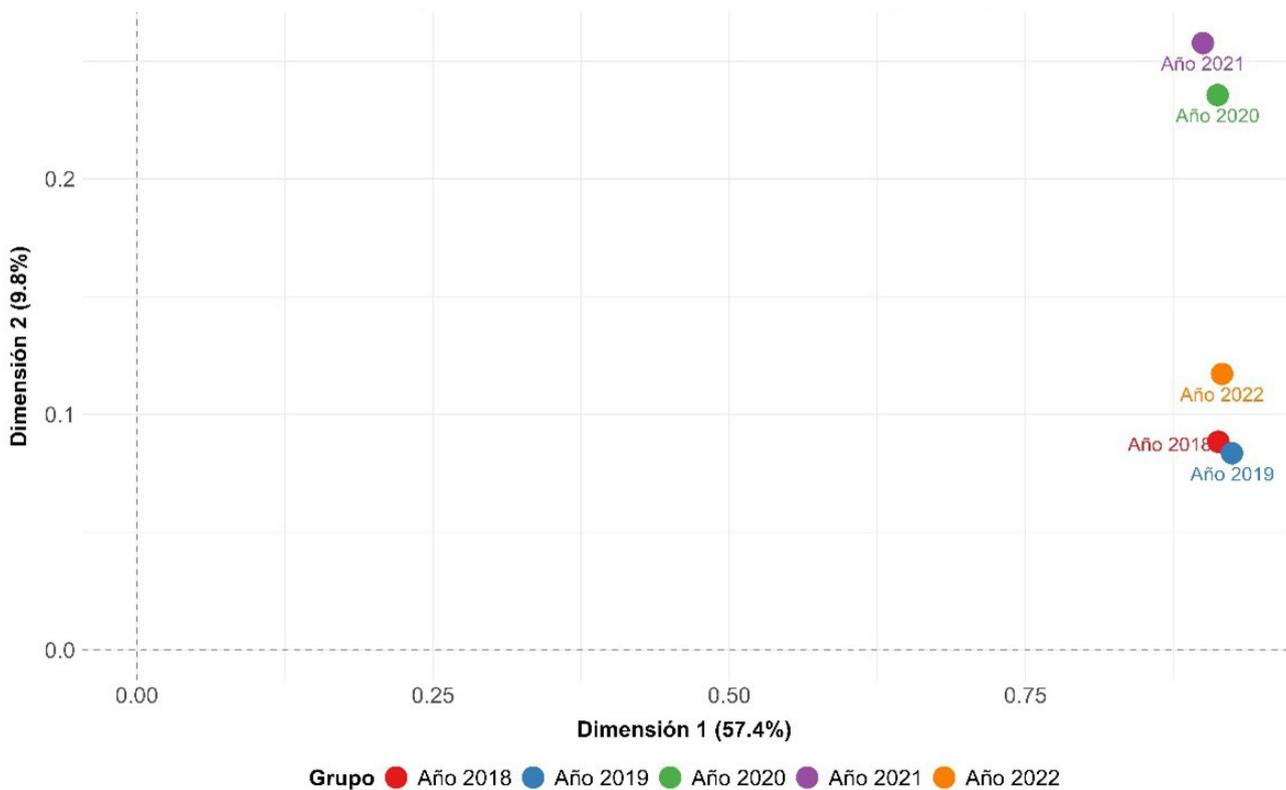
Nota. Se elaboró con datos del MTPE (2024).

