

# Sobreeducación en egresados universitarios para las carreras STEM en Perú

*Overeducation Among University Graduates in STEM Fields in Peru*

## José Enrique Mendoza-Pumapillo<sup>1</sup>

Universidad de San Martín de Porres, Lima, Perú

✉ [jmendozapumapillo@gmail.com](mailto:jmendozapumapillo@gmail.com)

🆔 <https://orcid.org/0000-0001-7275-9858>

## Miguel Ángel Ortiz-Chávez<sup>2</sup>

Universidad Nacional del Callao, Callao, Perú

✉ [mortizch87@gmail.com](mailto:mortizch87@gmail.com)

🆔 <https://orcid.org/0000-0002-9172-1414>

## Josué Otoniel Dilas-Jiménez<sup>3</sup>

Universidad Nacional Agraria La Molina, Lima, Perú

✉ [josuedilas@gmail.com](mailto:josuedilas@gmail.com)

🆔 <https://orcid.org/0000-0003-4256-8393>

Recibido: 11-10-2023

Aceptado: 06-08-2024

Publicado: 31-12-2024

1 Magíster en Gestión Pública.

2 Magíster en Economía.

3 Magíster en Políticas y Gestión de la Ciencia, Tecnología e Innovación.

## Resumen

### Introducción

La inversión en educación en las carreras STEM y su relación con el retorno salarial no es consecuente, lo que conduce a la necesidad de estudiar las características y los efectos del desajuste entre estas dos variables.

### Objetivo

Identificar los factores que evidencian el desajuste entre educación y empleo en los egresados universitarios de carreras de ciencias, tecnologías, ingenierías y matemáticas (STEM, por sus siglas en inglés), así como sus efectos en el salario.

### Metodología

Se utilizó la base de datos de la Encuesta Nacional de Egresados Universitarios y Universidades del año 2014 del Perú, midiendo el desajuste mediante el método de autoevaluación. Asimismo, se aplicó el modelo Logit Ordinal Generalizado Parcial para analizar los factores determinantes asociados al nivel de desajuste leve y grave, con énfasis en el estudio de este último. Además, se identificaron las penalidades salariales del desajuste aplicando la técnica del *Propensity Score Matching*.

### Resultados

Se encontró que el 69% de los egresados de carreras STEM presentan un desajuste en el empleo, una de las cifras más altas en América Latina y superior a la observada en países desarrollados.

### Conclusiones

Los principales factores determinantes del desajuste en nivel grave son las características personales del egresado, su procedencia y trayectoria educativa. La penalidad salarial del desajuste de los egresados universitarios de carreras STEM alcanzó alrededor del 24% en comparación con aquellos adecuadamente empleados, superando a sus pares en Europa, Asia y Norteamérica.

### Palabras clave:

prospección educacional; educación inclusiva; STEM; educación y desarrollo; universidad; graduado; estatus profesional; educación superior; ciencia y tecnología; salario.

## Abstract

### Introduction

Investment in STEM education and its relationship with salary returns is inconsistent, highlighting the need to study the characteristics and effects of the mismatch between these two variables.

### Objective

To identify the factors that explain the mismatch between education and employment among university graduates in science, technology, engineering, and mathematics (STEM) fields, as well as its effects on wages.

### Methodology

The study used data from Peru's 2014 National Survey of University Graduates and Universities, measuring mismatch through the self-assessment method. A Partial Generalized Ordered Logit Model was applied to analyze the determinants associated with mild and severe mismatch levels, with emphasis on the latter. Additionally, wage penalties associated with mismatch were estimated using the *Propensity Score Matching* technique.

### Results

The findings show that 69% of STEM graduates experience employment mismatch, one of the highest rates in Latin America and higher than those reported in developed countries.

### Conclusions

The main determinants of severe mismatch are the graduates' personal characteristics, origin, and educational trajectory. The wage penalty for mismatched STEM graduates was approximately 24% compared to those adequately employed, exceeding the penalties observed in Europe, Asia, and North America.

### Keywords:

educational prospecting; inclusive education; STEM; education and development; university; graduate; professional status; higher education; science and technology; salary.

## 1. Introducción

La literatura especializada sobre el crecimiento económico señala que la educación, la innovación y el progreso tecnológico representan los principales canales de crecimiento económico (Nelson y Phelps, 1966; Lucas, 1988; Jorgenson, 1991; Aghion y Howitt, 1992).

Así mismo, se evidencia que los trabajadores en áreas de ciencia, tecnología, ingeniería y matemáticas (STEM) son los principales impulsores de la productividad (Peri *et al.*, 2015). Además, aquellos con educación superior en carreras STEM incrementan la productividad en mayor medida que los trabajadores de otras áreas del conocimiento (Georgieff y Milanez, 2021).

Sin embargo, la inversión realizada en la educación no siempre es consecuente con los retornos salariales del empleo, lo que conllevó a diversos autores a estudiar el desajuste entre el retorno salarial de los trabajadores y su inversión en educación (Eckaus, 1964; Berg, 1970; Duncan y Hoffman, 1981; Hartog y Oosterbeek, 1988; Groot y Maasen van den Brink, 2000; Dolton y Vignoles, 2000; Leuven y Oosterbeek, 2011; Zheng *et al.*, 2020).

Este desajuste entre educación y empleo se puede manifestar en trabajadores que cuentan con un nivel educativo superior al requerido para la ocupación que ejercen (sobreeducados) o con un nivel educativo inferior al requerido para el puesto de trabajo (subeducados). Para esta investigación, el desajuste tomará la equivalencia indistinta de “sobreeducación”, dado que los individuos encuestados cuentan con educación superior universitaria completada.

El desajuste es un problema latente, debido a que amplía la brecha entre lo exigido por el mercado laboral y lo ofrecido por el sistema educativo (Yamada y Oviedo, 2016), que puede intensificarse en escenarios económicos de recesión o según especialidad (Cuesta *et al.*, 2024) y, sobre todo, en contextos de cambios científicos-tecnológicos acelerados que modifican constantemente la dinámica y la demanda de capacidades del empleo profesional.

Además, el desajuste o sobreeducación, como problema económico, impide que los países aprovechen todo el potencial de su fuerza de trabajo y no permite un mayor crecimiento de la productividad (OIT, 2013). A su vez, genera efectos negativos en la satisfacción laboral, el perfil de movilidad de los trabajadores y la eficiencia social de la inversión educativa (Madrigal, 2003).

Por su parte, desde la demanda laboral, alrededor del 54% de los representantes de las empresas sostienen que una de las principales fricciones del mercado laboral peruano es la escasez de talento altamente capacitado (ManpowerGroup, 2020). En esa línea, la encuesta nacional de empresas 2015 (INEI, 2015), señala que al menos el 30% de las empresas tuvo limitaciones para cubrir puestos laborales, debido a que los postulantes no tienen experiencia en puestos similares (51,2%) y no cuentan con la formación académica o técnica requerida en el puesto laboral (40,1%).

En este contexto, es inminente la preocupación de conocer la situación del desajuste en egresados universitarios peruanos, cuya tasa de matrícula casi se triplicó, pasando del 26% al 71% (Castro *et al.*, 2022). Especialmente de las carreras STEM, quienes representan la tercera parte de la población de educación superior universitaria (Ortiz *et al.*, 2020) y son objetivo de diversas políticas nacionales, como la priorización de becas de pregrado y posgrado en carreras vinculadas al desarrollo científico y tecnológico (Congreso de la República, 2012). Cabe indicar que diversos países de Asia y Europa vienen generando evidencia sobre la sobreeducación en carreras STEM, entre las que se destacan las determinantes de este fenómeno, sus principales factores y las penalidades salariales.

Esta investigación es especialmente importante porque pretende aportar y ampliar la discusión entre los *policymakers* y la comunidad académica sobre el conocimiento relacionado al desajuste entre educación y empleo, enfocado en carreras STEM, y sus efectos en los

retornos laborales. Así como ahondar en las características de estos trabajadores con educación superior, como el género; las políticas de promoción de la ciencia, tecnología e innovación; la educación y su contribución al desarrollo del país. Cabe indicar que, para la medición del desajuste, se utilizará el método de la autoevaluación, enfocado en la percepción del trabajador acerca de los requisitos y condiciones para desempeñarse en su ocupación actual (Madrigal, 2003; Park y Jang, 2019).

