**PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ**

**FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES**

# Polarización del mercado laboral peruano: Rutinización de ocupaciones dependientes y empleo

Tesis para obtener el título profesional de Licenciado en Economía presentado por:

Zapata Rojas, Alvaro Dante

Asesor(es):

Alvarado Enciso, Alfredo Manuel

Lima, 2024

# Informe de Similitud

Yo, *Alvarado Enciso, Alfredo Manuel,* docente de la Facultad de Ciencias Sociales de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor(a) de la tesis/el trabajo de investigación titulado *Polarización del mercado laboral peruano: Rutinización de ocupaciones dependientes y empleo* del/de la autor (a)/ de los(as) autores(as) *Zapata Rojas, Alvaro Dante* dejo constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 13%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software *Turnitin* el 13/08/2024.
- He revisado con detalle dicho reporte y la Tesis o Trabajo de Suficiencia Profesional, y no se advierte indicios de plagio.
- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

Lugar y fecha: Lima, 15 de agosto del 2024

| | |
|---|---|
| Apellidos y nombres del asesor / de la asesora:<br>*Alvarado Enciso, Alfredo Manuel* | |
| DNI: 73891915 | Firma |
| ORCID: 0000-0001-7070-0641 | |

Resumen

Este trabajo documenta la existencia de polarización en el mercado laboral dependiente urbano y la relación con el nivel de rutinización de las ocupaciones de 2004 a 2021. La polarización se evidencia a través del crecimiento del empleo en los grupos de alta y baja calificación a costa de una caída en el empleo de media calificación. Para medir la rutinización se creó un índice a partir de información sobre las tareas en las ocupaciones peruanas de la encuesta del Programa de Evaluación de Competencias de Adultos. Se constató que las ocupaciones de alta calificación exhiben un alto grado de rutina en comparación con otros grupos. Usando un modelo de datos de panel con efectos fijos se encontró una relación negativa y significativa entre la rutina y el empleo. Se estimó que las ocupaciones con una desviación estándar mayor en el índice de rutina decrecen su tasa de crecimiento de empleo en 0.4 puntos porcentuales cada año. Los resultados sugieren que la rutinización explica los niveles bajos de empleo en las ocupaciones de calificación media, que son característicos de la polarización laboral.

Palabras clave: economía laboral, tecnología, desigualdad, polarización, rutina.

Abstract

This work documents the existence of polarization in the urban dependent labor market and the relationship with the level of routinization of occupations from 2004 to 2021. Polarization is evidenced through the growth of employment in high- and low-skilled groups at the expense of a fall in mid-skilled employment. To measure routinization, an index was created from information on tasks in Peruvian occupations from the Programme for the Assessment of Adult Competencies. It was found that high-skilled occupations exhibit a high degree of routine compared to other groups. Using a panel data model with fixed effects, a negative and significant relationship was found between routine and employment. occupations with a higher standard deviation in the routine index decrease their employment growth rate by 0.4 percentage points each year. The results suggest that routinization explains the low levels of employment in mid- skill occupations, which are characteristic of job polarization.

Keywords: labor, technology, inequality, polarization, routine.

Índice

1. Introducción 1
2. Marco Conceptual 2
    2.1 Relación de Rutinización y Polarización 4
    2.2 Antecedentes de índices de rutinización 6
3. Selección de datos y estadísticas principales 8
    3.1 Crecimiento tecnológico 8
    3.2 Polarización en el Perú 9
    3.3 Datos de tareas y construcción del índice 13
    3.4 Descripción de datos 16
4. Metodología 18
5. Resultados 20
    5.1 Discusión 21
6. Conclusiones 22
7. Referencias Bibliográficas 24
8. Anexos 27
    Anexo 1: Polarización en EEUU 27
    Anexo 2: Gráficos de polarización por sector 27
    Anexo 3: Categorización de preguntas PIAAC por tipo de tarea 30
    Anexo 4: Dispersión entre N y RTI 2004-2021 33
    Anexo 5: RTI por ocupación ordenado por salario promedio de 2004 34
    Anexo 6: Regresión utilizando RTI creado a partir de promedios 35
    Anexo 7: Modelo teórico de Goos et al. (2014) 35

Índice de Gráficos

Gráfico 1: Participación del empleo del sector informático y ocupaciones TIC en la PEA ocupada 9

Gráfico 2: Crecimiento del empleo total por decil de salario y decil de educación 12

Gráfico 3: Crecimiento del empleo de trabajadores dependientes urbanos por decil de salario y educación 13

Gráfico 4: Crecimiento del empleo de trabajadores independientes urbanos por decil de salario y educación 13

Índice de Tablas

Tabla 1 Clasificación de tareas 14
Tabla 2 Estadísticas descriptivas de tareas por ocupación e índice de rutina (RTI) 16
Tabla 3 Rutinización de ocupaciones y cambio en el empleo dependiente urbano 21

## 1. Introducción

Los cambios en la demanda de trabajadores ocasionados por la adopción tecnológica son usualmente pensados como favorables para los trabajadores más calificados. Sin embargo, autores han documentado un crecimiento del empleo y salarios de ocupaciones de alta y baja calificación a costas de una caída en las ocupaciones de media calificación (Acemoglu & Autor, 2011; Autor et al., 2006; Goos et al., 2009). La literatura ha llamado a este fenómeno polarización del mercado laboral. Este fenómeno puede ser explicados dado que la tecnología puede complementar o remplazar las tareas de una ocupación. Por ello, el efecto del crecimiento tecnológico sobre los salarios y el empleo de los trabajadores dependerá de la composición de tareas de la ocupación, en el sentido que, la tecnología complementa aquellas ocupaciones con tareas complejas, pero desplaza ocupaciones con tareas rutinarias y fácilmente automatizables. La polarización del mercado laboral es un fenómeno que evidencia que los cambios en los salarios y el empleo ante el crecimiento tecnológico dependen de la estructura de tareas de las ocupaciones. La consecuencia de este fenómeno es un aumento en la desigualdad de salarios y empleo.

Para estudiar dicho fenómeno en el Perú propongo un índice que permita medir la rutinización de ocupaciones usando información de tareas a partir de la encuesta del Programa para la valoración internacional de competencias de adultos (PIAAC) realizada por la OECD en el 2018. Apoyándome con datos de salarios y empleo de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO) pretendo responder a las preguntas: ¿Existe polarización del mercado laboral peruano? ¿Cuál es el rol de la rutinización en los resultados de polarización del mercado laboral peruano?

Responder estas preguntas aporta al estudio de la desigualdad laboral en el Perú y complementa áreas de estudio como los retornos a la educación y brechas de habilidades. Mi objetivo es realizar una contribución a la literatura existente sobre este fenómeno en el contexto peruano, ya que los estudios previos son limitados y carecen de datos actualizados (Beylis et al., 2020; Maloney & Molina, 2016; Messina & Silva, 2019). Por otro lado, la creación de un índice que utiliza información de la PIAAC sobre tareas en las ocupaciones en Latinoamérica ha sido realizado por Gasparini et al. (2021), quienes incluyeron el caso peruano hasta el año 2018. Extender esta línea temporal es crucial pues han ocurrido cambios en la demanda de tecnologías y

trabajadores por la necesidad de una transformación digital para el país. Novella et al. (2023) muestran que existe evidencia que los cambios tecnológicos afectan la estructura ocupacional en el Perú por el lado de la demanda laboral.

En ese sentido, un índice que capture las características de las tareas efectuadas dentro de la ocupación puede ayudar a determinar el nivel de rutinización e identificar cómo se relaciona con los niveles de habilidad de las ocupaciones. La introducción de un índice contribuye a un mejor entendimiento de la estructura ocupacional y a poder comprobar las hipótesis sobre el rol de la rutina de las ocupaciones sobre cambios en el empleo.

## 2. Marco Conceptual

El fenómeno de la polarización del mercado laboral hace referencia a un crecimiento simultáneo de la proporción de empleo y salarios en ocupaciones de alta calificación y ocupaciones de baja calificación, a costas de la caída del salario y empleo de ocupaciones de media calificación (Autor & Acemoglu, 2011). Este fenómeno revela que la relación de tasas de crecimiento de salarios y empleo tienen una relación no-monótona con el nivel de calificación. La figura de esta relación tiene una curva en U. Esta relación puede observarse en el Anexo 1 tomado de Autor & Dorn (2013). El gráfico utiliza los percentiles del salario de EE.UU. en el año 1980 como la variable de habilidad y los cambios en la participación del empleo hasta el 2005 para observar la polarización.

La polarización del mercado laboral ha sido ampliamente documentada en los contextos de economías avanzadas. Autor, Lawrence & Kearney (2006) analizaron este fenómeno en EE.UU. Su estudio muestra que el empleo y el salario de los trabajadores más calificados y menos calificados aumentó a mayores tasas que los trabajadores de calificación media en el periodo de 1990 a 2000. Goos, Manning & Salomons (2009) encuentran el mismo comportamiento para 16 países europeos. Los autores ordenan las ocupaciones por rango de salario en 1993 y observan que en el 2006 las ocupaciones con menor salario y mayor salario aumentaron su representación en el empleo, mientras que las de salarios medios disminuyeron. De igual manera Goos & Manning (2007) llevaron a cabo un estudio en el Reino Unido que arrojó resultados similares. Estos estudios destacan la tendencia generalizada de una creciente polarización entre los trabajadores altamente calificados y los de baja cualificación en diversas economías avanzadas.

La discusión en la literatura acerca de la polarización en el mercado laboral ha generado diversas hipótesis en cuanto a su origen. Según Goos, Maning & Salomons (2009) existen 3 hipótesis principales. Primero, mencionan que la polarización es un fenómeno derivado de la globalización debido a la deslocalización de la mano de obra (*offshoring*) (Bhagwati & Blinder, 2009). Ello se debe a que las economías más avanzadas exportan sus procesos productivos de mano de obra medianamente calificada a economías emergentes (Reijnders & de Vries, 2018). Además, se sostiene que la polarización en el mercado laboral está estrechamente relacionada con la desigualdad salarial. Autores como Manning (2004) y Mazzolari & Ragusa (2007) argumentan que el incremento de la riqueza en economías avanzadas como Estados Unidos y Reino Unido ha resultado en una mayor demanda de trabajadores poco calificados para cubrir empleos que implican la prestación de servicios a la población de ingresos altos. En otras palabras, a medida que la riqueza se concentra en ciertos segmentos de la sociedad, se genera una necesidad de empleados con habilidades menos especializadas para satisfacer las necesidades de servicios de aquellos con ingresos más altos.

Se ha encontrado evidencia que respalda la relación entre la polarización y el crecimiento del sector de servicios, así como la disminución de los costos tecnológicos. Esta idea es argumentada por Autor & Dorn (2013), quienes señalan que la polarización surge debido al aumento de la demanda de empleos en el sector de servicios, como cocineros, cuidadores y estilistas. Estas ocupaciones se caracterizan por requerir habilidades menos especializadas, sin embargo, su empleo y salario no se ven afectados por cambios en el capital tecnológico. En otras palabras, a medida que el sector de servicios experimenta un crecimiento y los costos de la tecnología disminuyen, se generan más oportunidades laborales en trabajos de baja instrucción que no se ven influenciados significativamente por los avances tecnológicos.

Otro factor importante que puede explicar la polarización es el cambio estructural del mercado laboral. Bárány et al. (2018) documentan que la polarización inició en EE.UU. en la década de los 1950s, antes del crecimiento exponencial de las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC), por lo que la proporción de los sectores económicos influye en que un país presente polarización, dado que la mano se transada a sectores más productivos. En la misma línea, Fierro et al. (2022) modelan la automatización como un proceso tecnológico que mejora la

productividad del sector manufacturero y puede desencadenar un cambio de la mano de obra hacia el sector de servicios. Este cambio aumenta la proporción de empleos en ocupaciones de alta y baja calificación a costa de una reducción de ocupaciones de media calificación.