Otro análisis importante de los resultados del AFM es verificar el mapa de los grupos de variables sobre los factores 1 y 2. La Figura 3 ilustra la correlación entre grupos y dimensiones. Las coordenadas de los grupos de los años 2018, 2019 y 2022 en la primera dimensión son casi idénticas ya que se encuentran muy cercanas entre sí. Esto significa que contribuyen de manera similar a la Dimensión 1. Con respecto a la segunda dimensión, los dos grupos de variables -que corresponden a los años 2020 y 2021- tienen las coordenadas más altas que indican una contribución más alta a la segunda dimensión. Esta distribución que presentan los grupos de variables, coincide con aquellos años

donde la pandemia del Covid-19 tuvo mayores repercusiones sobre la actividad económica en el Perú. En concreto, se puede ver que los años 2020 y 2021 están en un subconjunto, distinto a los años 2018, 2019 y 2022. Por ejemplo, el año 2020 se caracterizó principalmente por restricciones, como controles de viajes internacionales, el confinamiento domiciliario y políticas del sistema de salud; y el año 2021 se caracterizó por la presencia de variantes del SARS-CoV-2, como Alfa, Beta, Gamma y Delta, así como por las políticas de pruebas y la vacunación.

Figura 3

Grupo de variables sobre las Dimensiones 1 y 2 del AFM



Nota. Se elaboración propia con datos del MTPE (2024).

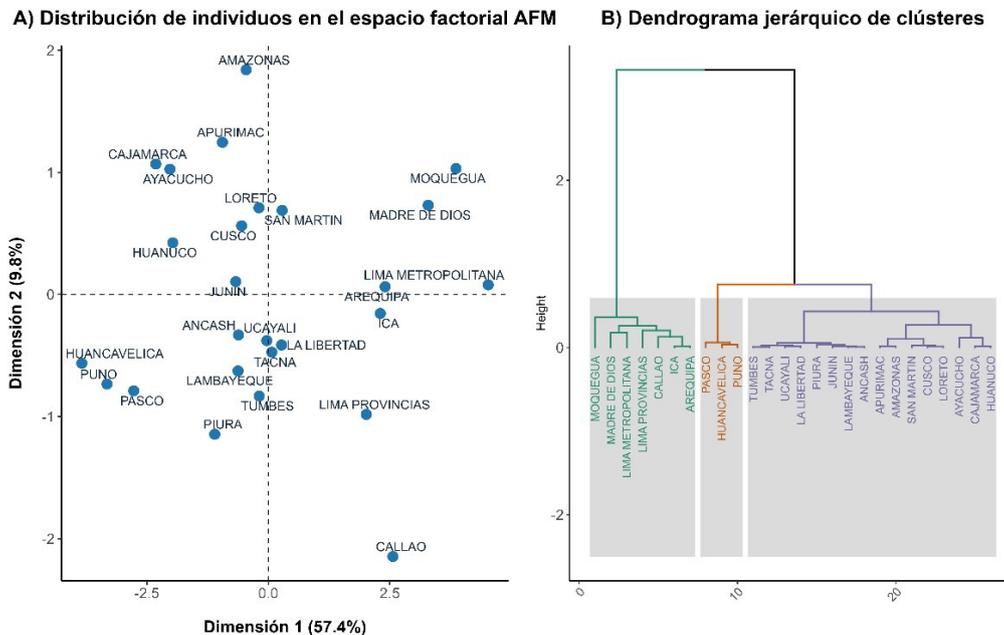
En la Figura 4 A), se aprecia grupos de regiones (individuos) que se ubican en sectores cercanos en el mapa, lo que implica que tienen patrones similares sobre su ingreso laboral. Por ejemplo, las regiones de Lima Metropolitana, Arequipa, Ica, Moquegua y Madre de Dios se ubican en coordenadas próximas. Otro grupo a resaltar, pero del lado opuesto al primero, es el conformado por las regiones de Huancavelica, Puno y Pasco. También se aprecia que las regiones Junín, Áncash y Ucayali se ubican muy cerca al origen del plano (centro del plano), lo que indica que no son bien representadas por ambas dimensiones. Este análisis AFM también se ha complementado con la conformación de clústeres. Se optó por conformar los clústeres mediante el método de Ward debido a que es el más adecuado en el contexto del ACP (Izzuddin & Wijayanto, 2024) y que en el presente estudio lo extrapolamos al AFM. La representación gráfica de estos conglomerados se observa en la Figura 4 B,

en la que el dendrograma muestra tres clústeres de regiones que comparten similitud en sus ingresos laborales por rama de actividad económica.