Por este motivo, se ha planteado como pregunta de investigación ¿cuáles son los elementos asociados a la presencia del desajuste o sobreeducación en egresados universitarios de carreras STEM y sus penalidades en el mercado laboral peruano? En específico se busca determinar: (a) la magnitud del desajuste o sobreeducación en egresados universitarios de las carreras STEM, (b) los factores asociados al desajuste o sobreeducación en egresados universitarios de las carreras STEM y (c) la penalidad salarial del desajuste o sobreeducación de los egresados universitarios de las carreras STEM.

## 2. Marco teórico

Según la teoría del capital humano, la inversión en capital humano es un factor que permite el incremento de la productividad. Además, explica la heterogeneidad dentro del mercado laboral y, como tal, supone una relación directa entre educación y éxito en el mercado laboral, siendo su principal resultado las diferencias en ingresos laborales. Además, implica que los individuos tomen decisiones de manera racional, eligiendo el nivel de estudios que maximice el valor presente de los beneficios futuros, una vez descontados los costos asociados. En consecuencia, el desajuste entre la oferta y la demanda son transitorios, ya que los mercados laborales son plenamente eficientes remunerando a los trabajadores según el valor de su producto marginal (Schultz, 1961; Becker, 1975).

Para la Teoría de Señalización, propuesta por Spence (1973), la educación refleja la “señal” al

mercado laboral sobre las capacidades del individuo ante la evidente información asimétrica. Por ello, el nivel educativo, o variables como la procedencia de la institución educativa, actúa como señal para el mercado laboral sobre las capacidades del individuo. De este modo, los individuos con mayores capacidades innatas tienden a adquirir mayores niveles educativos con el fin de obtener credenciales académicas. Esto fomenta que los individuos continúen invirtiendo en educación de manera iterativa y permanente, lo que conlleva a la sobreeducación, generando un desequilibrio entre el sistema educativo y el mercado laboral (Esparta Polanco, 2018).

La tercera teoría es la Movilidad Laboral, desarrollada por Sicherman y Galor (1990) y seleccionada para la presente investigación, sostiene que algunos trabajadores, en especial los jóvenes recién graduados, prefieren empezar su vida laboral como sobreeducados, ya que esto les permite obtener experiencia laboral y ascender más rápidamente. Esta teoría podría ofrecer claves para comprender por qué existe un mayor nivel de desajuste entre los recién egresados universitarios frente a aquellos que cuentan con mayor experiencia laboral.

Por su parte, la evidencia empírica muestra que muchos de estos trabajadores persisten en la sobreeducación a pesar de ganar experiencia laboral (Leuven y Oosterbeek, 2011; Weksler, 2020). Por este motivo, se considera la existencia de tres niveles de sobreeducación: i) ajustado, cuando no hay sobreeducación, ii) desajuste leve, cuando esta es temporal o circunstancial debido a decisiones racionales del mercado y iii) desajuste grave, que se mantiene en el tiempo y cuyo origen sería más estructural (Ortiz *et al.*, 2020).

### 2.1 Literatura empírica sobre la sobreeducación

Leuven y Oosterbeek (2011) recopilan literatura especializada sobre el tema, encontrando que la media de los sobreeducados entre todos los programas de estudios bordea el 30% y, bajo el método de la autoevaluación, alcanza 47%. Mientras que los retornos salariales,

para todos los casos, son menores en comparación con los que se encuentran ajustados a la ocupación desempeñada.

En cuanto a investigaciones en Europa en sobreeducación, se identifica a Pecoraro (2012), quién señala que, para los graduados suizos, el nivel de desajuste es del 20% y su penalidad salarial es del 7%, respecto al ajustado. Para el caso de los graduados italianos, Cattani *et al.* (2014) determinaron que el nivel de desajuste es del 26,1% en su primer empleo y que perciben 8,4% menos salario que sus pares ajustados. Igualmente, para los graduados polacos, Wincenciak (2016) encontró que el nivel de sobreeducación es del 33%, obteniendo una penalidad salarial de entre 4,6% y 14,3% aproximadamente. Así mismo, indica que los factores que influyen en los salarios son el sexo (mujer: disminuye en 18%), la edad (incrementa en 1,95%), el sector de la empresa (privado: incrementa en 4,24%), entre otros.

Para el caso de Iberoamérica, en el caso de España, Rahona López (2008) indica que el 55,5% de los graduados universitarios se encuentran sobreeducados, además que ser hombre y trabajar en alguna entidad pública disminuye la probabilidad de estar sobreeducado. En México, Burgos y López (2011) encontraron que, para los graduados de la Universidad de Sonora (México), la sobreeducación tiene una penalidad en los salarios del 20,7%.

Colombia, con el estudio de Farne *et al.* (2017), muestra un incremento del desajuste en su población entre el 2009 y el 2014, pasando del 14,9% al 20,1%, respectivamente. Además, que dicha sobreeducación es mayor en zonas rurales que en urbanas, y menor en hombres que en mujeres. Por su parte, Quejada Pérez y Ávila Gutiérrez (2017), respecto a la costa Caribe colombiana, indican que la edad y el área geográfica disminuyen la probabilidad de estar sobreeducado en 0,33% y 9,72%, respectivamente.

En Chile, Castro Ramirez (2019) analiza la sobreeducación en trabajadores con estudios superiores, determinando que su nivel alcanza el 40% en personas entre 20 y 25 años, y el 35%

en el grupo etario entre 26 a 30 años, lo que muestra un descenso con el incremento de la edad. Agrega que existe mayor probabilidad de estar sobreeducados si se tiene las siguientes condiciones: titulados de carreras no tradicionales, de universidades privadas, edad y experiencia laboral (20-30 años), pertenecer a un sindicato, hombre (respecto de mujer), y casados entre los 20-30 años (baja para mayores de 30 años). Además, que los sobreeducados tienen una diferencia negativa en su salario respecto a los ajustados.

Según Weksler (2020), para los graduados universitarios de Argentina, el nivel de sobreeducados pasó de 43,1% en 2003 a 50,6% en 2018. Además, el 74,6% de los trabajadores universitarios, menores de 35 años, persisten en la sobreeducación en años adicionales. Muestra que la probabilidad de que un egresado universitario pase de un puesto “no profesional” a uno “profesional” al año siguiente es de 22,5%.

Finalmente, en la literatura peruana, se encuentra el estudio de Rodríguez Lozano (2016), el cual muestra que el nivel de sobreeducación está entre el 32,9% y el 61,1% en trabajadores con educación superior. Así mismo, dicha sobreeducación se asocia positivamente con: vivir en zonas rurales, ser asalariado, trabajar en empresas menores a 10 empleados, estar asistiendo a un centro educativo y provenir de un centro educativo privado. También determinan los efectos en los salarios, que son un 13% inferiores respecto a los adecuadamente educados. Esparta Polanco (2018) menciona que alrededor de la mitad de los profesionales se encuentran sobreeducados, agravándose más en el primer empleo. Además, determina que la penalidad en el ingreso laboral de los profesionales estaría entre 20% y 40%. También, evidencia que la probabilidad de estar sobreeducado disminuye en 36,3% si cuenta con el título profesional, aumenta en 11,1% si el padre cuenta con estudios superiores, y aumenta en 5,42% si estudió en una universidad privada.

Finalmente, el estudio de Apaza Nina (2019) determinó que el nivel de sobreeducación en egresados universitarios peruanos se encuentra entre el 44,9% y el 72,9%. Así mismo, la

probabilidad de estar sobreeducado disminuye en caso de haber estudiado en una universidad pública (entre 2,3% a 5%) y trabajar en una institución pública (2,3%). En contraste, aumenta en el caso de que el padre y la madre solo cuenten con el nivel educativo preescolar (10,7%).

## 2.2 Sobreeducación de egresados de carreras STEM

Con respecto a la literatura enfocada en graduados de carreras STEM, es escasa y principalmente en países desarrollados. Es el caso de Olitsky (2014), cuya investigación se desarrolló en Estados Unidos entre el 2009 y 2010, quien muestra que los graduados STEM ganan 20% más que sus pares que estudiaron otras carreras, lo que condice con su política enfocada en la innovación.