## 2.1 Relación de Rutinización y Polarización

La teoría más ampliamente aceptada y respaldada sostiene que la polarización tiene su origen en los cambios tecnológicos, los cuales complementan las tareas de los trabajadores que realizan labores difíciles de automatizar, mientras que tienden a reemplazar a las ocupaciones que implican un alto contenido de tareas rutinarias. Esta hipótesis es complementaria al cambio estructural debido al cambio de productividad generada por la adopción de tecnologías y automatización. Según el estudio realizado por Goos et al. (2009), se encontró que el factor principal que impulsa la polarización en Europa es el alto nivel de tareas rutinarias presentes en las ocupaciones de nivel medio. Esta teoría, conocida como Cambio Técnico Sesgado por la Rutina (RBTC, por sus siglas en inglés), fue propuesta por Autor, Murnane y Levy (2003) y respalda los hallazgos sobre la polarización en Estados Unidos, Europa y el Reino Unido.

La teoría del Cambio Técnico Sesgado por la Rutina está motivada por el acelerado crecimiento tecnológico que incrementa la productividad de manera exógena. Este crecimiento tecnológico es representado como la constante caída de los costos del capital tecnológico, lo cual genera incentivos para remplazar mano de obra relativamente más costosa. Paralelamente a este efecto, la caída de estos costos aumenta la productividad de la mano de obra que se complementa del uso de estas tecnologías.

A pesar de esta representación general de la tecnología, Autor, Murnane & Levy (2003) reconocen que la tecnología no puede remplazar todas las tareas, sino que algunas serán más susceptibles que otras. Para que una tarea sea fácilmente remplazada por la tecnología esta deberá tener características rutinarias. Una tarea rutinaria debe ser entendida como una actividad basada en reglas específicas y codificables, es decir, una serie de instrucciones capaces de ser ejecutadas por una máquina (Acemoglu, Autor, 2011). Un ejemplo de tarea rutinaria es agregar una columna de números en un ordenador o llenar formularios. Los autores han destacado la importancia de diferenciar claramente una tarea rutinaria de actividades

cotidianas que podrían considerarse mundanas, como lavar platos (Acemoglu & Autor, 2011). La presencia predominante de tareas rutinarias se observa en ocupaciones como contabilidad, cajeros, trabajos de supervisión y call centers.

Por otro lado, la teoría del Cambio Técnico Sesgado por la Rutina explica que la demanda relativa de trabajadores capaces de llevar a cabo tareas complejas y no rutinarias, las cuales se benefician de la utilización de tecnología, aumenta a medida que se adopta más capital tecnológico. Como tarea no-rutinaria se entiende: “Tareas para las cuales las reglas son no suficientemente bien entendidas para ser introducido en un código de computadora y ejecutado por máquinas” (Autor et al., 2003, p. 1283). Los autores argumentan que existen 2 categorías de tareas no-rutinarias: tareas abstractas y tareas manuales.

A manera de ejemplo, las tareas no-rutinarias abstractas requieren de habilidades de creatividad, persuasión, intuición y resolución de problemas (Acemoglu, Autor, 2011). Estas tareas son comunes en ocupaciones como doctores, abogados y docentes. Adicionalmente, estas ocupaciones se complementan del uso de tecnologías para sus tareas analíticas, aumentando su productividad.

El segundo grupo de tareas difíciles de automatizar son calificadas como tareas manuales no-rutinarias. Estas tareas requieren de habilidades de adaptabilidad, reconocimiento visual y verbal e interacciones interpersonales (Acemoglu, Autor, 2011). Algunos ejemplos de estas tareas son: manejar buses o camiones, cocinar e instalación de muebles. Estas tareas son comunes en el sector de servicios y su productividad es neutral con respecto a la tecnología. Ocupaciones que comúnmente realizan tareas manuales no-rutinarias son cocineros, choferes y estilistas.

Las tareas abstractas no-rutinarias y manuales no-rutinarias presentan características que dificultan su automatización, ya que no siguen reglas específicas en su ejecución. En consecuencia, la principal hipótesis planteada por Autor, Murnane y Levy (2003) sostiene que la polarización en el mercado laboral ha sido resultado de la desaparición de ocupaciones con tareas rutinarias y el incremento de ocupaciones no-rutinarias. Esto se debe a que las ocupaciones que involucran tareas abstractas no-rutinarias y manuales no- rutinarias son difíciles de automatizar, lo que las hace menos susceptibles a los cambios tecnológicos o incluso las convierte en complementos de la tecnología, aumentando así su productividad. En

contraste, las ocupaciones con un mayor contenido de tareas rutinarias son más propensas a ser reemplazadas por la adopción de tecnologías, lo que puede resultar en una disminución en el empleo y los salarios asociados a estas ocupaciones.

El estudio de Goos et al. (2014) examina la relación entre la rutina y la polarización del empleo en Europa. En conclusión, los resultados respaldan la Teoría del Cambio Tecnológico Basado en la Rutina, evidenciando una conexión negativa entre el empleo en distintas ocupaciones y el grado de rutina. Para llegar a esta conclusión, los autores establecen varios supuestos fundamentales. En primer lugar, se postula la existencia de dos factores de producción esenciales: la mano de obra y un componente no especificado, considerado como capital tecnológico. En segundo lugar, se asume la igualdad de precios de estos factores entre las diversas industrias. Además, se presupone que todas las industrias comparten una función de producción idéntica. La argumentación se desarrolla a través de un modelo de dos etapas, donde la producción en diferentes sectores depende de tareas específicas, cada una producida mediante los factores de producción mencionados. La variación en los precios de estos factores a lo largo del tiempo se vincula al nivel de rutina de las tareas. Este modelo relaciona el empleo, medido en horas trabajadas, con el índice de rutina, offshoring, costos y producción.

## 2.2 Antecedentes de índices de rutinización

La mayoría de los estudios que analizan la polarización y sus determinantes se han centrado en economías avanzadas, mientras que se ha prestado menor atención a las economías emergentes. Por ello, se puede distinguir un grupo de trabajos que utiliza información de las tareas realizadas en EE.UU. para caracterizar las tareas de las ocupaciones locales y otro grupo que recoge información de tareas en las ocupaciones derivado de encuestas o bases de datos nacionales.

El primer grupo de trabajos analiza la rutina de las ocupaciones a partir de datos de tareas en ocupaciones en EE.UU. Por lo tanto, este grupo de trabajos asume que la estructura de tareas de los países analizados es idéntica a la estructura de EE.UU. Para estimar el contenido de tareas de las ocupaciones, la mayoría de los trabajos utiliza la clasificación *Occupational Information Network* (O*NET) que incluye las tareas de las ocupaciones y el nivel de habilidades necesario para EE.UU. Esta base de datos tiene la ventaja de tener un alcance comparativo, pero tiene la desventaja de clasificar las ocupaciones de acuerdo a la

estructura de tareas en EE.UU. y no de acuerdo al país de estudio. Este método puede representar imprecisiones al querer medir el contenido de tareas para países emergentes. El trabajo de Beylis et al. (2020) utiliza este método para 11 países de Latinoamérica y encontró que de 2000 a 2014, en el Perú hubo un aumento de ocupaciones analíticas, una fuerte caída de ocupaciones manuales no- rutinarias; fue el país que más creció en ocupaciones cognitivas rutinarias, y el país que menos disminuyó en ocupaciones manuales rutinarias.

Con el objetivo de levantar el supuesto de que la estructura de tareas en las ocupaciones es la mismas en EE.UU. que en el país de estudio, Gasparini et al. (2021) utilizaron información de tareas recolectada por la encuesta del Programa para la Valoración Internacional de Competencias de Adultos. La encuesta, llevada a cabo por la OCDE, se dirige a trabajadores y recopila información detallada sobre las tareas específicas que desempeñan en sus ocupaciones. Por ejemplo, los encuestados son interrogados sobre aspectos como el uso de computadoras en su trabajo, su participación en liderar grupos de trabajo o la realización de cálculos complejos. Usando esa información, Gasparini et al. (2021) pudieron crear un índice que determina qué tan rutinarias son las ocupaciones en cada país del estudio. De acuerdo con su índice, se ha determinado que Perú presenta las ocupaciones más rutinarias en comparación con otros países de la región. Además, según los resultados del estudio que evalúa la susceptibilidad a la automatización del trabajo realizado por Chui et al. (2017), se concluye que Perú posee la tasa más alta de ocupaciones con una mayor probabilidad de ser automatizadas.

En la literatura reciente, ha sido común utilizar la PIAAC como base de información para desarrollar índices de rutina[1]. El enfoque central de estos indicadores es determinar la cantidad de tareas consideradas rutinarias que forman parte de una ocupación en particular. Estos índices están inspirados en el trabajo de Autor & Dorn (2013) quienes utilizan información de la O*NET (previamente llamada Dictionary of Occupational Title DOT) sobre intensidad de tareas en cada ocupación. Donde las variables $T$ son un score estimado por Análisis de Componentes Principales y colapsado al nivel de percentiles de las tareas de las ocupaciones en la DOT. El índice está a nivel de ocupaciones $i$ y de acuerdo a un año base $t$. La variable $T^R$ captura el score de las tareas rutinarias, $T^M$ corresponde a tareas

[1] Destacan los trabajos de Caunedo et al. (2021), Gasparini et al. (2021), Lewandowski et al. (2019, 2021).

manuales y $T^A$ a las tareas abstractas.

Routine Task Intensity (RTI) (Autor & Dorn, 2013)

$$(1) \qquad RTI_k = ln(T^R_{k,t}) - ln\,(T^M_{k,t}) - ln\,(T^A_{k,t})$$

Logrado el índice es posible determinar qué grupos ocupacionales son más rutinarios por su composición de tareas. Un antecedente cercano al caso peruano es el trabajo de Gasparini et al. (2021). Si bien ellos crean un índice a partir de la información de tareas de la PIAAC, su medición considera solo cuatro preguntas[2]. Las cuatro preguntas reflejan tareas que requieren creatividad, habilidades de pensamiento, flexibilidad y resolución de problemas que no se pueden codificar y reemplazar por tecnología. El índice a nivel ocupacional es medido como el porcentaje de personas en la ocupación que no realizan ninguna de las cuatro actividades anteriores a menudo. Además, prueban que su índice está altamente correlacionado con el índice de Autor & Dorn (2013). Sin embargo, la PIAAC abarca una cantidad amplia sobre tareas en el trabajo que pueden ser explotadas. Por otro lado, el periodo de análisis de Gasparini et al. (2021) se sitúa entre 2004 y 2018. El estudio fue realizado usando los módulos de ingresos y educación de la ENAHO elaborada por el INEI. En su estudio no se encontró polarización en el Perú, pero bajo su medición de rutina, los trabajos rutinarios han ido decreciendo constantemente.

## 3. Selección de datos y estadísticas principales

### 3.1 Crecimiento tecnológico

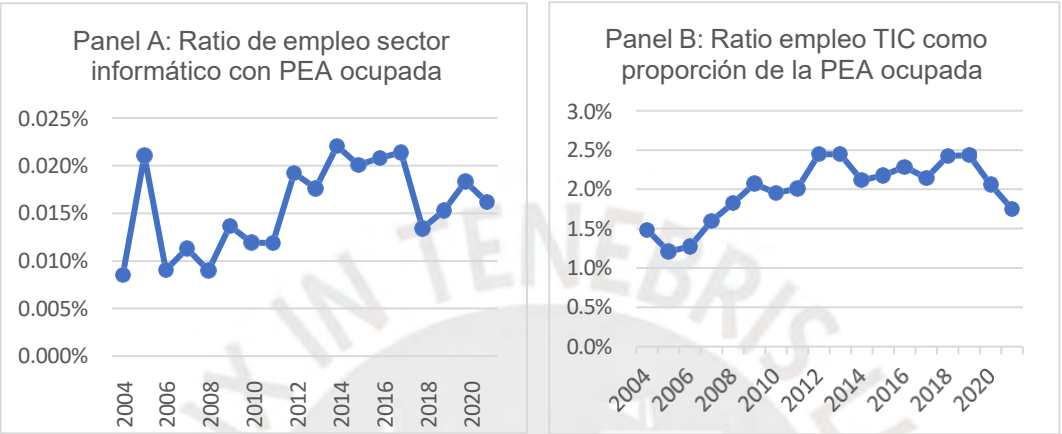
En los últimos años el proceso de adopción tecnológica ha acelerado en el Perú. Prueba de ello es el crecimiento de la participación en el empleo de ocupaciones tecnológicas. Un ejemplo claro de este cambio es la evolución en la participación en el empleo de las ocupaciones de Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC) y el crecimiento del empleo en el sector informático. Estos cambios reflejan la influencia de la adopción tecnológica en la estructura laboral y económica del país.

