

Demanda de habilidades tecnológicas: evidencia desde el mercado laboral colombiano

Juan Felipe Rubio Arrubla

Documento CEDE

Estudiantes PEG

18

Junio de 2025

© 2025, Universidad de los Andes, Facultad de Economía, CEDE. Calle 19A No. 1 – 37 Este, Bloque W. Bogotá, D. C., Colombia Teléfonos: 3394949- 3394999, extensiones 2400, 2049, 2467

infocede@uniandes.edu.co

<http://economia.uniandes.edu.co>

Impreso en Colombia – Printed in Colombia

La serie de Documentos de Trabajo CEDE se circula con propósitos de discusión y divulgación. Los artículos no han sido evaluados por pares ni sujetos a ningún tipo de evaluación formal por parte del equipo de trabajo del CEDE. El contenido de la presente publicación se encuentra protegido por las normas internacionales y nacionales vigentes sobre propiedad intelectual, por tanto su utilización, reproducción, comunicación pública, transformación, distribución, alquiler, préstamo público e importación, total o parcial, en todo o en parte, en formato impreso, digital o en cualquier formato conocido o por conocer, se encuentran prohibidos, y sólo serán lícitos en la medida en que se cuente con la autorización previa y expresa por escrito del autor o titular. Las limitaciones y excepciones al Derecho de Autor, sólo serán aplicables en la medida en que se den dentro de los denominados Usos Honrados (Fair use), estén previa y expresamente establecidas, no causen un grave e injustificado perjuicio a los intereses legítimos del autor o titular, y no atenten contra la normal explotación de la obra.

Universidad de los Andes | Vigilada Mineducación Reconocimiento como Universidad: Decreto 1297 del 30 de mayo de 1964. Reconocimiento personería jurídica: Resolución 28 del 23 de febrero de 1949 Minjusticia.

Documento CEDE

Estudiantes PEG

Descripción: los documentos CEDE-Estudiantes contienen los resultados de las tesis de maestría (PEG - MEcA) o doctorado de los estudiantes de la Facultad que se consideran merecedoras de este honor. Son seleccionados extraordinariamente por postulación de al menos un profesor de planta de la Facultad; pueden ser tenidos en cuenta también trabajos de estudiantes de pregrado.

Demanda de habilidades tecnológicas: evidencia desde el mercado laboral colombiano

Juan Felipe Rubio Arrubla*

Resumen

La pandemia del COVID-19 aceleró de forma significativa la transformación en la demanda de habilidades tecnológicas en el mercado laboral colombiano, generando un cambio estructural y persistente. Este documento estima el efecto dinámico de la recesión económica provocada por la pandemia sobre dicha demanda, analizando cómo se intensificaron los procesos de automatización y reasignación de tareas en las empresas. Mediante un modelo de estudio de eventos, se encuentra que, en los 18 meses posteriores al inicio de la pandemia, las vacantes tecnológicas aumentaron en un 50 % frente a las no tecnológicas, con hasta 2.000 vacantes adicionales en el largo plazo. Utilizando una base de datos construida a partir de ofertas de empleo publicadas entre 2018 y 2023 en la bolsa de empleo virtual más importante del país, se evidencia un aumento sostenido en la demanda por habilidades tecnológicas especializadas, particularmente en desarrollo web, programación y gestión de bases de datos. Además, se observa que las vacantes que exigen mayores niveles educativos y más experiencia laboral son menos numerosas, lo que refleja una mayor especialización del mercado laboral en un entorno crecientemente digitalizado.