Kucel *et al.* (2016), en su estudio para graduados de carreras STEM para Japón, determinan que el porcentaje de sobreeducados se encuentra entre el 14,4% y el 36,2%, el primero para el grupo de carreras de Ciencias de la Salud y el segundo para el caso del grupo de carreras de Ciencias y Matemáticas. También indican que existen ciertas características del empleo, como: trabajar en una entidad pública (reduce en 4,9%) y tamaño de la empresa donde labora (reduce en la mediana empresa en 2% y en la gran empresa en 8,6%). Además, indican que la penalidad salarial por encontrarse en sobreeducación afecta entre un 14,7% y un 18,9% con respecto a los adecuadamente ajustados.

Park y Jang (2019), en su investigación de graduados de carreras STEM en Corea del Sur, hallaron que los sobreeducados representan entre el 15% y el 20%, mientras que la penalidad representa entre el 5% y el 11,9% en salario inferior a su contraparte adecuadamente ajustada. Zheng *et al.* (2020), en su estudio para graduados en STEM de China, encontraron factores que inciden en la sobreeducación, como lo son los años de educación (13,4%), la experiencia laboral (6%) y el historial laboral (4%). Además, se encontró que el 11% de los graduados chinos de las carreras STEM se encuentran sobreeducados, y que la penalidad

de pago que asumen respecto a los adecuadamente ajustados alcanza el 5,1%.

Por su parte, para Chile, Sevilla y Farías (2020) identifican que la sobrecalificación de graduados universitarios en carreras STEM alcanza el 40,9% para el grupo etario de 25 a 44 años, mientras que es del 35,5% para el grupo etario de 45 a 65 años. Esto se asocia con la tasa de deterioro del capital humano en trabajos de menor exigencia y con la discriminación de trabajadores por parte de los empleadores, basada en la procedencia de la institución educativa superior.

Esta revisión de literatura empírica muestra que, si bien existe un gran interés por estudiar el tema de la sobreeducación en diferentes zonas geográficas, no se ha puesto mucho énfasis en el caso particular de las carreras STEM, especialmente en países en vías de desarrollo y/o latinoamericanos.

## 3. Método

La población estuvo conformada por egresados universitarios que en 2014 cumplían tres criterios: i) al menos un año de egreso al momento de la encuesta, ii) menos de tres años de atraso de estudios en el curso de su carrera, y iii) edad que no supere los 25, 26 y 27 años en su último año de estudios de pregrado, según su carrera. Se utilizó la Encuesta Nacional de Egresados Universitarios y Universidades -ENEUU- (INEI, 2014), que entrevistó a un total de 10.564 egresados de 93 universidades, tanto públicas como privadas, utilizando como marco muestral el II Censo Nacional Universitario 2010. De este total, la Población Económicamente Activa Ocupada (PEAO) totaliza 9.249 personas, lo que representa el 87,6% de egresados. Para el caso específico de esta investigación, se conforma con egresados de carreras de Ciencia, Ingeniería, Tecnología y Matemáticas (STEM) de la PEAO, que alcanzan las 3.617 personas.

Para determinar el porcentaje de desajuste, se consideró la opinión de los propios egresados universitarios, siguiendo el método de autoevaluación de Garcia-Mainar y Montuenga (2019) y el

clasificador internacional uniforme de ocupaciones (CIUO-88), que para el ámbito de esta investigación corresponde a los códigos 122, 123, 131 y de los códigos del gran grupo 2.

Se toma una pregunta directa al entrevistado: ¿El trabajo que realizó está relacionado con su formación profesional? Si respondió de manera afirmativa se considerará en ajuste si, teniendo una ocupación de nivel universitario, responde de manera negativa a la pregunta: ¿Las tareas que desempeñó en su ocupación principal podrían ser desempeñadas por un profesional universitario de especialidad NO afín a la suya? En el caso contrario, de responder Sí a la última pregunta, se considerará un desajuste leve. Si la persona respondió de manera negativa a la primera pregunta, pero tiene ocupación de nivel universitario, se considerará desajuste leve. Si la persona tiene ocupación inferior al nivel universitario, se le considerará en desajuste grave, tal como se muestra en la Figura 1.

### 3.1 Determinantes de los niveles de desajuste

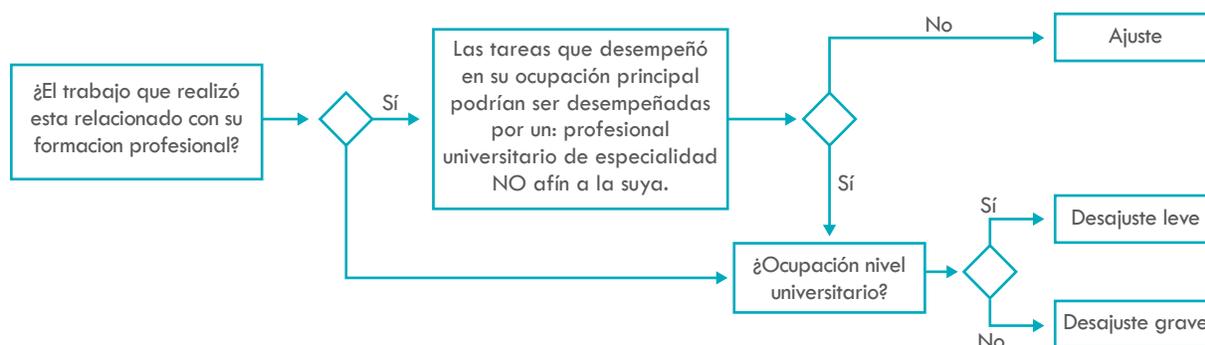
De los tres niveles de desajuste, claramente el ajuste ocupacional es preferido al desajuste leve y, a su vez, este es preferido al desajuste grave, por tanto, se trata de una variable categórica y ordinal. Esto se debe a que algunos niveles de desajuste pueden ser “deseados” por los egresa-

dos, debido a que esperan que ello les ayude a mejorar sus habilidades técnicas e incrementar su experiencia laboral (Ortiz *et al.*, 2020). Por este motivo, para determinar los factores determinantes de la sobreeducación de los egresados de carreras STEM, se empleó el modelo econométrico del tipo Logit Ordinal, cuyos resultados reflejen la intensidad del desajuste, de manera que se muestre no solo la probabilidad de encontrarse en desajuste, sino qué tan severo es. Estos modelos se utilizan con variables dependientes, que tienen un orden cuya distancia es desconocida por ser de tipo cualitativa, por lo que se trata de una variable ordinal (Long y Freese, 2001).

En el modelo se utiliza la muestra de los egresados que efectivamente trabajan (PEAO), dejando de lado a aquellos que se encuentran inactivos o desempleados. Esta submuestra restringida de la muestra total puede ocasionar problemas de sesgo de selección, que ocurre cuando la nueva muestra no es representativa de la población a la que se quiere representar. Por ello, se plantea tratar el modelo como una regresión en dos etapas (Heckman, 1979), donde la primera constituye un modelo probit del que se calcula el ratio inverso de Mills<sup>4</sup> ( $\lambda$ ), un término de corrección introducido en la segunda etapa con el fin de corregir el sesgo de selección.

El siguiente paso es medir mediante un modelo Logit ordinal, donde el desajuste ( $Y_i$ ) toma

Figura 1. Cálculo de los niveles de desajuste para carreras STEM



Fuente: elaboración propia basada en las preguntas de la ENEUU (INEI, 2014).

4 El ratio inverso de Mills mide la relación entre la probabilidad de observar un valor (según el modelo de selección) y la densidad en ese punto, por ello se calcula como el cociente entre la función de distribución normal estándar y la función de densidad normal estándar.

tres valores: 1 ajuste ocupacional, 2 desajuste leve y 3 desajuste grave, siguiendo la jerarquía del “más deseado” al “menos deseado”. Este tipo de modelos de probabilidad no mide directamente la variable dependiente ( $Y_i$ ), sino que mide una variable latente  $Y_i^*$ .

$$Y_i^* = x_i\beta + \lambda\delta + u_i \quad [1]$$

De tal manera que:

$$Y_i = \{1, -\infty < Y_i^* \leq \alpha_1 \quad 2, \alpha_1 < Y_i^* \leq \alpha_2 \quad 3, \alpha_2 < Y_i^* \leq \infty$$

Donde:

$x_1$  = Vector de variables independientes.