Para este trabajo utilicé la información de la ENAHO del 2004 al 2021 muestro en el Gráfico 1 que el empleo del sector informático ha tenido un constante

[2] Preguntas de PIAAC consideradas: ¿Gestionas o supervisas a otras personas? ¿Planificas actividades de otros trabajadores? ¿Te enfrentas a problemas? ¿Tu escribes artículos o informes?

crecimiento en su representación de la PEA Ocupada (Panel A)[3]. Por otro lado, las ocupaciones TIC como proporción de la PEA ocupada han tenido un comportamiento similar en el mismo periodo de tiempo (Panel B)[4]. El crecimiento total de este grupo de ocupaciones fue de 54% entre 2004 y 2021.

Gráfico 1: Participación del empleo del sector informático y ocupaciones TIC en la PEA ocupada




Fuente: Datos de ENAHO 2004-2021. Elaboración propia.

La bibliografía apunta a que el crecimiento del capital tecnológico está asociado a la polarización del mercado laboral. Dado el crecimiento del empleo de ocupaciones y sectores asociados a la adopción tecnológica en la economía, es relevante analizar si el fenómeno de la polarización aparece en el mercado laboral.

### 3.2 Polarización en el Perú

La polarización dependerá de en qué parte de la distribución de habilidades del mercado laboral se encuentre la mayor cantidad de ocupaciones con tareas rutinarias (Haslberger, 2021). En este sentido, diversos autores abordan la noción de habilidad de los trabajadores de diversas formas. Las variables más usadas para estimar la habilidad de una ocupación son los años de educación (Autor et al., 2006), salario inicial (Gasparini et al., 2021), percentil de los salarios (Goos & Manning, 2007; Posso & Medina Durango, 2018; Autor & Dorn, 2013), salario promedio (Acemoglu & Autor, 2011) o por grupo ocupacional (Goos et al., 2009). La idea general es capturar

[3] Este sector corresponde al código 62 del Clasificador Industrial Internacional Uniforme (CIIU revisión 4) que engloba las actividades económicas relacionadas a programación informática, consultoría de informática y actividades conexas.

[4] Este grupo de ocupaciones está identificado de acuerdo al Clasificador Nacional de Ocupaciones (CNO 2015), variable que también se encuentra en las encuetas de la ENAHO.

y ordenar las ocupaciones por su necesidad de habilidades. En ese sentido, resulta lógico clasificar las ocupaciones por el nivel de educación, o por los niveles de salario asumiendo que las ocupaciones menos pagadas son aquellas que requieren menos habilidades y requieren menos educación, mientras que las mejores pagadas son más complejas, mejor pagadas y requieren mayor educación.

Trabajos previos ha estudiado la presencia de polarización en economías en desarrollo incluyendo Perú. Maloney & Messina (2016) usan datos censales del Perú de 1993 a 2007. Los autores categorizan la habilidad de las ocupaciones de acuerdo al International Standard Classification of Occupations (ISCO)[5]. Encuentran que todos los grupos tuvieron tasas de crecimiento del empleo positivas y no hubo evidencia de polarización. Messina & Silva (2019) estudian la polarización en el salario en América Latina de 1995 a 2005 usando encuestas de hogares. Encuentran poca evidencia de polarización en Perú considerando todo el mercado laboral. El estudio de Beylis et al. (2020) examinó datos de 11 países de América Latina, incluyendo Perú, entre 2000 y 2014 utilizando información del Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales de la Universidad de La Plata en Argentina (CEDLAS). Los autores usaron la complejidad de las tareas como variable de habilidad[6] y utilizaron la O*NET para obtener la información de tareas de las ocupaciones. Descubrieron que Perú experimentó un aumento significativo en tareas cognitivas rutinarias y una disminución en tareas manuales rutinarias, con un crecimiento moderado en tareas no rutinarias en general. Al analizar los sectores específicos, Perú destacó por un aumento en tareas no rutinarias en los sectores industrial y de servicios, al mismo tiempo que registró una notable disminución en tareas rutinarias en ambos sectores. Esto sugiere que las ocupaciones en Perú tendieron a ser más complejas en estos sectores.

Con los datos de empleo y salarios es posible observar la presencia de polarización en el mercado laboral peruano. Siguiendo el método de Autor y Dorn (2013) para observar la polarización, utilicé como variables de habilidad el decil del

[5] Legisladores, Altos Funcionarios y Directivos; Profesionales; Técnicos y Profesionales Asociados; Oficinistas, Agrícolas Calificados y trabajadores pesqueros; Trabajadores de Artesanías y Oficios Afines; Operadores de plantas y máquinas y ensambladores; Trabajadores de Servicios y Ventas de Tiendas y Mercados; Ocupaciones elementales; Armado Fuerzas y otras ocupaciones y no ocupaciones identificadas.

[6] Se evalúan cinco tipos de tareas: manuales rutinarias (MR), manuales físicas no rutinarias (MF- NR), cognitivas rutinarias (CR), cognitivo-analíticas no rutinarias (CA-NR) y cognitivo- interpersonales no rutinarias (CP-NR).

salario y el decil de educación en el año base de 2004. La justificación de esta elección deriva del supuesto que las ocupaciones que requieren menos habilidades son aquellas que tienen menores salarios y requieren menos años de educación.

Para examinar la polarización se debe observar las tasas de crecimiento del empleo de la ocupación de acuerdo a su nivel de habilidad. El nivel de habilidad de las ocupaciones fue calculado a partir de los deciles del salario y los años de educación en el año 2004. El propósito es observar como la tasa de empleo de las ocupaciones, clasificadas de acuerdo a los deciles de habilidad, varían hasta el año 2021.

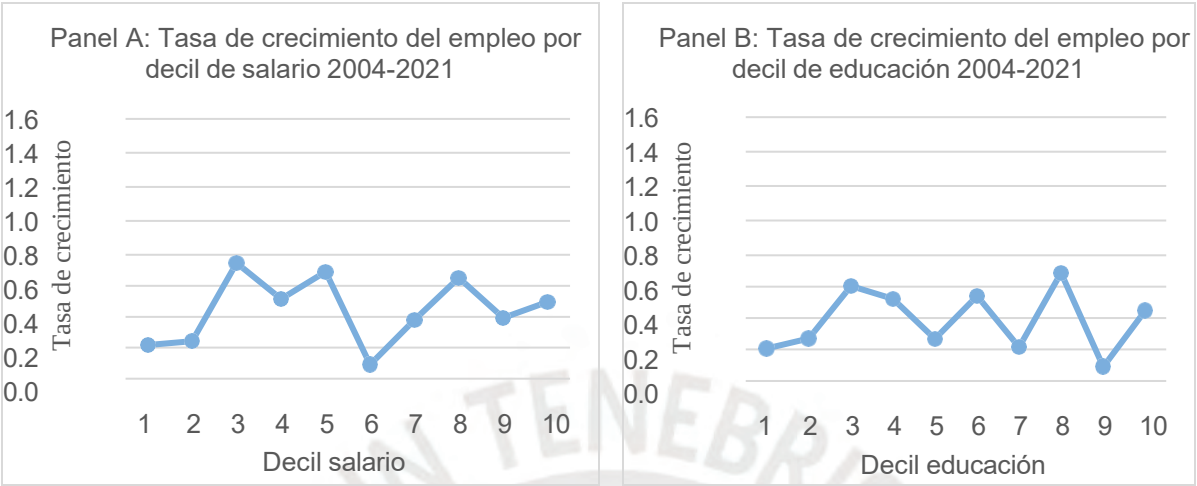
Los datos utilizados para la elaboración de los gráficos de polarización corresponden al módulo 3 de Educación y módulo 5 de Empleo y Trabajo de la ENAHO desde el año 2004 hasta 2021. Las observaciones de refieren trabajadores y trabajadoras formales de los sectores público y privado. El salario es definido como el ingreso proveniente de la ocupación principal y se excluyen los ingresos que no provengan del trabajo. La muestra total equivale a 369,008 observaciones. En promedio hay 20,500 observaciones por año. El promedio de años de educación de la muestra es de 11.6 en 2004 y 12.5 en 2021. Estas restricciones de población han sido utilizadas por la literatura en trabajos previos (Autor et al., 2006; Goos et al., 2009; Goos & Manning, 2007; Posso & Medina Durango, 2018).

Se generaron los paneles A y B del Gráfico 2 al incluir a toda la población ocupada en el análisis de la polarización. Para la construcción de todos los gráficos de polarización, se emplearon las horas trabajadas como la variable de empleo y se limitó la muestra a trabajadores mayores de 25 años, con el propósito de abarcar la fuerza laboral que está activamente involucrada en el mercado laboral. El Gráfico 2 no se identifica una polarización significativa, ya que las tasas de crecimiento del empleo no muestran una tendencia clara.

No obstante, es importante destacar que la dinámica de esta transformación varía según el tipo de empleo dependiente e independiente, así como entre las áreas urbanas y rurales, y entre sectores público y privado. Se pueden encontrar los gráficos correspondientes a estos grupos en el Apéndice. La polarización del sector dependiente es evidente mientras que, el sector independiente muestra crecimiento en la mitad de la distribución. Las diferencias entre el sector público y privado no son muy amplias, pero existe una ligera polarización en el sector privado en relación al

público. En el sector rural no se encontraron evidencias de polarización. Esto sugiere que la polarización es más común en áreas urbanas.

Gráfico 2: Crecimiento del empleo total por decil de salario y decil de educación




Fuente: Datos de ENAHO 2004-2021. Elaboración propia.

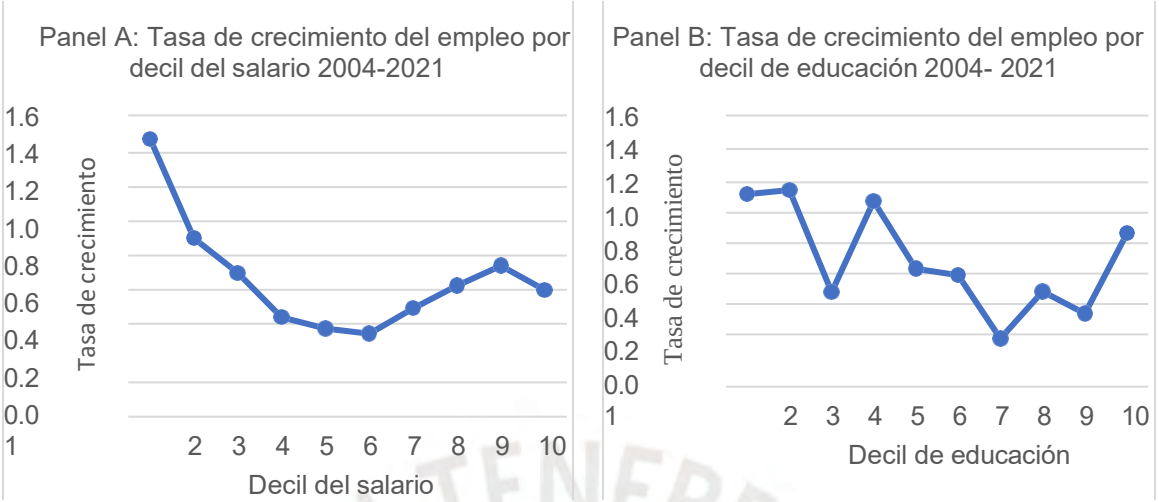
Las razones de la ausencia de este fenómeno en poblaciones rurales pueden ser distintas a la que se trata en este trabajo. Las razones pueden estar más ligadas a cambios en la estructura laboral y dinámica entre sectores dada la incipiente adopción tecnológica en áreas rurales. Adicionalmente, la PIAAC no cuenta con información de trabajadores en áreas rurales. Por lo tanto, no se pudo construir un índice de tareas para este sector y no es considerado para el posterior análisis.