El primer clúster (color verde) es aquel que presenta un ingreso laboral promedio mensual de la PEA ocupada por rama de actividad económica superior durante el periodo 2018-2022 ya que presenta valores v.test positivos y una media de ingresos mensuales superior al resto de los clústeres generados. Este clúster de ingresos laborales altos está conformado por 7 regiones: Moquegua, Madre de Dios, Lima Metropolitana, Lima Provincias, Callao, Ica y Arequipa. Por el contrario, el segundo clúster (color naranja) agrupa aquellas regiones que presentan los ingresos bajos pues tiene valores v.test negativos y está integrado por Pasco, Huancavelica y Puno. El resto de las regiones conforman un tercer clúster (color morado) que se puede denominar regiones con ingreso laboral medio.

Figura 4

Distribución de individuos y clústeres de regiones por ingreso laboral



Nota. Elaborado con datos del MTPE (2024).

Discusión

Los resultados del AFM han permitido identificar ciertas características del ingreso laboral promedio mensual de la PEA ocupada por rama de actividad económica en las regiones del Perú. Así, se observa una correlación positiva entre el ingreso laboral de algunas actividades económicas, situación que puede obedecer al dinamismo económico entre estas (Figura 2). Es decir, los ingresos laborales en las actividades extractivas, la industria manufacturera, la construcción y el comercio tienden a evolucionar en la misma dirección: si en alguna de estas actividades se registra un aumento en el ingreso, es esperable que ocurra lo mismo en las demás; y, de igual forma, una caída en una de ellas suele coincidir con descensos en las otras. Sin embargo, también existe un segundo grupo de ramas económicas cuya correlación entre ingresos laborales es baja. Este es el caso de los ingresos en los servicios no personales en relación con los de las actividades extractivas y el trabajo en hogares. En este sentido, si bien se observa cierta correlación entre los ingresos laborales sectoriales, es probable que responda más a la inercia propia de la actividad económica y no tanto a una acción deliberada por parte de los agentes económicos, incluido el Estado.

Los hallazgos obtenidos se alinean con lo que Gonzales de Olarte (2015) denomina “economía incompleta”, en alusión a la falta de integración interna entre sectores y regiones de baja productividad en el Perú. El autor sostiene que una de las principales causas del subdesarrollo es el conjunto de condiciones y normas que definen la articulación entre las diferentes y heterogéneas unidades productivas (Gonzales de Olarte, 2015). En este sentido, el escenario óptimo sería que el AFM muestre una alta correlación positiva entre los ingresos laborales de todas las actividades económicas, lo que indicaría una mayor articulación entre sectores. Esto, a su vez, sería indicio de fuertes efectos multiplicadores, reflejando así una economía más densa, cohesionada y desarrollada.

Otro rasgo característico a destacar del ingreso laboral en las regiones del Perú es que la distribución que presentan los grupos de variables coincide con aquellos años donde la pandemia del Covid-19 tuvo mayores repercusiones sobre la actividad económica en el Perú (Figura 3). En concreto, se puede ver que los años 2020 y 2021 están en un subconjunto, distinto a los años 2018, 2019 y 2022. Además, el AFM se complementó con la conformación de tres clústeres (Figura 4 B). El primero, conformado por regiones donde el ingreso laboral es alto: Moquegua, Madre de Dios, Lima Metropolitana, Lima Provincias, Callao, Ica y Arequipa; el segundo, con ingresos laborales bajos: Pasco, Huancavelica y Puno; y el tercer clúster integrado por regiones con ingresos laborales medios: Tumbes, Tacna, Ucayali, La Libertad, Piura, Junín, Lambayeque, Áncash, Apurímac, Amazonas, San Martín, Cusco, Loreto, Ayacucho, Cajamarca y Huánuco.