$\beta$  = Vector de coeficientes.

$\lambda$  = Ratio inverso de Mills.

$\alpha_1, \alpha_2$  = Umbrales entre categorías.

Entonces, en términos acumulados y teniendo en cuenta la forma logística de la función, las probabilidades acumuladas tendrán la siguiente forma:

$$P(Y_i \leq j) = F(\alpha_j - X\beta) = \frac{\exp(\alpha_j - X_i\beta)}{1 + \{\exp(\alpha_j - X_i\beta)\}}, \quad j = 1, 2, 3 \quad [2]$$

Las probabilidades muestran que los coeficientes  $\beta$  son fijos en los diferentes valores que toma  $Y$ , en tanto que solo varía el umbral. Este supuesto es el más importante de este tipo de modelos, conocido como supuesto de paralelismo, que, de no cumplirse, indicaría que debiera ajustarse el modelo indicado para explicar el problema (Long y Freese, 2001).

En este caso, los test de paralelismo mostraron que, efectivamente, algunas variables no cumplen con el supuesto. Por ello, se emplea el modelo econométrico Logit Ordinal Generalizado Parcial. Se denomina “generalizado parcial” porque en aquellas variables en las que se cumple el supuesto de paralelismo el cálculo de probabilidades tiene la forma del Logit ordinal (Williams, 2006), como en la ecuación [2]. Mientras que en aquellas que no cumplen este supuesto, la fórmula cambia ligeramente para incluir coeficientes ( $\beta$ ) no constantes:

$$P(Y_i > j) = g(X\beta_i) = \frac{\exp(\alpha_j + X_i\beta_i)}{1 + \{\exp(\alpha_j + X_i\beta_i)\}}, \quad j = 1, 2, 3 \quad [3]$$

Una vez definidas las probabilidades, se analizará el impacto marginal del cambio de una variable, manteniendo el resto de las variables en la media.

En el caso de las variables cuantitativas:

$$\frac{\partial P(Y = j|X)}{\partial x} = \frac{\partial [F(\alpha_j - X\beta) - F(\alpha_{j-1} - X\beta)]}{\partial x} = \beta [f(\alpha_{j-1} - X\beta) - f(\alpha_j - X\beta)]$$

Y en el caso de las variables discretas:

$$\frac{\Delta P(Y = j|X)}{\Delta x} = P(X, x = 1) - P(X, x = 0)$$

### 3.2 Efectos del desajuste educación-empleo en los ingresos laborales

Para calcular los efectos en los ingresos (penalidad) de la sobreeducación, se toma el principal modelo empírico que explica la relación entre educación y empleo, el propuesto por Mincer (1974). Para el caso del desajuste educación-empleo, se consideraron los criterios de Verdugo y Verdugo (1989), que

consideran una regresión con la variable independiente del ingreso medido en logaritmos que está en función del desajuste, la experiencia, el nivel educativo, región de residencia, entre otras. Estas variables fueron incluidas y adaptadas al modelo, de acuerdo con la disponibilidad de información en la ENEUU, así en el caso de la experiencia se consideró la edad, debido a que al ser recién egresados no había mucha variabilidad en los años de experiencia laboral, en el nivel educativo se consideró si contaban o no con posgrados como maestrías o doctorados.

Asimismo, se han considerado variables relacionadas con el tipo de universidad (pública o privada) y mérito educativo, debido a la penalidad salarial de la calidad educativa, identificada por Oviedo y Yamada (2017), además de la etnia a la que pertenecen, que puede ser sujeta a una potencial discriminación en el mercado laboral, con consecuencias en los ingresos (Galarza y Yamada, 2014). Ambos estudios están centrados en el caso peruano.

Los efectos en los ingresos, a través de penalidades salariales, se calculan mediante la variable desajuste ( $Des_i$ ), que es dicótoma, para “Ajuste” y “Desajuste”.

$$\ln Y_i = \alpha + X_i \beta + \varphi Des_i + u_i \quad [4]$$

$Y_i$  = Remuneración en la ocupación principal.

$X_i$  = Vector de variables explicativas.

$Des_i$  = 1 Ajuste, 0 Desajuste.

Se espera que el coeficiente asociado al desajuste ( $\varphi$ ) sea negativo y significativo estadísticamente, lo que quiere decir que el desajuste entre educación y empleo incide de manera negativa en los ingresos laborales. En ese sentido, se cumple que “con respecto a los ingresos, virtualmente todos los estudios muestran que los trabajadores sobrecalificados son penalizados” (Frenette, 2004, p. 30).

Leuven y Oosterbeek (2011) mencionan, sin embargo, que el modelo planteado tiene variables inobservables como las habilidades innatas, usualmente no medidas en las encuestas, que puede hacer incurrir en el sesgo por variable omitida. No obstante, la ENEUU 2014 tiene algunas ventajas con respecto a otras encuestas, ya que contiene información adicional sobre las condiciones en que recibió la educación y la satisfacción con esta, así como su desempeño educativo, que serán útiles para una mejor especificación del modelo propuesto.

Asimismo, para superar potenciales problemas de sesgos del modelo, recurriremos a una técnica cuasi-experimental, propuesta por Rosenbaum y Rubin (2006), llamada *Propensity Score Matching* (PSM) y que ha sido utilizada en estudios de este tipo en otros países (Meroni y Vera-Toscano, 2017). Consiste en la comparación entre individuos con características similares, excepto por la “variable de impacto” ( $\varphi Des_i$ ) –que en nuestro caso sería encontrarse sobreeducado–, a través de un *Score* o puntaje asignado en una primera etapa, para luego comparar solo a los más próximos en una zona llamada región de soporte común.

Siguiendo a Bernal y Peña (2011), para realizar una regresión con PSM, en una primera etapa, se halla el puntaje o *propensity score* ( $P(X)$ ), esta probabilidad, luego, funcionará como un “mecanismo de asignación”. Una vez definido el puntaje, se debe cumplir el supuesto de traslapamiento, es decir, que se cuente con una zona de soporte común entre los grupos de desajuste y ajuste, teniendo en cuenta la distribución de puntajes de ambos. Una vez definido el soporte común, se procede a emparejar a los individuos que se encuentran en desajuste con aquellos que no. De esta manera, el impacto en los ingresos ( $\tau$ ) queda definido como:

$$\tau^{PSM} = E_{P(X)|Des=1}\{E[\ln Y^{des}|Des = 1, P(X)] - E[\ln Y^{aju}|Des = 0, P(X)]\} \quad [5]$$

En este caso, se tomarán dos métodos de emparejamiento. El primero, será el algoritmo de emparejamiento del Vecino más cercano (Nearest-neighbor matching), en el que se empareja a los pares o conjunto de “vecinos”  $c(i)$  de acuerdo con su score en un radio predeterminado ( $k$ ).

$$c(i) = \{j \in D = 0 \mid \|P_i(X) - P_j(X)\| \leq k\}$$

El segundo, será el algoritmo de Kernel, en este caso se emplea el promedio ponderado de todos los no tratados para estimar contrafactuales para cada uno de los tratados. La ponderación estará dada como:

$$\omega(i, j) = \frac{K\left(\frac{P_j(X) - P_i(X)}{a_n}\right)}{\sum_{k \in C} K\left(\frac{P_j(X) - P_i(X)}{a_n}\right)} \quad [6]$$

Donde  $\omega(i, j)$  es la ponderación y  $K(\cdot)$  es la función de Kernel.

## 4. Resultados

En total, se muestra un nivel de desajuste ocupacional del 69,1% para los trabajadores universitarios recién egresados, siendo la mayor proporción el desajuste grave (57,7%) (ver Tabla 1). Este hallazgo se encuentra dentro de los parámetros de estudios peruanos (Apaza Nina, 2019; Esparta Polanco, 2018; Rodríguez Lozano, 2016), argentino (Weksler, 2020) y españoles (Rahona López, 2008; Rodríguez Esteban, 2013). Encontrándose entre el 45% y el 73% el nivel de sobreeducación, en especial en aquellos egresados universitarios en su primer empleo, cuyo nivel corresponde al porcentaje más alto. Los resultados son mucho mayores que la media latinoamericana indicada por Leuven y Oosterbeek (2011), y a estudios identificados en Chile y Colombia (Castro Ramirez, 2019; Quejada Pérez y Ávila Gutiérrez, 2017; Farne *et al.*, 2017), que se encuentra entre el 20% y el 40% en el nivel de sobreeducación.