El grupo que mayor polarización mostró fue el de trabajadores dependientes urbanos (Gráfico 3). El Gráfico 3 muestra que las ocupaciones ordenadas por deciles de salario (Panel A) y educación (Panel B) en el año 2004 obtuvieron mayor crecimiento en las colas de su distribución. Esto quiere decir que el empleo de las ocupaciones de mayor calificación y las de menor calificación aumentaron su empleo en mayor medida que las ocupaciones de calificación media[7].

En cuanto a los trabajadores independiente, los resultados son diferentes a la dinámica de polarización observada en la población urbana dependiente (Gráfico 4). Tanto para el análisis del crecimiento del empleo de los deciles de salario como educación, el crecimiento se ubicó en el medio de la distribución y muestra algunos rezagos en los deciles de alta y baja calificación. Los resultados son muy similares para los independientes urbanos.

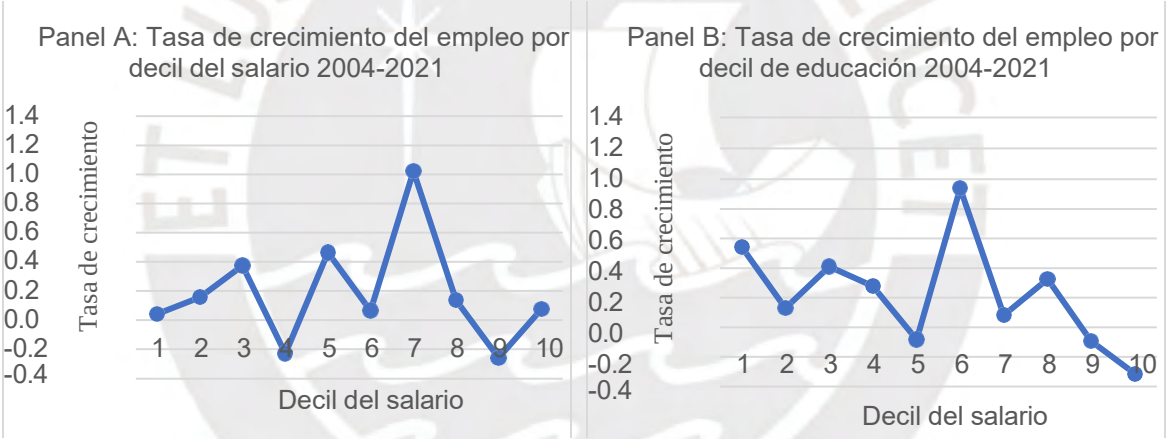
[7] Este patrón es muy similar al analizar los años de 2004 al 2019 (Anexo 2).

Gráfico 3: Crecimiento del empleo de trabajadores dependientes urbanos por decil de salario y educación




Fuente: Datos de ENAHO 2004-2021. Elaboración propia.

Gráfico 4: Crecimiento del empleo de trabajadores independientes urbanos por decil de salario y educación




Fuente: Datos de ENAHO 2004-2021. Elaboración propia.

### 3.3 Datos de tareas y construcción del índice

La base de datos de la PIAAC para el Perú, realizada en el 2018, recoge información de 7,289 adultos trabajadores de áreas urbanas. El salario total promedio de la muestra es de S/. 1,844 soles. El promedio de edad es de 38 años, mientras que en promedio los encuestados recibieron 16 años de educación.

Las preguntas formuladas en esta encuesta se enfocaron en recabar información específica sobre las actividades de lectura, escritura y cálculo llevadas a cabo en el entorno laboral. Existen 33 preguntas con relación a las tareas en el trabajo, 15 de ellas son sobre actividades específicas en la ocupación, 8 sobre tareas de lectura, 4 sobre tareas de escritura y 6 sobre tareas de cálculo. Todas las preguntas tienen un

rango de respuesta sobre la frecuencia que cada tarea se efectúa en la ocupación. Este rango de frecuencia varía entre “Nunca”, “Menos de una vez al mes”, “Menos de una vez a la semana, pero más de una vez al mes”, “Por lo menos una vez a la semana, pero no todos los días” y “Siempre”.

Para la categorización de las preguntas utilicé los criterios de Autor, Levy & Murnane (2003). En el Anexo 3 se enumera todas las preguntas de la PIAAC, la categoría de tarea asociada a dicha pregunta y la justificación para la elección de dicha categoría. La Tabla 1 resumen los tipos de tareas utilizados en los trabajos de Autor et al. (2003) y Autor & Dorn (2013).

Tabla 1: Clasificación de tareas

| Clasificación (DOT) | Tipo de Tarea criterio ALM (2003) | Tipo de Tarea criterio Autor & Dorn (2013) |
|---|---|---|
| Cálculo (MATH) | No-Rutina Analítica | No-Rutina Abstracta |
| Dirección, Control, Planificación (DCP) | No-Rutina Interactiva | |
| Coordinación de ojos y manos (EYEHAND) | No-Rutina Manual | No-Rutina Manual |
| Establecer estándares y límites (STS) | Rutina Analítica | Rutina |
| Destreza de dedos (FINGDEX) | Rutina Manual | |

Fuente: Elaboración propia.

La creación del índice de rutina de este trabajo se basó en el método de Autor y Dorn (2013). Este índice captura la porción de tareas en una ocupación de acuerdo a la clasificación de tareas especificada. Para medir el valor de cada categoría de tarea por ocupación utilicé el método de Análisis de Componentes Principales (PCA). Este método tiene como objetivo reducir el número de variables de un conjunto de datos y conservar la mayor cantidad de información posible en una sola variable (Jollife & Cadima, 2016). Por lo tanto, el índice de rutina RTI recoge la diferencia que hay entre la importancia de tareas rutinarias en una ocupación menos la importancia de las tareas manuales y abstractas. Este índice es creciente en la importancia de tareas rutinarias en la ocupación y decreciente en la importancia de tareas manuales y abstractas. Ello significa que una ocupación rutinaria tendrá un mayor valor en el índice RTI.

$$(2) \qquad RTI_j = ln(R_i) - ln\,(M_i) - ln\,(A_i)$$

Este índice se construye a partir de la ecuación (2) basada en Autor y Dorn (2013), donde $R_i$ es la puntuación o *score* del grupo de preguntas sobre tareas

rutinarias a partir del análisis de componentes principales, $M_i$ se refiere al *score* de preguntas de tareas manuales y $A_i$ al de preguntas de tareas abstractas. Si el trabajador realiza muchas tareas rutinarias en su ocupación, $R_i$ tendrá un valor alto. Si además el trabajador realiza varias tareas manuales y abstractas, estos puntajes reducen la importancia relativa de las tareas rutinarias en la ocupación y el índice RTI será menor.

Una limitación de usar un conjunto de preguntas de la PIAAC para la construcción de un índice de tareas es que esta clasificación carece de una escala neutral y no puede ser tratada como cardinal. Para resolver este problema transformé los valores estimados del PCA de tareas a una medida en deciles. Esto permite homogenizar los valores del índice (Autor et al., 2003).

Con el fin de agregar robustez al análisis, creé un índice a partir del cálculo de los promedios simples por cada categoría de tareas para crear un índice RTI_p. La construcción de cada componente del índice consiste en calcular el promedio simple por cada grupo de preguntas. Considerando que las respuestas sobre tareas en el trabajo responden a la frecuencia con la que se realizan dichas tareas, los valores para cada categoría se encuentra en un rango del 1 a 5, donde 1 significa “nunca” y 5 “siempre”. Este índice sirve como prueba de robustez para las futuras estimaciones econométricas. Este índice también fue normalizado.

Dado que el nivel de análisis de este trabajo es a nivel de ocupaciones y la PIAAC se encuentra a nivel de trabajadores, colapsé el promedio de los puntajes usando una modificación a los pesos muestrales de la encuesta. De acuerdo con Autor et al. (2003), los nuevos pesos se calculan multiplicando los pesos muestrales por horas trabajadas y dividiéndolos entre 35. Para facilitar una comparación y análisis más apropiados de los valores del índice, realicé una normalización que elimina los efectos de escala y centraliza los datos en valores relativos (Goos et al. 2014). El resultado es un índice por cada ocupación *j*.

Los códigos de las ocupaciones en las bases de datos no siempre mantienen una misma clasificación en el tiempo. La PIAAC utiliza el código CIUO 2008 para la clasificación de las ocupaciones. Para que el cruce con la base de datos con la ENAHO sea correcta y actualizada, transformé el código CIUO 2008 al Código Nacional de Ocupaciones del 2015 (CNO 2015) usando la tabla de correspondencia de códigos ocupacionales del INEI. En ese sentido, el análisis descriptivo sobre el nivel de rutina de las ocupaciones está de acuerdo al CNO 2015.

### 3.4 Descripción de datos

En la Tabla 2 se resumen los estadísticos principales del índice de rutina y sus medidas de tareas a nivel de ocupación. Luego de la limpieza de datos, pude construir un índice para 38 ocupaciones a 2 dígitos del CNO 2015 del total de 43[8]. El resultado es una base de datos panel donde un índice de rutina es asignado a cada ocupación perteneciente a una industria[9] y región[10] de 2004 a 2021. Cada observación corresponde a una ocupación *j* a dos dígitos, en la industria *i*, en la región *c*, en el año *t*.

Tabla 2: Estadísticas descriptivas de tareas por ocupación e índice de rutina (RTI)

| | | Promedio según tramo de horas trabajadas (N) | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| Variables | Observaciones | Media | Sobre p50 de N | Debajo p50 de N | Test-T |
| RTI (PCA) | 14,740 | 0.06 | -0.03 | 0.15 | *** |
| | | (0.01) | (0.01) | (0.01) | |
| Rutina (R) | 14,740 | 5.32 | 5.09 | 5.55 | *** |
| | | (0.01) | (0.01) | (0.01) | |
| Manual (M) | 14,740 | 6.06 | 6.23 | 5.89 | *** |
| | | (0.01) | (0.01) | (0.01) | |
| Abstracta (A) | 14,740 | 4.77 | 4.56 | 4.97 | *** |
| | | (0.01) | (0.01) | (0.01) | |
| RTI (promedios) | 14,740 | 0.01 | -0.10 | 0.12 | *** |
| | | (0.01) | (0.01) | (0.01) | |
| Rutina (R) | 14,740 | 2.65 | 2.58 | 2.72 | *** |
| | | (0.00) | (0.00) | (0.00) | |
| Manual (M) | 14,740 | 3.87 | 3.94 | 3.80 | *** |
| | | (0.00) | (0.00) | (0.00) | |
| Abstracta (A) | 14,740 | 2.65 | 2.58 | 2.72 | *** |
| | | (0.00) | (0.00) | (0.00) | |
| Observaciones por tramo | | | 7,370 | 7,370 | |

Fuente: ENAHO y PIAAC. Elaboración propia. Errores estándar entre paréntesis.

Se observa en la Tabla 2 que tanto el índice RTI como el creado con promedios simples RTI_p tienen una media prácticamente igual a cero debido a la normalización de ambas variables. Por otro lado, el índice creado con promedios

[8] Las ocupaciones excluidas debido a falta de información fueron Trabajadores agropecuarios, pescadores, cazadores y recolectores de subsistencia (código CNO 63), Ensambladores (código CNO 82) y 3 ocupaciones militares.

[9] Se consideró la clasificación de actividad económica agregada: Agricultura, Fabricación, Construcción, Explotación de minas y canteras; suministro de electricidad, gas y agua, Servicios de mercado (Comercio; Transporte; Alojamiento y alimentación; y Servicios empresariales y administrativos) y Servicios no de mercado (administración pública; servicios y actividades comunitarias, sociales y de otro tipo) (OIT, 2023).