Finalmente, es conveniente mencionar algunas líneas de investigación para futuros estudios. Un campo interesante es la construcción de un índice compuesto para determinar con mejor precisión el orden de las regiones según su ingreso laboral. Si bien este tipo de índice suele ser más relevante para medir conceptos económicos de difícil cuantificación directa –como el desarrollo socioeconómico, la globalización económica, la pobreza o la economía circular, por mencionar algunos–, su aplicación en el análisis de ingresos laborales también puede ser valioso. En estos casos, el AFM ofrece la ventaja de eliminar la arbitrariedad a la hora de determinar la importancia de cada variable en la construcción del índice, lo que constituye una mejora significativa frente a los métodos tradicionales (Visbal-Cadavid et al., 2020). Otra área prometedora es la aplicación de otras técnicas del análisis multivariante, como el análisis de componentes principales, para el estudio de diversos fenómenos económicos y su relación con otros aspectos del desarrollo.

Conclusiones

Entre los años 2018 al 2022, el ingreso laboral promedio mensual de la PEA ocupada por rama de actividad económica en las regiones del Perú presenta una correlación relativamente baja, lo que puede sugerir poca articulación entre sectores. En particular se observa que los ingresos laborales en las actividades extractivas, la industria manufacturera, la construcción y el comercio tienden a evolucionar en la misma dirección. Mientras que en el caso de los ingresos en los servicios no personales tienen una menor correlación con los de las actividades extractivas y el trabajo en hogares.

Otro rasgo característico del ingreso laboral en las regiones del Perú a destacar es que la distribución que presentan los grupos de variables coincide con aquellos años donde la pandemia del Covid-19 tuvo mayores repercusiones sobre la actividad económica. En concreto, se puede ver que los años 2020 y 2021 están en un subconjunto, distinto a los años

2018, 2019 y 2022. Esto puede ser consecuencia de las medidas de restricciones a las actividades productivas, el confinamiento domiciliario y las políticas de salud durante los años 2020 y 2021. El análisis se complementa con la conformación de tres clústeres de regiones con ingresos laborales altos, medios y bajos.

Por último, a través del uso del Análisis Factorial Múltiple se ha podido identificar características del ingreso laboral promedio mensual de la PEA ocupada por rama de actividad económica en las regiones del Perú. De este modo, el presente estudio ha permitido una mejor comprensión de la dinámica del ingreso laboral sectorial. El uso de esta y otras técnicas del análisis multivariante ofrecen un amplio campo para el desarrollo de futuras investigaciones en el ámbito de la ciencia económica.

Referencias bibliográficas

- Abdi, H., & Valentin, D. (2007). Multiple Factor Analysis (MFA). *Encyclopedia of Measurement and Statistics*. <https://shre.ink/try5>
- Abdi, H., Williams, L. J., & Valentin, D. (2013). Multiple factor analysis: Principal component analysis for multitable and multiblock data sets. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 5(2), 149–179. <https://doi.org/10.1002/wics.1246>
- Acemoglu, D., Laibson, D., & List, J. A. (2022). *Macroeconomics* (3th ed.). Pearson.
- Alarcón, M. (2018). Encadenamientos productivos y jerarquías de sectores de base tecnológica en México. *EconoQuantum*, 15(2), 73–94. <https://doi.org/10.18381/eq.v15i2.7129>
- Aldás, J., & Uriel, E. (2017). *Análisis multivariante aplicado con R* (2a ed.). Ediciones Paraninfo.
- Ayala-Beas, S. R. (2023). *Aplicación del análisis de componentes principales para la estimación de un índice de economía circular en América Latina y el Caribe* [Tesis de segunda especialidad, Universidad Peruana Union]. <http://repositorio.upeu.edu.pe/handle/20.500.12840/7256>