Palabras clave: habilidades tecnológicas, ofertas laborales, empleo, vacantes, COVID-19

Clasificación JEL: J240, J630, J640

*Economista, politólogo y Magíster en Economía de la Universidad de los Andes. Agradezco a Manuel Fernández por su valiosa y paciente asesoría durante el desarrollo de este documento. A Doralba, por su apoyo constante y su amor infinito e incondicional. Contacto: jf.rubio1176@uniandes.edu.co

Demand for technological skills: evidence from the Colombian labor market

Juan Felipe Rubio Arrubla¹

Abstract

The COVID-19 pandemic significantly accelerated the transformation in the demand for technological skills in the Colombian labor market, generating a structural and persistent shift. This document estimates the dynamic effect of the economic recession caused by the pandemic on such demand, analyzing how automation processes and task reallocation intensified within companies. Using an event study model, it is found that, in the 18 months following the onset of the pandemic, technological job postings increased by 50 % compared to non-technological ones, with up to 2,000 additional postings in the long term. Using a database built from job advertisements published between 2018 and 2023 on the most important online job board in the country, the study shows a sustained increase in the demand for specialized technological skills, particularly in web development, programming, and database management. Moreover, it is observed that job postings requiring higher educational levels and more work experience are less numerous, reflecting greater specialization in the labor market within an increasingly digitalized environment.

Keywords: technological skills, job postings, employment, vacancies, COVID-19

JEL Classification: J240, J630, J640

¹Economist, political scientist, and Master in Economics from Universidad de los Andes. I am grateful to Manuel Fernández for his valuable and patient guidance during the development of this document. To Doralba, for her constant support and her infinite and unconditional love. Contact: jf.rubio1176@uniandes.edu.co

1. Introducción

En el siglo XXI, los avances tecnológicos, la inversión en capital informático y la automatización han transformado significativamente la demanda de capital humano por parte de las empresas. Este proceso ha generado un impacto considerable en el empleo, reflejado en la reasignación de tareas en los puestos de trabajo y en el aumento sostenido de la demanda por habilidades tecnológicas ([Autor et al., 2003](#), [Acemoglu and Restrepo, 2020](#)). En particular, el cambio tecnológico ha conducido a la sustitución progresiva de mano de obra en tareas rutinarias, típicamente desarrolladas en ocupaciones de baja cualificación ([Goos et al., 2010](#)), alterando la estructura ocupacional e impactando negativamente a los trabajadores menos cualificados, quienes han experimentado reducciones salariales y destrucción de empleos.

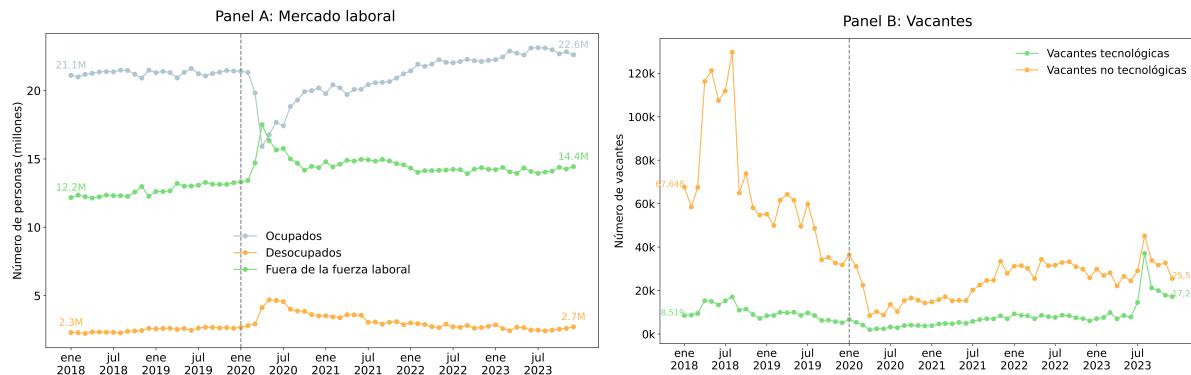
La crisis económica y sanitaria derivada de la pandemia del COVID-19 aceleró estos efectos, especialmente a través de cuatro mecanismos: el trabajo remoto, la desdensificación urbana, la concentración del empleo en grandes empresas y la automatización forzada ([Autor and Reynolds, 2020](#)). Comprender estos canales es crucial para diseñar políticas públicas que mitiguen la destrucción de empleos, las crecientes brechas de capital humano y la pérdida de ingresos. En países en desarrollo, donde las desigualdades preexistentes son más marcadas, resulta prioritario enfocar el análisis en la automatización forzada y el teletrabajo.