[10] Se consideró los ocho dominios geográficos del Perú indicados por el INEI.

simples no sobrepasa el puntaje de 5 dado el rango de respuesta sobre frecuencias en la encuesta.

Con el propósito de explorar la relación entre el índice RTI y el total de horas trabajadas (N), se llevó a cabo un análisis centrado en el promedio del índice RTI, considerando las puntuaciones de tareas que se ubicaban por encima y por debajo de la mediana de horas trabajadas. Inicialmente, se determinó el promedio de horas trabajadas de todas las observaciones y se procedió a dividir la muestra en dos grupos: aquellos que superaban el promedio y las observaciones que se encontraban por debajo de dicho valor. La Tabla 2 presenta el índice RTI y sus componentes para ambos grupos, y muestra una relación entre el índice de rutina y las horas laboradas. En la Tabla 2 se muestra el RTI y sus componentes de ambos grupos. Se observa que el RTI es menor en las observaciones con más horas de trabajo. Para corroborar que ambos grupos son estadísticamente diferentes, aplique un test de media. En la columna del Test-T de la Tabla 2 se observa que las diferencias en el RTI entre los tramos de horas trabajadas son estadísticamente significativas a un nivel de confianza del 99%. Esto indicaría que en promedio hay una relación negativa entre la rutina y las horas de trabajo. Se evidencia una relación negativa entre ambas variables en los años 2004 y 2021 (Ver Anexo 4).

Existen diferencias claras entre ocupaciones según la intensidad del índice de rutina (Ver Anexo 5). El análisis del RTI revela que las ocupaciones con un nivel de rutina bajo están predominantemente presentes en los sectores de servicios, agricultura y construcción. Entre las ocupaciones específicas con el índice RTI más bajo se encuentran los vendedores ambulantes[11] (-2.57) y los agricultores[12] (-1.50). Asimismo, los grupos de ocupaciones que incluyen cocineros, trabajadores de servicios personales, personal hotelero, vendedores y personal de construcción también presentan valores bajos de RTI. Estas ocupaciones se caracterizan por exigir menos habilidades y tener menores salarios. Estos resultados están alineados con la teoría propuesta por Autor & Acemoglu (2011) quienes explican que el sector servicios y ocupaciones con alta exigencia física tienen en general menos tareas rutinarias. Sin embargo, según su enfoque, los grupos de ocupaciones profesionales también deberían presentar un bajo índice de rutina.

El índice RTI ha identificado ocupaciones más complejas con un índice más alto. Las ocupaciones específicas con mayor índice de RTI son los profesionales

[11] CNO 2015 número 95
[12] CNO 2015 número 61

TIC[13] (2.47) y los profesionales en derecho, en ciencias sociales y culturales[14] (2.23). Los grupos de ocupaciones de directores, abogados, científicos, periodistas, traductores y personal de apoyo administrativo también presentan valores altos de RTI. Aunque estas ocupaciones demuestran puntajes elevados en tareas abstractas, lo cual podría sugerir una disminución del RTI, es importante destacar que también exhiben puntajes significativamente altos en tareas rutinarias. Además, el puntaje en tareas manuales es relativamente bajo para estas ocupaciones.

Las ocupaciones que tienen un puntaje cercano al promedio del RTI son en su mayoría profesionales de sectores de la salud, la enseñanza e ingenieros. Destaca además que los operadores de maquinaria, conductores y choferes se encuentran en este grupo. Estos resultados también estarían alineados a la teoría de Autor & Acemoglu (2011) puesto que las ocupaciones asociadas al cuidado, la enseñanza y tareas de manejo de máquinas no son rutinarias debido a la exigencia de habilidades sociales y coordinación de maniobras.

## 4. Metodología

Para estimar el rol de la rutinización de ocupaciones en la polarización del empleo me basé en el modelo empírico propuesto por Goos et al. (2014). En este modelo la producción de las industrias depende de un input de tareas, las cuales dependen a su vez de un factor de mano de obra y otro factor de capital tecnológico y sus respectivos costos. Si la tarea es rutinaria, el precio del capital tecnológico aumentará en el tiempo y el precio de la mano de obra disminuirá.

La especificación econometría parte de un modelo teórico con ciertos supuestos. El modelo asume que la tarea *j* es producida por dos únicos factores: mano de obra *N* y otro factor *K*. Al igual que los autores, asumí que el otro factor es unidimensional y no se agregan más factores de producción por simplicidad algebraica. Por lo tanto, la función de producción de las tareas es una Cobb-Douglas, la cual se asume como idéntica para todas las industrias. Otro supuesto importante del modelo es que la tecnología para producir una tarea j con los precios de los factores mencionados, es idéntico en todas las industrias. La implicación de ambos supuestos es que, en la especificación econométrica, las variables de producción y costos no incorpora efectos fijos de la industria.

[13] CNO 2015 número 25.
[14] CON 2015 número 26.

Dado que el precio de la mano de obra, el salario, está inversamente relacionada con el nivel de rutina de las tareas, los bajos salarios de una ocupación indican una baja demanda y por lo tanto una menor participación en el mercado laboral. Por ello, para estimar el rol de la rutinización en los cambios del mercado laboral tomé como variable dependiente el empleo.

Al igual que Goos et al (2014), el empleo es medido como el total de horas semanales trabajadas N por ocupación j en la industria i en determinado año y región. Las variables independientes son el índice de rutina RTI para la ocupación *j* interactuado con el tiempo, el logaritmo del salario *log(w)* de la ocupación *j* en el año *t*, la producción *Y* y costos marginales por industria, región y año. Los efectos fijos por industria, ocupación y región fueron capturados con variables dummy respectivas (*u.ijc*). La ecuación (3) estima los cambios en el empleo de las ocupaciones dado su nivel de rutinización y condicionado a la producción y a los costos de la industria. Los detalles del modelo se encuentran en el Anexo 7.

(3) $$log\ N_{jict} = \theta + \beta_1 RTI_j \times Tiempo + \beta_2\ log\ (w_{jct}) + \beta_3 log\ (Y_{ict}) + \beta_4 log\ (C_{ict}) + u_{ijc} + \varepsilon_{ijct}$$

Incluí una aproximación con efectos fijos para capturar las características específicas que son constantes a lo largo del tiempo para cada unidad de análisis, y que no varían en relación con las variables independientes utilizadas. Esto permite eliminar las diferencias constantes y no observadas entre las unidades de análisis y estimar más precisamente los efectos de las variables explicativas. Para controlar por estas diferencias, la especificación econométrica utiliza dos variables dummy. La primera controla por las diferencias entre industrias y la segunda por diferencias entre ocupaciones. Dado que el modelo teórico de Goos et al. (2014) asume una función de producción y costos de tecnología iguales en todas las industrias, la dummy de industria es omitida en la regresión completa. De igual manera se interactúa el índice RTI con el tiempo para capturar la variabilidad temporal que pueda tener sobre la variable dependiente.

La información de salarios y horas de trabajo por ocupación e industria fue extraída de la ENAHO del 2004 al 2021. La base de datos de este trabajo es una combinación de los datos de la ENAHO y la información de tareas e índice de rutina sobre las 38 ocupaciones de la PIAAC. Las 278,251 observaciones desde 2004 a 2021 sobre trabajadores dependientes urbanos, fueron colapsadas al nivel de ocupaciones por industria, región y año. El resultado es una base de datos panel no

balanceado de 14,740 observaciones. Cada observación corresponde a una celda de ocupación *j* a dos dígitos, en la industria *i*, en la región *c*, en el año *t*. Los datos sobre producción y costos de la industria corresponden a los datos de la Encuesta Económica Anual (EEA) agrupados a nivel de industria, región y año.

## 5. Resultados

Las estimaciones propuestas encontraron una relación negativa y significativa entre el empleo y el índice de rutina. La columna (1) de la Tabla 3 estiman el rol del índice de rutina RTI creado con el método de PCA interactuado linealmente con el tiempo. El coeficiente de RTI es negativo y significativamente diferente de cero al nivel del 5 por ciento. Los efectos estimados muestran que, a medida que el RTI de la ocupación es una desviación estándar más intensa, su tasa de crecimiento anual disminuye en 0.414 puntos porcentuales. La columna (2) incorpora la variable de salarios lo cual provoca una alta significancia positiva en ambas variables. La columna (3) considera únicamente los cambios en la producción por industria a lo largo del tiempo. La columna (4) incluye los costos por sector económico. La columna (3) y (4) reemplaza las variables dummy de industria-país-año con las variables de costos marginales de la industria y producción de la industria dado los supuestos del modelo teórico. Al incorporar estas variables, el coeficiente de RTI no es significativo. En todas las regresiones se incluyeron efectos fijos de año e industria-ocupaciones-región. Finalmente, los errores estándar fueron agrupados (*clustering*) por ocupación, industria y región. Los resultados encontrados entre el índice RTI y el RTI_p fueron prácticamente idénticos (Ver Anexo 6).

Tabla 3: Rutinización de ocupaciones y cambios en el empleo dependiente urbano

| Variable dependiente: Log(Total horas semanales trabajadas) | | | | |
|---|---|---|---|---|
| | (1) | (2) | (3) | (4) |
| RTI | -0.414** | -0.487*** | -0.184 | -0.276 |
| | (0.178) | (0.154) | (0.205) | (0.205) |
| Log salario | | 0.383*** | | |
| | | (0.0177) | | |
| Log producción marginal de industria | | | 0.164*** | 0.129*** |
| | | | (0.00737) | (0.0171) |
| Log costo marginal la industria | | | | 0.0356** |
| | | | | (0.0147) |
| Constante | 4.005*** | 0.402 | -1.303*** | -1.192*** |
| | (0.205) | (0.274) | (0.232) | (0.242) |
| Observaciones | 14,740 | 14,740 | 12,911 | 12,674 |
| R-cuadrado | 0.813 | 0.829 | 0.821 | 0.823 |
| R2_adj | 0.780 | 0.799 | 0.800 | 0.802 |

Fuente: ENAHO, PIAAC y EEA. Errores estándar robustos en paréntesis: * Significancia al 10%, ** significancia al 5%, y *** significancia al 1%. Las estimaciones puntuales (y los errores estándar entre paréntesis) de RTI se han multiplicado por 100 (Goos et al., 2014). Todas las regresiones incluyen efectos fijos ocupación-industria-región. La regresión de la columna 1 contiene efectos fijos por año y región de la industria y las regresiones de las columnas 2 a 4 contienen efectos fijos por año. Los errores estándar están agrupados por ocupación-industria-región.

## 5.1 Discusión

Los resultados indican que el nivel de rutina de las ocupaciones se relaciona negativamente con el empleo. Esto muestra que la rutinización de las ocupaciones está ligada a una caída de la demanda de mano de obra, por lo tanto, la rutinización es un factor que contribuye a explicar la polarización de las ocupaciones dependientes urbanas en el Perú.

Este resultado se alinea con los encontrados en los trabajos de Goos et al. (2014) quienes encontraron que para el caso europeo hay un coeficiente de -0.9 entre el empleo y el RTI construido a partir del método de Autor & Dorn (2013). Esto significa que la tasa de crecimiento del empleo cae cada año para ocupaciones rutinarias. Los resultados en este caso varían considerablemente en la magnitud, pero la dirección es la misma, lo cual se ajusta a la teoría de cambio tecnológico sesgado por la rutina. La baja magnitud puede deberse a que la adopción tecnológica, que potencialmente desplaza tareas rutinarias, es aún incipiente en Perú (Novella et al., 2023).

En el trabajo que incluye el caso peruano, Gasparini et al. (2021) encontraron una relación negativa y significativa de -0.5 entre la tasa de crecimiento del empleo y

un índice de rutina[15]. Dos diferencias existen con ese estudio. En primer lugar, es importante destacar que el estudio realizado por Gasparini et al. (2021) no considera el tipo de industria. En segundo lugar, los resultados presentados en su estudio no se desagregan por país, sino que se aplican a toda la región de América Latina. El primer supuesto puede traer diferencias considerables dado que los cambios de empleo se dan entre y dentro de las industrias. Sin embargo, encuentran que el Perú tienen en promedio las ocupaciones más rutinarias de la región.