Los resultados no están lejos de lo que evidencia el mercado laboral peruano, alrededor del 54% de los representantes de las empresas

sostienen que una de las principales fricciones del mercado laboral peruano es la escasez de talento altamente capacitado (Manpower-Group, 2020) y que aproximadamente el 33% de empresas tienen dificultades para cubrir sus puestos (Ortiz *et al.*, 2020). Ante esta situación, Lavado *et al.* (2014) indican que el proceso institucional de apertura y desregulación del mercado universitario, iniciado a partir de la Ley de Promoción de la Inversión en Educación y la creación del Consejo Nacional para la Autorización del Funcionamiento de Universidades (CONAFU), afectó de manera positiva a la sobreeducación.

Sobre los factores determinantes en los niveles de desajuste, en la Tabla 2 se muestran los efectos marginales del desajuste ocupacional por niveles, es decir, qué tan relacionada esta una variable independiente con la probabilidad de encontrarse en alguno de los niveles de desajuste. Por tanto, se determina que el ser mujer está relacionado con una disminución en la probabilidad de encontrarse en ajuste en 4,7%, y en desajuste leve en 1,0%. Así mismo, ser mujer está relacionado con un incremento de 5,8% en la probabilidad de encontrarse en desajuste grave. Este último dato es consistente con lo determinado por Meroni y Vera-Toscano (2017), quienes encuentran mayor probabilidad (11,1%) de estar en sobreeducación en caso de ser mujer. En el caso de la edad, un año adicional disminuye la probabilidad en 3% de estar en desajuste grave, y el incremento de la probabilidad de encontrarse en ajuste en 2,5%. Estos datos están en consonancia con la teoría del capital humano para la variable edad, como *proxy* de experiencia, se-

**Tabla 1.** Porcentaje de desajuste de egresados universitarios ocupados de carreras STEM, 2014

Ajuste y Desajuste	STEM (%)	Total (%)
Ajuste	30,9	31,1
Desajuste	69,1	69,9
Desajuste leve	11,4	11,1
Desajuste grave	57,7	57,8
Total	100,0	100,0

**Fuente:** elaboración propia basada en datos de la ENEUU (INEI, 2014).

**Tabla 2.** Efectos marginales del desajuste ocupacional de egresados universitarios de carreras STEM

Variables	Ajuste	Desajuste leve	Desajuste grave
Sexo /1=Mujer	-0,0474* (0,0248)	-0,0104* (0,00564)	0,0579* (0,0303)
Edad	0,0254*** (0,00808)	0,00540*** (0,00176)	-0,0308*** (0,00978)
Etnicidad	-0,0223 (0,0280)	0,0644*** (0,0226)	-0,0421 (0,0325)
Financiamiento de los estudios	-0,0142 (0,0198)	-0,00309 (0,00440)	0,0173 (0,0242)
Mérito universitario	0,0317 (0,0228)	0,00681 (0,00499)	-0,0385 (0,0278)
Tipo de gestión de la universidad	-0,0681*** (0,0225)	-0,0141*** (0,00461)	0,0822*** (0,0269)
Año de creación de la universidad	0,0405 (0,0263)	0,00956 (0,00685)	-0,0501 (0,0331)
Lugar de residencia/ 1=Lima y Callao	0,112*** (0,0216)	0,0220*** (0,00407)	-0,134*** (0,0252)
Tamaño de la empresa	0,0111 (0,0122)	0,00235 (0,00260)	-0,0134 (0,0148)
Tipo de institución de nivel secundario	-0,0348* (0,0207)	-0,00729* (0,00432)	0,0421* (0,0250)
Repetición en educación básica	-0,138*** (0,0393)	-0,0455** (0,0182)	0,183*** (0,0571)
Estudios de posgrado	0,00459 (0,0246)	0,000966 (0,00513)	-0,00555 (0,0297)
Horas de trabajo en la ocupación principal	-0,000945 (0,000679)	-0,00158*** (0,000413)	0,00253*** (0,000753)
Rama2: Industria	0,00187 (0,0496)	0,000396 (0,0104)	-0,00227 (0,0601)
Rama3: Construcción	0,0771 (0,0559)	0,0125* (0,00654)	-0,0896 (0,0624)
Rama4: Comercio	-0,0889** (0,0430)	-0,0242* (0,0144)	0,113** (0,0573)
Rama5: Actividades profesionales, científicas y técnicas	0,221*** (0,0569)	0,0807*** (0,0208)	-0,302*** (0,0517)
Rama6: Administración pública	0,0661 (0,0553)	0,0112 (0,00728)	-0,0774 (0,0625)
Rama7: Otros servicios	0,117** (0,0466)	0,127*** (0,0177)	-0,245*** (0,0510)
Ratio inverso de Mills	-0,165 (0,193)	-0,0350 (0,0413)	0,200 (0,234)

**Tabla 2.** Efectos marginales del desajuste ocupacional de egresados universitarios de carreras STEM (continuación)

Variables	Ajuste	Desajuste leve	Desajuste grave
Grup. carrera: Ciencias naturales, exactas y de la comunicación	0,0742* (0,0423)	0,0123** (0,00525)	-0,0865* (0,0474)
Grup. carrera: Ingeniería, industria y construcción	0,0412 (0,0324)	0,00909 (0,00739)	-0,0503 (0,0397)
Grup. carrera: Ciencias de la salud	0,491*** (0,0463)	-0,114*** (0,0154)	-0,376*** (0,0464)

**Nota:** errores estándar en paréntesis \*\*\*  $p < 0,01$ ; \*\*  $p < 0,05$ ; \*  $p < 0,1$ .

**Fuente:** elaboración propia con datos de la ENEUU (INEI, 2014).

gún lo indicado por Mincer (1974).

Sobre la variable etnia, se incrementa la probabilidad de encontrarse en desajuste leve en la medida en que el egresado se reconozca como Quechua, Aymara o Nativo (6,4%). Otra variable de interés es el tipo de gestión de la universidad de procedencia (pública o privada). Estudiar en una universidad pública está relacionado con una disminución en la probabilidad de encontrarse en ajuste y desajuste leve, en 6,8% y 1,4% respectivamente. Así mismo, incrementa la probabilidad en 8,2% de encontrarse en desajuste grave.

Para Perú, estudios señalan que proceder de una universidad privada aumenta la probabilidad de encontrarse en desajuste (Esparta Polanco, 2018; Rodríguez Lozano, 2016) y, por el contrario, proceder de universidad pública disminuye dicha probabilidad (Apaza Nina, 2019). No obstante, para Lavado *et al.* (2014) dependerá de la calidad de la universidad, más allá de ser pública o privada, para ambos casos las distinguen como universidades de “menor calidad” y de “mayor calidad”. Además, la probabilidad de estar subempleado incrementó (a partir de la desregulación) de 19% a 30% para aquellos profesionales que asistieron a universidades de “menor calidad”.

En cuanto a los egresados de carreras STEM que residan en Lima, la capital, frente a otro departamento del Perú, se muestra que se incrementa la probabilidad de estar ajustado en 11,2%, y está relacionado con una disminución de la probabilidad de encontrarse en desajuste grave en aproximadamente 13%. Es decir,

que para un graduado promedio le convendría vivir en una zona céntrica o capital, en lugar de alguna ciudad periférica. La importancia del lugar de residencia también ha sido destacada en investigaciones previas (Mavromaras *et al.*, 2013; Quejada Pérez y Ávila Gutiérrez, 2017). Asimismo, Rodríguez Lozano (2016) señala que vivir en zonas rurales de Perú incrementa significativamente la probabilidad de estar sobreeducado, lo que refuerza la relevancia del contexto geográfico en la inserción laboral.