En Colombia, la crisis de 2020 provocó una contracción abrupta del empleo: la población ocupada disminuyó en un 30 %, afectando de forma desproporcionada a jóvenes, personas con bajo nivel educativo y trabajadores de sectores como alojamiento y alimentación ([DANE, 2020](#)). En abril de ese año se perdieron más de 5 millones de empleos, alcanzando el nivel más bajo de ocupación en los últimos 15 años. Por primera vez, la población fuera de la fuerza laboral superó en tamaño a la población ocupada, con más de 17,5 millones de personas inactivas frente a 15,9 millones de ocupadas.

En la Figura 1 se observa el comportamiento del mercado laboral y de las vacantes en Colombia entre 2018 y 2023. El impacto de la pandemia sobre la población ocupada es visible desde enero de 2020, se acentúa en marzo, y los niveles previos solo se recuperan hacia 2022. De manera paralela, la publicación de vacantes por parte de las firmas se desplomó en abril de 2020, registrando el mínimo histórico de 10.458 vacantes mensuales, de las cuales el 28,1 % correspondían a vacantes tecnológicas. Aunque en 2023 los niveles se aproximan a los previos a la pandemia, las ofertas laborales siguen por debajo de lo

registrado en 2018 y en la primera mitad de 2019.

Figura 1. Evolución del mercado laboral en Colombia (2018-2023)



Fuente: Panel A: Mercado laboral. DANE-GEIH (2024). Panel B: Base de datos de vacantes en línea construida por el autor. Cálculos y elaboración del autor.

En este contexto, el presente documento emplea un modelo de estudio de eventos, una extensión del enfoque de diferencias en diferencias con un carácter dinámico, para analizar el comportamiento de la demanda laboral en Colombia. El objetivo del estudio es estimar el efecto dinámico que la pandemia tuvo sobre la demanda de habilidades tecnológicas por parte de las empresas. Para ello, se construyó una base de datos con ofertas de empleo y vacantes publicadas entre enero de 2018 y diciembre de 2023, utilizando información obtenida de empleo.com, la principal bolsa de empleo virtual del país.

La aceleración del proceso de automatización a partir del impacto de la pandemia del COVID-19 se evaluó en torno al trabajo remoto y la automatización forzada, que fueron operacionalizados a partir de la conceptualización de habilidades tecnológicas. La investigación propone una definición de este tipo de habilidades como el conjunto de capacidades que permiten a una persona interactuar con tecnologías de la información y la comunicación en distintos niveles de complejidad. Estas habilidades incluyen desde el manejo especializado de software y la gestión de redes, hasta la capacidad de acceder a información, realizar trabajo remoto y utilizar plataformas digitales para comunicación y promoción en redes sociales. En la Subsección 3.2 se plantea la tipología de habilidades tecnológicas que captura cuatro dimensiones distintas: 1) teletrabajo, 2) habilidades tecnológicas generales, 3)

habilidades tecnológicas especializadas y 4) habilidades de tecnologías de la información y las comunicaciones.

Los resultados reflejan que, en los 18 meses posteriores al inicio de la pandemia, las vacantes tecnológicas experimentaron un crecimiento significativo en comparación con las no tecnológicas, con una diferencia que se amplió hasta un 50 %. Este incremento alcanzó un pico de hasta 2.000 vacantes adicionales dos años después del inicio de la pandemia. A pesar de que la brecha parece estabilizarse con el tiempo, las vacantes tecnológicas mantienen una ventaja relativa sostenida. Además, los hallazgos son consistentes con las características esperadas de las vacantes tecnológicas: las ofertas laborales que requieren niveles educativos más altos (como pregrado y posgrado) están asociadas con un 36 % menos de vacantes. De manera similar, las vacantes que exigen mayor experiencia tienen un 10 % menos de ofertas, lo que indica que a medida que aumenta la experiencia requerida, las posiciones tienden a ser más especializadas y de mayor cualificación.