El índice de rutina utilizado en este trabajo identificó a las ocupaciones típicamente más complejas, como abogados y profesionales TIC, con una alta intensidad de tareas abstractas, pero también con un alto nivel de tareas rutinarias. Esta distribución de rutina en las ocupaciones de alta calificación son un caso muy particular. Estos resultados pueden relacionarse con el estudio de Novella et al. (2023), quienes encuentran que la adopción tecnológica es aún incipiente, pero que su adopción está relacionada con la disminución de trabajadores de alta calificación en el Perú. Dado los altos niveles de rutina encontrados en las ocupaciones de alta calificación, la caída de su empleo puede estar asociada al alto nivel de rutina.

La rutinización solo explica la polarización si es que las ocupaciones rutinarias se encuentran en la mitad de la distribución de habilidades (Haslberger, 2021). Sin embargo, este trabajo encontró que las ocupaciones de alta demanda de habilidades tienen también un alto nivel de rutina en comparación con las de media y baja habilidad. Perú puede ser un caso donde la distribución de salario y empleo no necesariamente refleja la estructura de habilidades. Existe evidencia que, las ocupaciones rutinarias pueden ubicarse en diferentes niveles de habilidad. Haslberger (2021) demostró que esto se debe a que la relación entre salario y rutina difiere entre países. En este contexto, se plantea la posibilidad de que no exista una relación directa entre el salario y la habilidad requerida por una ocupación en particular. Otra explicación a los resultados puede deberse a la restricción de los datos sobre tareas en las ocupaciones a lo largo del tiempo. Para esta investigación se ha asumido que las tareas dentro de las ocupaciones no cambian en el tiempo.

## 6. Conclusiones

En este trabajo relacioné los cambios en el empleo de ocupaciones dependientes urbanas en el Perú con el nivel de rutina de sus tareas. Creé un índice

[15] Construyeron un RTI usando otros criterios, pero consistentes con el RTI de Autor & Dorn (2013).

que captura la rutina de las ocupaciones usando información sobre las tareas realizadas en el trabajo. De manera empírica se estimó que la rutina está asociada negativamente con el empleo.

Se observó polarización en el sector analizado, y la rutinización de las ocupaciones emerge como una variable explicativa. Sin embargo, la magnitud de esta polarización es menor en comparación con estudios realizados en países europeos, fenómeno que posiblemente se atribuya a la aún baja tasa de adopción de capital tecnológico en Perú, el cual tendría el potencial de desplazar tareas rutinarias.

El índice de rutina muestra que las ocupaciones de alta calificación contienen un alto nivel de rutina. Este dato se asocia a investigaciones pasadas que estiman que el Perú tiene en general muchas ocupaciones rutinarias.

Este estudio contribuye en ser el primero en analizar la relación entre la rutinización y la polarización considerando diferencias entre industrias exclusivamente para el caso peruano.

## 7. Referencias Bibliográficas


Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. In *Handbook of Labor Economics* (Vol. 4, Issue PART B). https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02410-5

Autor, D. H., & Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US Labor Market. *American Economic Review*, *103*(5). https://doi.org/10.1257/aer.103.5.1553

Autor, D. H., Katz, L. F., Kearney, M. S., Berman, E., & Chandra, A. (2006). The polarization of the U.S. labor market. *American Economic Review*, *96*(2). https://doi.org/10.1257/000282806777212620

Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *Quarterly Journal of Economics*, *118*(4). https://doi.org/10.1162/003355303322552801

Beylis, G., Jaef Fattal, R., Morris, M., Ashwini Rekha, S., & Rishabh, S. (2020). *Going Viral: COVID-19 and the Accelerated Transformation of Jobs in Latin America and the Caribbean*. World Bank Publications.

Bhagwati, J. N., & Blinder, A. S. (2009). Offshoring: Big Deal, or Business as Usual? In *Offshoring of American Jobs*. https://doi.org/10.7551/mitpress/8164.003.0003

Caunedo, J., Keller, E., & Shin, Y. (2021). Technology and the Task Content of Jobs Across the Development Spectrum. *SSRN Electronic Journal*. https://doi.org/10.2139/ssrn.3824564

Chui, M., Manyika, J., & Miremadi, M. (2017, April 12). The countries most (and least) likely to be affected by automation. *Harvard Business Review*. https://hbr.org/2017/04/the-countries-most-and-least-likely-to-be-affected-by-automation

Das, M., & Hilgenstock, B. (2021). The Exposure to Routinization: Labor Market Implications for Developed and Developing Economies. *SSRN Electronic Journal*. https://doi.org/10.2139/ssrn.3221220

Fierro, L. E., Caiani, A., & Russo, A. (2022). Automation, Job Polarization, and Structural Change. Journal of Economic Behavior & Organization, 200, 499–535. https://doi.org/10.1016/J.JEBO.2022.05.025

Gasparini, L., C. Lombardo, I. Brambilla, A. César y G. Falcone (2021). Routinization and Employment: Evidence for Latin America. Documentos de Trabajo del CEDLAS Nº 276, Marzo, 2021, CEDLAS-Universidad Nacional de La Plata.

Goos, M., & Manning, A. (2007). Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain. *Review of Economics and Statistics*, *89*(1), 118–133. https://doi.org/10.1162/rest.89.1.118

Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009). Job Polarization in Europe. American Economic Review, 99(2), 58–63.

Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2014). Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring. American Economic Review, 104(8). https://doi.org/10.1257/aer.104.8.2509

Haslberger, M. (2021). Routine-biased technological change does not always lead to polarization: Evidence from 10 OECD countries, 1995–2013. *Research in Social Stratification and Mobility*, *74*. https://doi.org/10.1016/j.rssm.2021.100623

INEI. (2016). *Clasificador Nacional de Ocupaciones 2015*.

Jollife, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: a review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, *374*(2065). https://doi.org/10.1098/RSTA.2015.0202

Lewandowski, P., Park, A., Hardy, W., & Du, Y. (2019). Technology, Skills, and Globalization: Explaining International Differences in Routine and Nonroutine Work Using Survey Data. *SSRN Electronic Journal*. https://doi.org/10.2139/ssrn.3415008

Lewandowski, P., Park, A., & Schotte, S. (2021). The Global Distribution of Routine and Non-Routine Work. *SSRN Electronic Journal*. https://doi.org/10.2139/ssrn.3631595

Maloney, W. F., & Molina, C. (2016). Are Automation and Trade Polarizing Developing Country Labor Markets, Too? In *Are Automation and Trade Polarizing Developing Country Labor Markets, Too?* https://doi.org/10.1596/1813-9450-7922

Manning, A. (2004). We Can Work It Out: the Impact of Technological Change on the Demand for Low Skill Workers. *CEP Discussion Papers*. https://ideas.repec.org/p/cep/cepdps/dp0640.html

Mazzolari, F., & Ragusa, G. (2007). *Spillovers from High-Skill Consumption to Low-Skill Labor Markets*.

Messina, J., & Silva, J. (2019). Twenty Years of Wage Inequality in Latin America. In Twenty Years of Wage Inequality in Latin America. https://doi.org/10.1596/1813-9450-8995

Novella, R., Rosas-Shady, D., & Alvarado, A. (2023). Are we nearly there yet? New technology adoption and labor demand in Peru. *Science and Public Policy*, scad007. https://doi.org/10.1093/scipol/scad007

OIT. (2023). *Clasificación Industrial Internacional Uniforme de Todas las Actividades Económicas (CIIU)*. ILOSTAT. https://ilostat.ilo.org/es/resources/concepts-and-definitions/classification-economic-activities/

Posso, C. M., & Medina Durango, C. A. (2018). Cambio técnico y polarización en el mercado laboral. Evidencia para Colombia. *El Trimestre Económico*, *85*(338).

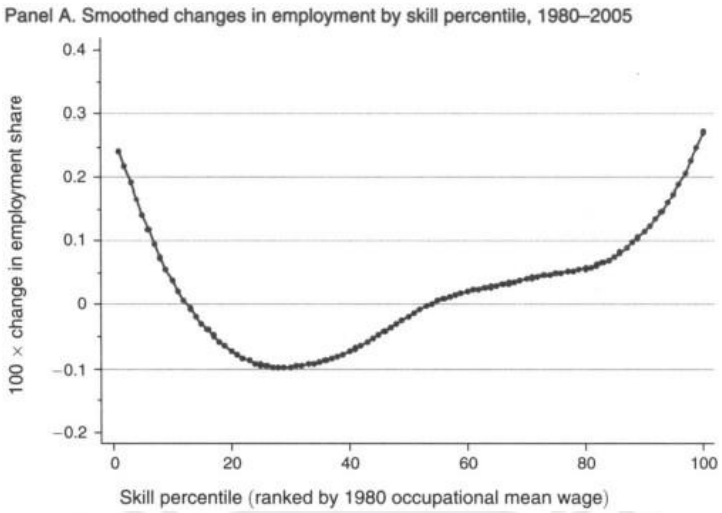
https://doi.org/10.20430/ete.v85i338.349

Reijnders, L. S. M., & de Vries, G. J. (2018). Technology, offshoring and the rise of non-routine jobs. *Journal of Development Economics*, *135*. https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2018.08.009

Zsofia Bárány, B. L., Siegel, C., Ábrahám, Á., Buchinsky, M., Caselli, F., Coeurdacier, N., Dorn, D., Duernecker, G., Graetz, G., Henry, E., Krusell, P., Rachel Ngai, L., & Singhania, R. (2018). Job Polarization and Structural Change. *American Economic Journal: Macroeconomics*, *10*(1), 57–89. https://doi.org/10.1257/MAC.20150258

# 8. Anexos

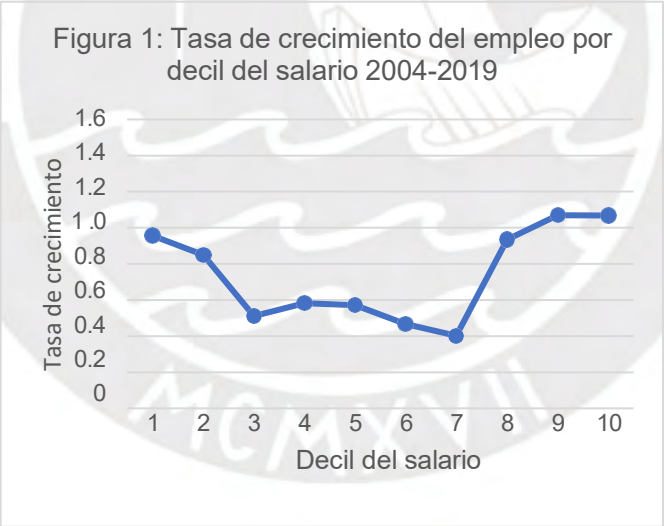
## Anexo 1: Polarización en EEUU




Fuente: Autor & Dorn (2013). Cambio en el empleo de 1980-2000 por nivel de años de educación en EE.UU.