- Backhaus, K., Erichson, B., Gensler, S., Weiber, R., & Weiber, T. (2021). *Multivariate Analysis: An Application-Oriented Introduction*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-32589-3>
- Banco Mundial. (2025). *Perú: Aprovechando las oportunidades para el crecimiento y la prosperidad*. <https://openknowledge.worldbank.org/server/api/core/bitstreams/66d702a8-b700-4ef0-ab3c-75d920e3612b/content>
- Castillo, L. E. (2020). Dinámica regional de la desigualdad de ingresos en Perú. In *Documentos de Trabajo* (No. 2020-004). <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Documentos-de-Trabajo/2020/documento-de-trabajo-004-2020-esp.pdf>
- Geladi, P., & Linderholm, J. (2020). Principal Component Analysis. En S. Brown, R. Tauler, B. Walczak (Eds.), *Comprehensive Chemometrics* (2nd ed., pp. 17–37). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-409547-2.14892-9>
- Gonzales de Olarte, E. (2015). *Una economía incompleta. Perú 1950-2007: Análisis estructural*. Fondo Editorial de la PUCP. <https://repositorio.pucp.edu.pe/items/e4b5935a-d363-445f-a8eb-5ed435a27165>
- Gordeev, R. V., Pyzhev, A. I., & Yagolnitsler, M. A. (2021). Drivers of spatial heterogeneity in the russian forest sector: A multiple factor analysis. *Forests*, 12(12). <https://doi.org/10.3390/f12121635>
- Hair Jr. J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., Black, W. C., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate Data Analysis* (8th ed.). Cengage Learning EMEA.
- Hernández Sampieri, R., & Mendoza Torres, C. P. (2018). *Metodología de la investigación: las tres rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. Mc Graw Hill. <http://repositorio.uasb.edu.bo/handle/20.500.14624/1292>
- Izzuddin, K. H., & Wijayanto, A. W. (2024). Pemodelan Clustering Ward, K-Means, DIANA, dan PAM dengan PCA untuk Karakterisasi Kemiskinan Indonesia Tahun 2021. *Jurnal Sistem Komputer*, 13(1), 2020. <https://doi.org/10.34010/komputika.v13i1.10803>
- Ministerio de Economía y Finanzas. (2025). *Informe de Actualización de Proyecciones Macroeconómicas 2025-2028*. https://www.mef.gob.pe/contenidos/pol_econ/marco_macro/IAPM_2025-2028.pdf
- MTPE (2024). *Información estadística del Mercado de Trabajo de Regiones*. <https://www.gob.pe/institucion/mtpe/informes-publicaciones/6111852-informacion-estadistica-del-mercado-de-trabajo-de-regiones-setiembre-2024>
- Ocampo, J. A. (2008). Hirschman, la industrialización y la teoría del desarrollo. *Desarrollo y Sociedad*, 62, 41–65. <https://doi.org/10.13043/dys.62.2>
- Pagès, J. (2004). Multiple factor analysis: Main Features and Application to Sensory Data. *Revista Colombiana de Estadística*, 27(1), 1–26.

- Posit team. (2025). *RStudio: Integrated Development Environment for R*. <https://posit.co/>
- R Core Team. (2025). *A Language and Environment for Statistical Computing*. <https://www.r-project.org>
- Rendón-Rojas, L., & Mejía-Reyes, P. (2015). Producción manufacturera en dos regiones mexiquenses: evaluación de las leyes de Kaldor. *Economía, Sociedad y Territorio*, xv(48), 425–454. <https://doi.org/10.22136/est012015597>
- Tsoufidis, L., & Athanasiadis, I. (2022). A new method of identifying key industries: a principal component analysis. *Journal of Economic Structures*, 11(1). <https://doi.org/10.1186/s40008-022-00261-z>
- Visbal-Cadavid, D., Martínez-Gómez, M., & Escorcía-Caballero, R. (2020). Exploring university performance through multiple factor analysis: A case study. *Sustainability (Switzerland)*, 12(3), 1–24. <https://doi.org/10.3390/su12030924>
- Wold, S., Esbensen, K., & Geladi, P. (1987). Principal Component Analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2, 37–52. [https://doi.org/10.1016/0169-7439\(87\)80084-9](https://doi.org/10.1016/0169-7439(87)80084-9)