Así mismo, se ha determinado que el egresado STEM que ha cursado el nivel secundario en una institución pública, disminuye su probabilidad de encontrarse en ajuste o desajuste leve en 3,5% y 0,7% respectivamente. No obstante, incrementa esta probabilidad para encontrarse en desajuste grave en 4,2%. Entonces se podría indicar que esta variable es estructural, debido a su permanencia en el tiempo.

En caso de que el egresado haya repetido algún año de la educación básica (nivel primario o secundario), disminuye la probabilidad en 13,8% de encontrarse en ajuste y en 4,6% en desajuste leve. Además, incrementa la probabilidad en 18,3% de situarse en desajuste grave. Datos importantes similares muestran Meroni y Vera-Toscano (2017), quienes indican que el egresado que estuvo en el top 20% al graduarse del nivel secundario disminuye la probabilidad de estar en sobreeducación en 15,2%.

Para el caso de la rama de actividades profesionales, científicas y técnicas, incrementa la probabilidad de estar en ajuste (22%) y en

desajuste leve (8%), mientras que disminuye la probabilidad de estar en desajuste grave en 30,2%. Similares porcentajes y sentidos se ubican para los que laboran en “Otros Servicios”. Siendo en ambos casos más propensos a estar mejor adecuados.

Numerosas investigaciones, como las de Rahona López (2008), Rodríguez Esteban (2013) y Apaza Nina (2019), concuerdan en que trabajar en una Institución Pública disminuye la probabilidad de encontrarse sobreeducado. Sin embargo, en nuestros resultados no se ha encontrado significancia en Administración Pública, posiblemente la razón es que existan pocas plazas para egresados de carreras STEM en el aparato público, y que estas carreras estarían más ligados a empresas privadas.

Sobre los efectos en los ingresos (penalizaciones) de los egresados de carreras STEM en desajuste, en la Tabla 3 se compara la penalización en los ingresos entre el grupo de ajuste y el grupo de desajuste. En la primera regresión, sin emparejar, el grupo de ajuste muestra un ingreso esperado promedio de 2.098 soles. Por otro lado, en el grupo de desajuste, este ingreso es mucho menor, totalizando 1.552 soles, lo que presenta una diferencia significativa de aproximadamente 560 soles. Sin embargo, al utilizar técnicas de emparejamiento (PSM), que permiten comparar grupos similares en características, se muestra que la diferencia es menor, pero aún significativa. Esto se debe a que, como se explicó en la metodología, se compara a los que se encuentran en ajuste con un grupo similar a ellos en las variables seleccionadas, pero con la única diferencia de que

se encuentran en desajuste. La penalidad es alta, representado en términos relativos de alrededor del 24% frente a los adecuadamente ajustados.

Las penalidades para egresados universitarios ocupados de carreras STEM se encuentran muy por encima de sus pares en países como Corea del Sur, 11,9% (Park y Jang, 2019), China, 5,1% (Zheng *et al.*, 2020) y Japón, 14,7% - 18,9% (Kucel *et al.*, 2016), según el método de Verdugo y Verdugo. Mientras que por el método Duncan y Hoffman se encuentran en 5% y 12%, para Corea del Sur (Park y Jang, 2019) y Malasia (Zakariya, 2014), respectivamente. Por su parte, de manera agrupada en carreras STEM y No STEM, para Perú se identificaron penalidades de 13% (Rodríguez Lozano, 2016) y de entre 20% y 40% (Esparta Polanco, 2018), ambos bajo el método de Verdugo y Verdugo.

Finalmente, el método subjetivo empleado para determinar el nivel de la sobreeducación en la presente investigación se encuentra dentro de los parámetros de diversos autores iberoamericanos (Perú, Argentina y España). Así mismo, al determinar los factores de mayor incidencia y la penalidad (PSM) del desajuste, se debe manifestar que estimarlas para la sobreeducación tiende a proyectar conclusiones ampliamente consistentes, independientemente del método empleado (Meroni y Vera-Toscano, 2017).

## 5. Discusión

La literatura disponible sobre las carreras STEM es aún limitada cuando se trata de países en desarrollo, tal como se evidencia en la

**Tabla 3.** Penalización en los ingresos de egresados universitarios ocupados de carreras STEM entre el grupo de ajuste y el grupo de desajuste

Penalización	Sin emparejar	Vecino más cercano	Kernel
Ajuste	S/2.097,88	S/2.090,28	S/2.097,88
Desajuste	S/1.552,35	S/1.690,97	S/1.690,77
Diferencia	S/545,53	S/399,31	S/407,11
T-Stat	11,62	5,30	6,35
Penalidad	35,1%	23,6%	24,1%

**Fuente:** elaboración propia con datos de la ENEUU (INEI, 2014).

revisión de literatura. La evidencia específica para carreras *STEM*, en mayor medida, se ubica en el continente asiático (Corea, China, Japón, Malasia). Mientras que en estos países la sobreeducación afecta a entre 1 y 2 de cada 10 universitarios ocupados, se identificó que para Chile es 4 de cada 10 y en Perú bordea 7 de cada 10 para recién egresados universitarios ocupados de carreras *STEM*. Este nivel es similar al encontrado por Kucel *et al.* (2016) en Japón para graduados autoempleados y que trabajan a tiempo completo. Solo los desajustados leves se asemejan al rango observado en los países asiáticos mencionados, lo que demuestra cierta sintonía con estas referencias internacionales.

Estas altas tasas de sobreeducación de los países latinoamericanos, frente a los países desarrollados, pueden explicarse, desde el lado de la oferta, por la limitada regulación y heterogeneidad en la rápida expansión de la educación superior en las últimas dos décadas, así como por las habilidades comparativamente bajas reflejadas en los resultados de pruebas internacionales, que se trasladan a la educación superior. Por el lado de la demanda, estas tasas están asociadas a la baja complejidad económica de la región, caracterizada por una predominancia de sectores primarios y un lento cambio tecnológico (Castro *et al.*, 2022), en contraste con mercados como el estadounidense, intensivos en ciencia, tecnología e innovación (Peri *et al.*, 2015; Georgieff y Milanez, 2021). Adicionalmente, para los países europeos, como Italia o España, existen prestaciones o subvenciones por desempleo, lo que permite a los trabajadores dedicar más tiempo a la búsqueda del trabajo adecuado a sus habilidades y atributos (Rotar y Krsnik, 2020). Como en el caso de Argentina, cuyas políticas de prestaciones y transferencias sociales repercuten en las políticas de mercado de trabajo (Messina, 2022).

La investigación muestra también los factores determinantes que explican el nivel de

desajuste grave. Entre los más relevantes se encuentran ser mujer, proceder de una universidad pública, residir en la ciudad capital (Lima y Callao), haber repetido algún nivel de la educación básica, y estar ocupado en actividades profesionales, científicas y técnicas o de “otros servicios”. Estos resultados son, en su mayoría, consecuentes con la amplia revisión bibliográfica aquí presentada.

Por su parte, el incremento de la edad de un graduado de una carrera *STEM* tiene un impacto negativo en la probabilidad de estar desajustado. Es decir, durante sus primeros años, el graduado promedio mantiene un nivel relativamente óptimo de sobreeducación, el cual irá reduciéndose en la medida que este graduado obtenga mayor experiencia. Esta premisa es consistente con los postulados de la teoría de la movilidad y está respaldada por el trabajo de Meroni y Vera-Toscano (2017).

Asimismo, se identificaron variables poco estudiadas en investigaciones peruanas e internacionales, dada la particularidad de la ENEUU 2014. Es el caso de la variable etnicidad, que es significativa para desajuste leve; así como el haber estudiado la secundaria en una institución pública o haber repetido algún grado en la educación básica. Estas son variables estructurales y de larga data que, finalmente, tienen efectos significativos y perversos, dado que aumentan la probabilidad de caer en la sobreeducación y de encontrarse en desajuste.

Con respecto a la penalidad salarial hallada en este estudio, es muy superior a la de sus pares sobreeducados egresados de carreras *STEM* del mercado laboral asiático, que oscila entre el 5% y el 12%, como queda estipulado en los trabajos de Zheng *et al.* (2020), Park y Jang (2019) y Zakariya (2014). Una menor penalidad de los sobreeducados en el mercado laboral asiático puede ser una señal de un menor nivel de desajuste de estos graduados, a diferencia de sus pares en América Latina.