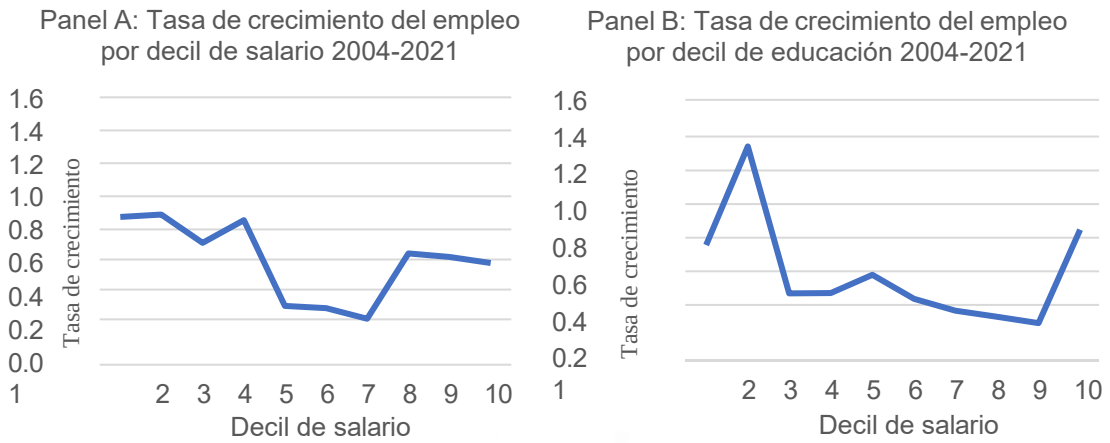
## Anexo 2: Gráficos de polarización por sector

Anexo 2.1: Crecimiento del empleo de trabajadores dependientes por decil de salario



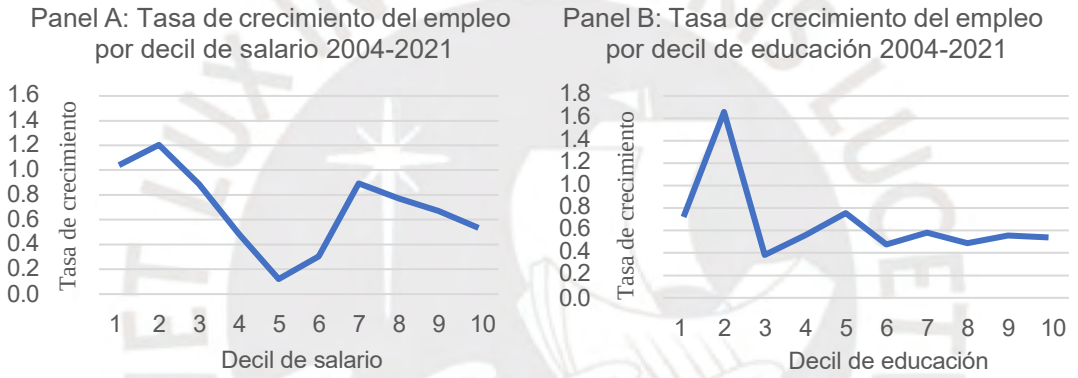

Fuente: Datos de ENAHO 2004-2019. Elaboración propia.

Anexo 2.2: Crecimiento del empleo de trabajadores dependientes por decil de salario y educación



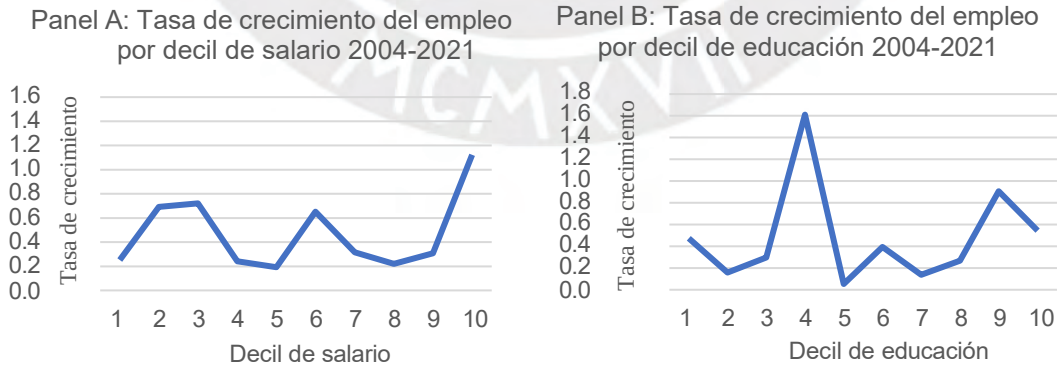

Fuente: Datos de ENAHO 2004-2021. Elaboración propia.

Anexo 2.3: Crecimiento del empleo de trabajadores del sector privado por decil de salario y educación



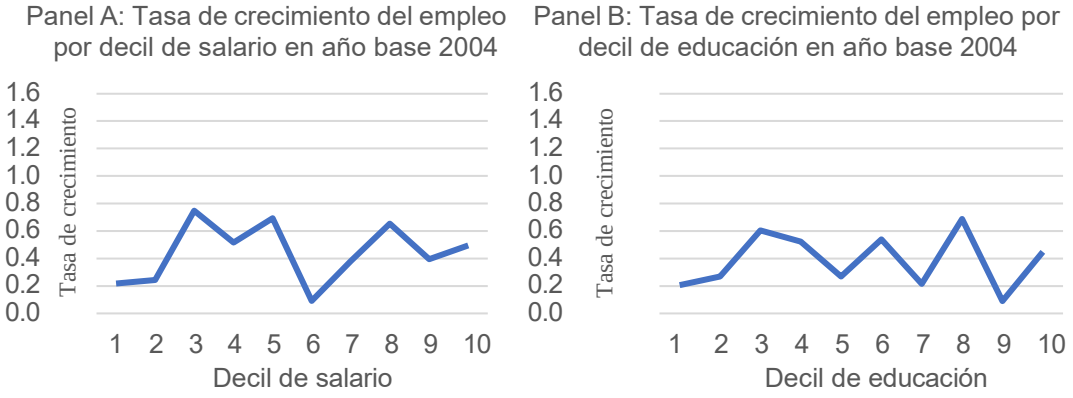

Fuente: Datos de ENAHO 2004-2021. Elaboración propia.

Anexo 2.4: Crecimiento del empleo de trabajadores del sector público por decil de salario y educación




Fuente: Datos de ENAHO 2004-2021. Elaboración propia.

Anexo 2.5: Crecimiento del empleo de trabajadores rurales por decil de salario y educación




Fuente: Datos de ENAHO 2004-2021. Elaboración propia.

Anexo 3: Categorización de preguntas PIAAC por tipo de tarea

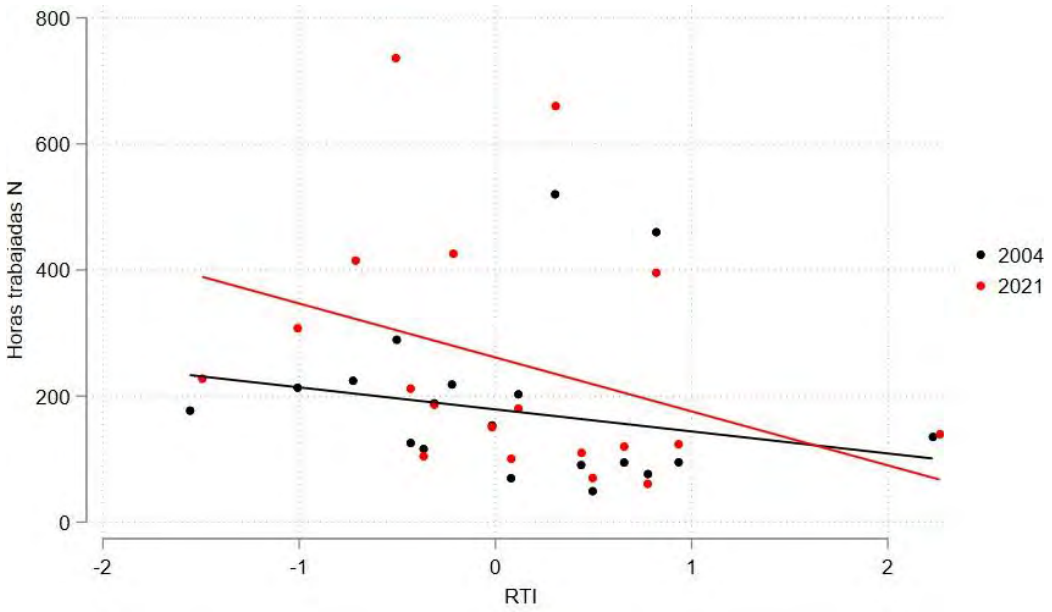
| Código | Tema | Pregunta | Tipo de respuesta | Grupo de habilidades | Justificación |
|---|---|---|---|---|---|
| F_Q01b | Variables de actividades en el trabajo | ¿qué proporción de su tiempo habitualmente pasa cooperando o colaborando con sus colegas? | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación. |
| F_Q02a | Variables de actividades en el trabajo | ¿Instruir, formar o enseñar a personas, individualmente o en grupos? | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación. |
| F_Q02b | Variables de actividades en el trabajo | compartir información de trabajo con sus colegas? | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación. |
| F_Q02c | Variables de actividades en el trabajo | hacer discursos o presentaciones frente a cinco o más personas? | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación. |
| F_Q02d | Variables de actividades en el trabajo | vender un producto o vender un servicio? | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación. |
| F_Q02e | Variables de actividades en el trabajo | asesorar a personas? | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación. |
| F_Q03a | Variables de actividades en el trabajo | planificar sus propias actividades? | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación. |
| F_Q03b | Variables de actividades en el trabajo | planificar las actividades de otros? | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación. |
| F_Q03c | Variables de actividades en el trabajo | organizar su propio tiempo? | categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación. |
| F_Q04a | Variables de actividades en el trabajo | persuadir o influir en las personas? | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación. |
| F_Q04b | Variables de actividades en el trabajo | negociar con las personas, ya sea dentro o fuera de su empresa u organización? | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación. |
| F_Q05a | Tareas de resolución de problemas | ¿Cuán a menudo se enfrentó a problemas relativamente simples para los cuales no le tomó más de 5 minutos encontrar una buena solución? | Categórica | Rutina | Trabajar con límites establecido, tolerancias y estándares. |
| F_Q05b | Tareas de resolución de problemas | ¿Cuán a menudo suele enfrentarse a problemas más complejos para los cuales le toma por lo menos 30 minutos encontrar una buena solución? Los 30 minutos sólo se refieren al tiempo necesario para PENSAR en una solución, no el tiempo necesario para implementarla. | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación. |
| F_Q06b | Tareas de resolución de problemas | realizar un trabajo físico por tiempo prolongado? | Categórica | Manual | Trabajo físico repetitivo y destreza de dedos |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| F_Q06c | Tareas de resolución de problemas | ser hábil o preciso con sus manos o dedos? | Categórica | Manual | Trabajo físico repetitivo y destreza de dedos |
| G_Q01a | Lectura en el trabajo | ¿cuán a menudo usted lee órdenes o instrucciones? | Categórica | Rutina | Trabajar con límites establecido, tolerancias y estándares. |
| G_Q01b | Lectura en el trabajo | lee cartas, memos o correos electrónicos? | Categórica | Rutina | Trabajar con límites establecido, tolerancias y estándares. |
| G_Q01c | Lectura en el trabajo | lee artículos en periódicos, revistas o boletines? | Categórica | Rutina | Trabajar con límites establecido, tolerancias y estándares. |
| G_Q01d | Lectura en el trabajo | lee artículos en revistas profesionales o publicaciones académicas? | Categórica | Rutina | Trabajar con límites establecido, tolerancias y estándares. |
| G_Q01e | Lectura en el trabajo | lee libros? | Categórica | Rutina | Trabajar con límites establecido, tolerancias y estándares. |
| G_Q01f | Lectura en el trabajo | lee manuales o materiales de referencia? | Categórica | Rutina | Trabajar con límites establecido, tolerancias y estándares. |
| G_Q01g | Lectura en el trabajo | lee cuentas, facturas, estado de cuentas bancarias u otros estados financieros? | Categórica | Rutina | Trabajar con límites establecido, tolerancias y estándares. |
| G_Q01h | Lectura en el trabajo | lee diagramas, mapas o esquemas? | Categórica | Rutina | Trabajar con límites establecido, tolerancias y estándares. |
| G_Q02a | Escritura en el trabajo | escribe cartas, memos o correos electrónicos? | Categórica | Rutina | Trabajar con límites establecido, tolerancias y estándares. |
| G_Q02b | Escritura en el trabajo | escribe artículos para periódicos, revistas o boletines? | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación y creatividad |
| G_Q02c | Escritura en el trabajo | escribe/escribía informes? | Categórica | Abstracta | Dirección, control y planificación y creatividad |
| G_Q02d | Escritura en el trabajo | completa/completaba formularios? | Categórica | Rutina | Trabajar con límites establecido, tolerancias y estándares. |
| G_Q03b | Calculo en el trabajo | calcula precios, costos o presupuestos? | Categórica | Abstracta | Tareas que requieren resolución de problemas y razonamiento. |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| G_Q03c | Calculo en el trabajo | usa o calcula/calculó fracciones, decimales o porcentajes? | Categórica | Abstracta | Tareas que requieren resolución de problemas y razonamiento. |
| G_Q03d | Calculo en el trabajo | usa una calculadora - ya sea portátil o de computadora? | Categórica | Abstracta | Tareas que requieren resolución de problemas y razonamiento. |
| G_Q03f | Calculo en el trabajo | prepara cuadros, gráficos o tablas? | Categórica | Abstracta | Tareas que requieren resolución de problemas y razonamiento. |
| G_Q03g | Calculo en el trabajo | usa cálculos algebraicos o fórmulas simples? | Categórica | Abstracta | Tareas que requieren resolución de problemas y razonamiento. |
| G_Q03h | Calculo en el trabajo | usa matemáticas o estadísticas más avanzadas, como cálculo, álgebra compleja, trigonometría o usa/usó técnicas de regresión? | Categórica | Abstracta | Tareas que requieren resolución de problemas y razonamiento. |

Fuente: PIAAC. Elaboración propia.