## 6. Conclusiones

Para el periodo analizado, se determinó alrededor del 69% de desajuste en egresados universitarios de carreras STEM, encontrándose la mayor parte en desajuste grave (57,7%). Esto evidencia que los niveles solo son comparables con Argentina y otros países cercanos en Latinoamérica, lo que resalta el gran contraste con los países desarrollados.

Entre los principales factores determinantes del nivel grave de desajuste en el mercado laboral peruano se identificaron las siguientes características: ser mujer, la edad, el tipo de gestión de la universidad, el lugar de residencia (Lima o Callao), la repetición en algún grado de la educación básica regular, el tipo de institución del nivel secundario, y tres ramas de actividad: la de actividades profesionales, científicas y técnicas; la de comercio; y la de otros servicios económicos.

Además, se analizó que los efectos de las variables significativas del desajuste leve son relativamente pequeños, en la mayoría no superan el 5%. Estas variables coinciden con las encontradas en el nivel “ajustado”.

Finalmente, los resultados muestran que es altamente previsible que los graduados peruanos de carreras STEM enfrenten una penalidad mayor que aquellos de economías con mercados laborales más competitivos, como es el caso de Asia, Norteamérica y Europa, además de contar con políticas de protección social y laboral, como el caso de esta última región.

## Referencias

- Aghion, P. y Howitt, P. (1992). A model of growth through creative destruction. *Econometrica*, 60(2), 323-351. <https://doi.org/10.2307/2951599>
- Apaza Nina, N. E. (2019). *Desajuste educativo en el primer empleo de los jóvenes egresados universitarios* (tesis de maestría). Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú. <https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/15146>
- Becker, G. S. (1975). *Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education*. NBER. <https://econpapers.repec.org/bookchap/nbrnberbk/beck75-1.htm>
- Berg, I. (1970). *Education and jobs: The great training robbery*. Penguin Education.
- Bernal, R. y Peña, X. (2011). *Guía práctica para la evaluación de impacto*. Universidad de los Andes. <https://www.jstor.org/stable/10.7440/j.ctt1b3t82z>

## Contribuciones de los autores

**José Enrique Mendoza-Pumapillo:** investigación, metodología, supervisión, validación y escritura (borrador original).

**Miguel Angel Ortiz-Chávez:** investigación, curaduría de datos, análisis formal, software y metodología.

**Josué Otoniel Dilas-Jiménez:** metodología, validación y escritura (revisión del borrador y revisión/corrección).

## Financiación

Los autores declaran que no recibieron recursos para la escritura o publicación de este artículo.

## Conflicto de interés

Los autores declaran que no tienen ningún conflicto de interés en la escritura o publicación de este artículo.

## Implicaciones éticas

Los autores no tienen ningún tipo de implicación ética que se deba declarar en la escritura y publicación de este artículo. No se ha trabajado con información sensible de personas ni implicó trabajo con animales.

- Burgos, B. y López, K. (2011). Efectos de la sobreeducación y el desfase de conocimientos sobre los salarios y la búsqueda de trabajo de profesionistas. Resultados de un estudio basado en opiniones y percepciones de egresados. *Perfiles Educativos*, 33(134), 34-51. <https://doi.org/10.22201/iisue.24486167e.2011.134.27939>
- Castro Ramírez, D. J. (2019). Sobreeducación en el mercado laboral chileno. *Revista de Análisis Económico*, 34(1), 51-83. <https://doi.org/10.4067/s0718-88702019000100051>
- Castro, J. F., Ortega, L., Yamada, G. y Mata, D. (2022). *The magnitude and predictors of overeducation and overskilling in Latin America: Evidence from PIAAC*. IZA. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4114702>
- Cattani, L., Guidetti, G. y Pedrini, G. (2014). *Assessing the incidence and wage effects of overeducation among Italian graduates using a new measure for educational requirements*. *Quaderni*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2428751>
- Congreso de la República. (2012). *Ley N° 29837, Ley que crea el Programa Nacional de Becas y Créditos Educativos*. <https://www.leyes.congreso.gob.pe/Documentos/Leyes/29837.pdf>
- Cuesta, M. B., Navarro, M. A. P. y Sánchez-Mangas, R. (2024). Overeducation under different macroeconomic conditions: How Spanish university graduates fit in the labor market? *Journal of Policy Modeling*, 47(2), 448-470. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2024.10.001>
- Dolton, P. y Vignoles, A. (2000). The incidence and effects of overeducation in the U.K. graduate labour market. *Economics of Education Review*, 19(2), 179-198. [https://doi.org/10.1016/S0272-7757\(97\)00036-8](https://doi.org/10.1016/S0272-7757(97)00036-8)
- Duncan, G. y Hoffman, S. (1981). The incidence and wage effects of over-education. *Economics of Education Review*, 1(1), 75-86. [https://doi.org/10.1016/0272-7757\(81\)90028-5](https://doi.org/10.1016/0272-7757(81)90028-5)
- Eckaus, R. S. (1964). Economic criteria for education and training. *The Review of Economics and Statistics*, 46(2), 181-190. <https://doi.org/10.2307/1928184>
- Esparta Polanco, D. J. (2018). *La inadecuación ocupacional de los trabajadores profesionales del sector privado formal*. Ministerio de Trabajo y Promoción del Empleo. [http://www.mintra.gob.pe/archivos/file/estadisticas/peel/bel/BEL\\_44-032018.pdf](http://www.mintra.gob.pe/archivos/file/estadisticas/peel/bel/BEL_44-032018.pdf)
- Farne, S., Nieto Ramos, A. y Rios, P. A. (2017). *Mercado laboral y educación: Desajuste educativo en Colombia*. Universidad Externado de Colombia. <https://ideas.repec.org/p/col/000194/015981.html>
- Frenette, M. (2004). The overqualified Canadian graduate: The role of the academic program in the incidence, persistence, and economic returns to overqualification. *Economics of Education Review*, 23(1), 29-45. [https://doi.org/10.1016/s0272-7757\(03\)00043-8](https://doi.org/10.1016/s0272-7757(03)00043-8)
- Galarza, F. y Yamada, G. (2014). Labor market discrimination in Lima, Peru: Evidence from a field experiment. *World Development*, 58, 83-94. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2014.01.003>
- García-Mainar, I. y Montuenga, V. M. (2019). The signalling role of over-education and qualifications mismatch. *Journal of Policy Modeling*, 41(1), 99-119. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2019.02.015>
- Georgieff, A. y Milanez, A. (2021). *What happened to jobs at high risk of automation?* OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/10bc97f4-en>
- Groot, W. y Maassen van den Brink, H. (2000). Overeducation in the labor market: A meta-analysis. *Economics of Education Review*, 19(2), 149-158. [https://doi.org/10.1016/S0272-7757\(99\)00057-6](https://doi.org/10.1016/S0272-7757(99)00057-6)
- Hartog, J. y Oosterbeek, H. (1988). Education, allocation and earnings in the Netherlands: Overschooling? *Economics of Education Review*, 7(2), 185-194. [https://doi.org/10.1016/0272-7757\(88\)90043-X](https://doi.org/10.1016/0272-7757(88)90043-X)
- Heckman, J. J. (1979). Sample selection bias as a specification. *Econometrica*, 47(1), 153-161. <https://doi.org/10.2307/1912352>