Anexo 4: Dispersión entre N y RTI 2004-2021




Fuente: ENAHO. Elaboración propia. Datos agrupados por esperanza condicional de N en 20 tramos de RTI. Comando binscatter de Stata.

Anexo 5: RTI por ocupación ordenado por salario promedio de 2004

| CNO15 | Nombre de Ocupación | RTI |
|---|---|---|
| Promedio de ocupaciones de salarios altos (en 2004) | | 0.49 |
| 14 | Gerentes de hoteles, restaurantes, comercios, abastecimiento, distribución y otros servicios | -0.77 |
| 11 | Miembros del Poder Ejecutivo, Legislativo, Judicial y Directores Generales de la administración pública y privada | 0.02 |
| 26 | Profesionales en derecho, en ciencias sociales y culturales | 2.23 |
| 13 | Directores y gerentes de producción, tecnología y transporte | -0.37 |
| 21 | Profesionales de las ciencias y de la ingeniería | 0.42 |
| 25 | Profesionales en tecnología de la información y las comunicaciones | 2.48 |
| 24 | Especialistas en organización de la administración pública y de empresas | 0.49 |
| 31 | Profesionales técnicos de las ciencias y la ingeniería | -0.01 |
| 43 | Empleados contables y encargados del registro de materiales | 0.10 |
| 41 | Jefes de áreas administrativas y oficinistas | 0.64 |
| 22 | Profesionales de la salud | -0.13 |
| 33 | Profesionales técnicas en operaciones financieras, estadísticas y administrativas | 0.79 |
| Promedio de ocupaciones de salarios medios (en 2004) | | 0.35 |
| 12 | Directores y gerentes en servicios financieros, administrativos y comerciales | 0.94 |
| 44 | Otro personal de apoyo administrativo | 0.93 |
| 81 | Operadores de instalaciones fijas y maquinaria industrial | -0.04 |
| 83 | Conductores de vehículos y operadores de maquinaria móvil pesada | 0.12 |
| 62 | Trabajadores forestales calificados, pescadores y cazadores | 1.87 |
| 32 | Profesionales técnicos de la salud | 0.32 |
| 23 | Profesionales de la enseñanza | 0.31 |
| 72 | Trabajadores de la metalurgia, estructuras metálicas y afines | -0.31 |
| 54 | Personal de servicios de protección | 0.82 |
| 52 | Vendedores | -0.93 |
| 74 | Trabajadores especializados en electricidad, equipos electrónicos de telecomunicaciones e instrumentos de precisión y musicales y de otros oficios | -0.27 |
| 34 | Profesionales técnicos de servicios jurídicos, sociales, culturales y afines | 0.49 |
| Promedio de ocupaciones de salarios bajos (en 2004) | | -0.63 |
| 42 | Empleados en trato directo con el público | 0.68 |
| 71 | Trabajadores de la construcción, edificación y acabados excluyendo electricistas | -1.26 |
| 91 | Limpiadores y asistentes domésticos | -0.56 |
| 35 | Técnicos en tecnología de la información y las comunicaciones | 0.74 |
| 53 | Trabajadores de cuidados personales | 0.27 |
| 93 | Peones de la minería, la construcción, la industria manufacturera y el transporte | -0.47 |
| 96 | Recolectores de desechos y otras ocupaciones elementales | -0.43 |
| 61 | Agricultores y trabajadores calificados de explotaciones agropecuarias con destino al mercado | -1.51 |
| 75 | Trabajadores en el procesamiento y elaboración de alimentos, bebidas y productos de tabaco | -0.98 |
| 73 | Artesanos y trabajadores en la elaboración de productos de madera, papel, textiles cuero y piel | -0.56 |
| 51 | Trabajadores de los servicios personales | -1.11 |
| 94 | Cocineros y ayudantes de preparación de alimentos | -0.83 |
| 92 | Peones agropecuarios, pesqueros y forestales | -0.26 |
| 95 | Vendedores ambulantes | -2.58 |

Fuente: ENAHO y PIAAC. Elaboración propia.

Anexo 6: Regresión utilizando RTI creado a partir de promedios

| Variable dependiente: Log(Total horas semanales trabajadas) | | | | |
|---|---|---|---|---|
| | (1) | (2) | (3) | (4) |
| RTI (promedios) | -0.410** | -0.509*** | -0.0691 | -0.240 |
| | (0.172) | (0.150) | (0.147) | (0.182) |
| Log salario | | 0.398*** | | |
| | | (0.0180) | | |
| Log producción marginal de industria | | | 0.266*** | 0.271*** |
| | | | (0.00915) | (0.0120) |
| Log costo marginal de industria | | | | -0.0112* |
| | | | | (0.00678) |
| Constante | 4.090*** | 0.518* | -2.269*** | -2.654*** |
| | (0.248) | (0.307) | (0.211) | (0.230) |
| Observaciones | 14,851 | 14,851 | 14,851 | 12,749 |
| R-cuadrado | 0.814 | 0.830 | 0.830 | 0.837 |
| R2_adj | 0.782 | 0.800 | 0.812 | 0.817 |

Fuente: ENAHO, PIAAC y EEA. Errores estándar robustos en paréntesis: * Significancia al 10%, ** significancia al 5%, y *** significancia al 1%. Las estimaciones puntuales (y los errores estándar robustos entre paréntesis) de RTI se han multiplicado por 100 (Goos et al., 2014). Todas las regresiones incluyen efectos fijos ocupación-industria-región. La regresión de la columna 1 contiene efectos fijos por año y región de la industria y las regresiones de las columnas 2 a 4 contienen efectos fijos por año. Los errores estándar están agrupados por ocupación-industria-región.

Anexo 7: Modelo teórico de Goos et al. (2014)

Suponiendo que la producción en la industria $i$ se obtiene combinando ciertos componentes básicos llamados tareas. En general, se asumen la función de producción CES para la industria $i$ utilizando las tareas $T_1, \dots, T_{ij}, \dots, T_J$ como inputs para la producción de los bienes:

(1)

$$Y_i(T_{i1}, \dots, T_{ij}, \dots, T_{iJ}) = \left[\sum_{j=1}^{J} [\beta_{ij} T_{ij}]^{\frac{\eta-1}{\eta}}\right]^{\frac{\eta}{\eta-1}} \quad \text{con } \eta > 0,$$

donde $\eta$ es la elasticidad de sustitución entre tareas en la producción de bienes y $\beta_{ij}$ es la intensidad del uso de la tarea $j$ en la industria $i$. La función de costo correspondiente para producir $Y_i$ es dado por:

$$C_i^I(c_1^T, \dots, c_j^T, \dots, c_J^T \mid Y_i) = Y_i c_i^I(c_1^T, \dots, c_j^T, \dots, c_J^T),$$

con $c_j^T$ para $j = 1, \dots, J$ es el costo unitario de la tarea $j$ y $c_i^I(c_1^T, \dots, c_j^T, \dots, c_J^T)$ es el costo marginal de la industria. La demanda de la tarea $j$ condicionada a la

producción industrial $Y_i$ luego se da por:

(2)

$$T_{ij}\left(c_1^T, \dots, c_j^T, \dots, c_J^T \mid Y_i\right) = Y_i t_{ij}\left(c_1^T, \dots, c_j^T, \dots, c_J^T\right),$$

Donde $t_{ij}\left(c_1^T, \dots, c_j^T, \dots, c_J^T\right)$ es la demanda de la tarea j para producir una unidad del bien $i$.

Suponemos que el output de la tarea $j$ se produce utilizando trabajo de la ocupación $j$ y otros inputs. Los otros inputs podrían ser computadoras para capturar tecnologías recientes. Procedemos asumiendo que este otro input, que llamaremos factor tecnológico, es unidimensional, pero eso es solo por simplicidad algebraica. Si la industria $i$ utiliza mano de obra doméstica de la ocupación $j$, $N_{ij}$ y el factor tecnológico, $K_{ij}$, suponemos que la producción total de la tarea $j$ está dada por una función Cobb-Douglas de producción que es idéntico en todas las industrias:

(3)

$$T_{ij}\left(N_{ij}, K_{ij}\right) = N_{ij}^{\kappa} K_{ij}^{1-\kappa} \text{ with } 0 < \kappa < 1.$$

La función de costo correspondiente para producir $T_{ij}$ está dada por:

$$C_{ij}^T\left(w_j, r_j \mid T_{ij}\right) = T_{ij} c_j^T\left(w_j, r_j\right),$$

con $w_j$ y $r_j$ los precios de $N_{ij}$ y $K_{ij}$ respectivamente. Tenga en cuenta que se supone que la tecnología para producir la tarea $j$ junto con los precios de los factores $w_j$ y $r_j$ son comunes en todas las industrias tales que el costo marginal de producir la tarea $j$ no tiene subíndice $i$. La demanda de ocupación $j$ condicionada a la producción de la tarea $T_{ij}$ viene dada entonces por:

(4)

$$N_{ij}\left(w_j, r_j \mid T_{ij}\right) = T_{ij} n_j\left(w_j, r_j\right),$$

Donde $n_j\left(w_j, r_j\right)$ es la demanda de la ocupación $j$ para producir una unidad de tarea $j$. Modelamos la RBTC como si afectaran los costos de los insumos distintos de trabajo doméstico[16]:

(5)

$$\frac{\partial \log\, r_{jt}}{\partial t} = \gamma_R R_j$$

[16] Goos et al. (2014) consideran adicionalmente un índice de deslocalización de mano de obra (*offshoring*).

con $R_j$ como el índice de rutina construido. Dado que el índice de rutinas $R_j$ es positivo con la rutinización de la ocupación, esperamos $\gamma_R < 0$. Se considera que al modelar el impacto de RBTC como parte del costo de emplear una unidad efectiva del factor tecnológico: sería equivalente modelarlo como cambios en la función de producción, no como precios.

Sustituyendo la ecuación (2) en (4), tomando logaritmos y usando la ecuación (5) se obtiene expresión para el logaritmo de la demanda de la ocupación $j$ en la industria $i$ condicionada a la industria producción y costos marginales (y agregando subíndices de región y tiempo):

(6)

$$\begin{aligned}\log N_{ijct} = &-[(1-\kappa)+\kappa\eta]\log w_{jct} \\ &+[1-\eta][1-\kappa]\left[\gamma_R R_j\right] \times \text{ time} \\ &+\eta\log c^I_{ict} + \log Y_{ict} + (\eta-1)\log \beta_{ijc} + \varepsilon_{ijct}\end{aligned}$$

Si $\eta < 1$, $\gamma_R < 0$ tal que $[1-\eta][1-\kappa][\gamma_R R_j]$ es negativo para ocupaciones más rutinarias, la ecuación (6) predice la polarización laboral dentro de cada industria.