- INEI –Instituto Nacional de Estadística e Informática–. (2014). *Encuesta Nacional a Egresados Universitarios y Universidades (ENEUU)*. INEI.
- INEI –Instituto Nacional de Estadística e Informática–. (2015). *Encuesta Nacional de Empresas (ENE)*. INEI.
- Jorgenson, D. W. (1991). Productivity and economic growth. En E. Dean, M. Harper y C. Hulten (Eds.), *New developments in productivity analysis* (pp. 19-118). University of Chicago Press.
- Kucel, A., Molina, I. F. y Raya, J. M. (2016). Over-education and its opportunity cost in Japan. *Asia Pacific Education Review*, 17(2), 299-312. <https://doi.org/10.1007/s12564-016-9427-8>
- Lavado, P., Martínez, J. y Yamada, G. (2014). *¿Una promesa incumplida?: La calidad de la educación superior universitaria y el subempleo profesional en el Perú*. Banco Central de Reserva del Perú. <https://www.bcrp.gob.pe/publicaciones/documentos-de-trabajo/dt-2014-21.html>
- Leuven, E. y Oosterbeek, H. (2011). *Overeducation and mismatch in the labor market* (Discussion Paper No. 5523). IZA. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53444-6.00003-1>
- Long, J. S. y Freese, J. (2001). *Regression models for categorical dependent variables using STATA*. Stata Corporation. [http://investigadores.cide.edu/aparicio/data/refs/Long%26Freese\\_RegModelsUsingStata\\_2001.pdf](http://investigadores.cide.edu/aparicio/data/refs/Long%26Freese_RegModelsUsingStata_2001.pdf)
- Lucas, R. E. (1988). On the mechanics of economic development. *Journal of Monetary Economics*, 22(1), 3-42. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(88\)90168-7](https://doi.org/10.1016/0304-3932(88)90168-7)
- Madrigal, M. (2003). *Una revisión de los métodos de medición del desajuste educativo: Ventajas e inconvenientes*. Universidad de Barcelona.
- ManpowerGroup. (2020). *Lo que los trabajadores quieren: Resolviendo la escasez de talento*. ManpowerGroup. [https://cdn2.hubspot.net/hubfs/4412988/Estudio\\_Escasez\\_de\\_Talento\\_lo\\_que\\_los\\_trabajadores\\_quieren-1.pdf](https://cdn2.hubspot.net/hubfs/4412988/Estudio_Escasez_de_Talento_lo_que_los_trabajadores_quieren-1.pdf)
- Mavromaras, K., McGuinness, S., O’Leary, N., Sloane, P. y Wei, Z. (2013). Job mismatch and labour market outcomes: Panel evidence on Australian university graduate. *Economic Record*, 89(286), 382-395. <https://doi.org/10.1111/1475-4932.12054>
- Meroni, E. C. y Vera-Toscano, E. (2017). The persistence of overeducation among recent graduates. *Labour Economics*, 48, 120-143. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2017.07.002>
- Messina, G. P. (2022). Políticas de mercado de trabajo en Argentina (2003–2019): Fragmentación institucional y escasez presupuestaria. *Aposta*, 93(3), 94-119. <https://ri.conicet.gov.ar/handle/11336/187053>
- Mincer, J. (1974). *Schooling, experience, and earnings*. NBER. <https://www.nber.org/books-and-chapters/schooling-experience-and-earnings>
- Nelson, R. R. y Phelps, E. S. (1966). Investment in humans, technological diffusion and economic growth. *The American Economic Review*, 56(1/2), 69-75. <https://www.jstor.org/stable/1821269>
- OIT –Oficina Internacional del Trabajo–. (2013). *Tendencias mundiales del empleo juvenil, una generación en peligro*. OIT.
- Olitsky, N. H. (2014). How do academic achievement and gender affect the earnings of STEM majors? A propensity score matching approach. *Research in Higher Education*, 55(3), 245-271. <https://doi.org/10.1007/s11162-013-9310-y>
- Ortiz, M., Rodríguez, N. y Rojas, C. (2020). Desajuste ocupacional de los egresados universitarios: Un análisis ordinal con enfoque hacia carreras de ciencia y tecnología. *Revista Peruana de Investigación Educativa*, 12(13), 7-37. <https://doi.org/10.34236/rpie.v12i13.92>

- Oviedo, N. y Yamada, G. (2017). Premio a la calidad universitaria en el mercado laboral peruano. En G. Yamada y P. Lavado (Eds.), *Educación superior y empleo en el Perú: Una brecha persistente* (pp. 71-90). Universidad del Pacífico.
- Park, K. y Jang, D. (2019). The wage effects of over-education among young STEM graduates. *The Singapore Economic Review*, 64(5), 1351-1370. <https://doi.org/10.1142/s0217590817500059>
- Pecoraro, M. (2012). *The incidence and wage effects of overeducation using the worker's self-assessment of skill utilization*. UCLouvain. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2293929>
- Peri, G., Shih, K. y Sparber, C. (2015). STEM workers, H-1B visas, and productivity in US cities. *Journal of Labor Economics*, 33(S1), 225-255. <https://doi.org/10.1086/679061>
- Quejada Pérez, R. y Ávila Gutiérrez, J. (2017). Sobreeducación en Colombia: Un análisis de los determinantes y desajustes del mercado laboral en un contexto nacional y regional. *Trabajo y Sociedad*, (28), 219-236.
- Rahona López, M. (2008). Un análisis del desajuste educativo en el primer empleo de los jóvenes. *Principios: Estudios de Economía Política*, (11), 45-70. <https://www.fundacionsistema.com/wp-content/uploads/2015/05/Ppios11-Marta-Rahona.pdf>
- Rodríguez Esteban, A. (2013). *El ajuste entre formación y empleo de los universitarios en España* (tesis de doctorado). Universidad de León, León, España. <https://doi.org/10.18002/10612/3018>
- Rodríguez Lozano, E. (2016). Sobreeducación en el mercado laboral: Determinantes y consecuencias en el Perú, 2001-2011. *Economía*, 39(77), 33-101. <https://doi.org/10.18800/economia.201601.002>
- Rosenbaum, P. R. y Rubin, D. B. (2006). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Matched Sampling for Causal Effects*, (1083), 170-184. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511810725.016>
- Rotar, L. J. y Krsnik, S. (2020). Analysing the relationship between unemployment benefits and unemployment duration. *Society and Economy*, 42(3), 280-297. <https://doi.org/10.1556/204.2020.00009>
- Schultz, T. W. (1961). Investment in human capital. *The American Economic Review*, 51(1), 1-17. <https://www.jstor.org/stable/1818907>
- Sevilla, M. P. y Farías, M. (2020). Labour market mismatch in emerging countries: The case of Chile. *Compare: A Journal of Comparative and International Education*, 50(2), 276-293. <https://doi.org/10.1080/03057925.2019.1675495>
- Sicherman, N. y Galor, O. (1990). A theory of career mobility. *Journal of Political Economy*, 98(1), 169-192. <https://doi.org/10.1086/261674>
- Spence, M. (1973). Job market signaling. *The Quarterly Journal of Economics*, 87(3), 355-374. <https://doi.org/10.2307/1882010>
- Verdugo, R. R. y Verdugo, N. T. (1989). The impact of surplus schooling on earnings: Some additional findings. *The Journal of Human Resources*, 24(4), 629-643. <https://doi.org/10.2307/145998>
- Weksler, G. (2020). Sobreeducación entre los egresados universitarios argentinos: Evidencias de una problemática estructural para el período 2003-2018. *Estudios del Trabajo*, (59), 52-54.
- Williams, R. (2006). Generalized ordered logit/partial proportional odds models for ordinal dependent variables. *The Stata Journal*, 6(1), 58-82. <https://doi.org/10.1177/1536867x0600600104>
- Wincenciak, L. (2016). Educational mismatches and earnings in Poland: Are graduates penalised for being overeducated? *Ekonomia Journal*, 46(46), 145-167. <https://doi.org/10.17451/eko/46/2016/197>
- Yamada, G. y Oviedo, N. (2016). *Educación superior y subempleo profesional ¿una creciente burbuja mundial?* Universidad del Pacífico. <https://repositorio.up.edu.pe/handle/11354/1428>

- Zakariya, Z. (2014). Wage effect of over-education and mismatch in Malaysia: A random effect approach. *Jurnal Ekonomi Malaysia*, 48(2), 3-17. <https://doi.org/10.17576/jem-2014-4802-01>
- Zheng, Y., Zheng, X. y Zhu, Y. (2020). *Overeducation, major mismatch, and return to higher education tiers: Evidence from novel data source of a major online recruitment platform in China*. IZA. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3730466>



***Este trabajo está bajo la licencia Atribución-No-Comercial 4.0 Internacional***

### **¿Cómo citar este artículo?**

Mendoza-Pumapillo, J. E., Ortiz-Chávez, M. Á. y Dilas-Jiménez, J. O. (2024). Sobreeducación en egresados universitarios para las carreras STEM en Perú. *Sociedad y Economía*, (53), e10813274. <https://doi.org/10.25100/sye.v0i53.13274>