Uno de los aportes centrales de este estudio es la identificación de una alta concentración de vacantes en un número reducido de ocupaciones, con cinco perfiles laborales que concentran casi la mitad de la demanda registrada. Destacan entre ellos los profesionales en redes de computadores y los ingenieros industriales, lo que refleja la creciente importancia de los perfiles tecnológicos en el mercado laboral. Esta tendencia se confirma al observar el crecimiento sostenido de las vacantes asociadas al sector TIC en todas las dimensiones analizadas: habilidades generales, especializadas, TIC y teletrabajo. En particular, las vacantes relacionadas con habilidades TIC duplicaron su participación entre 2018 y 2023, mientras que las ocupaciones administrativas perdieron relevancia relativa en el mismo período.

Asimismo, el análisis de las habilidades específicas más demandadas evidencia una transformación significativa en los requerimientos de las empresas. Aunque herramientas como Excel y otros productos de Microsoft Office siguen apareciendo entre las más mencionadas, su participación ha caído sustancialmente desde 2018, posiblemente debido a que estas competencias se han vuelto estándares asumidos. Por otro lado, emergen con fuerza habilidades asociadas a tecnologías recientes como bases de datos NoSQL, desarrollo web y lenguajes de programación especializados, reflejando una actualización del perfil tecnológico buscado por las firmas. Esta evidencia sugiere que el mercado laboral formal se ha reconfigurado en torno a un conjunto más especializado de habilidades digitales. Sin embargo, una limitación importante es la dificultad para vincular estas vacantes con sectores económicos específicos, dado que la información contenida en los anuncios se centra en los requerimientos ocupacionales y no en la actividad productiva del empleador.

La contribución de esta investigación también es ofrecer una aproximación conceptual a las habilidades tecnológicas y abordarlas desde cuatro diferentes categorías que capturan el cambio en las necesidades de las firmas en medio de una crisis económica que forzó la aceleración de los procesos de automatización. Adicionalmente, la estrategia de recolección de datos permitió evaluar las necesidades inmediatas de las empresas, así como los cambios en la estructura de demanda de habilidades a lo largo del tiempo. Esta investigación también es significativa porque representa una dinámica importante del mercado laboral colombiano, dado que las bolsas de empleo virtuales y las redes sociales representan más del 50 % de las interacciones entre firmas y personas en el mercado laboral formal ([Cárdenas et al., 2015](#), [ManpowerGroup, 2018](#)).

El documento está estructurado de la siguiente manera: en la sección 2 se revisa la literatura sobre el estudio de la demanda laboral, en particular en un contexto posterior a un período recesivo. La sección 3 presenta la estrategia de recolección de datos, el marco conceptual y la estrategia empírica. En la sección 4 se discuten los resultados obtenidos y se presentan extensiones del modelo inicial. Finalmente, en la sección 5 se desarrollan las conclusiones y se proponen posibles investigaciones futuras.

2. Demanda laboral y cambios en la demanda de habilidades tecnológicas

El análisis de la demanda laboral en contextos de cambio tecnológico ha sido ampliamente desarrollado en países de altos ingresos ([Autor et al., 2003](#), [Acemoglu and Autor, 2010](#)). Esta literatura propone una distinción fundamental entre tareas rutinarias y no rutinarias, con base en el grado de autonomía y nivel de habilidades requeridas para su ejecución. Las tareas rutinarias tienden a ser predecibles, delimitadas y ejecutables mediante reglas explícitas. En contraste, las tareas no rutinarias exigen capacidades más complejas, como la comunicación interpersonal, la resolución de problemas y la toma de decisiones en contextos variables ([Autor et al., 2003](#)). A su vez, estas tareas pueden ser manuales o cognitivas, dependiendo del tipo de esfuerzo involucrado (físico o mental).

En esta misma línea, [Autor and Dorn \(2013\)](#) retoman y refinan la propuesta inicial de [Autor et al. \(2003\)](#), simplificando la clasificación de las tareas en tres grandes categorías: (1) tareas abstractas, relacionadas con actividades de dirección, razonamiento formal e interacción interpersonal intensiva; (2) tareas rutinarias, tanto cognitivas como motoras, caracterizadas por seguir procedimientos repetitivos y susceptibles de ser codificadas; y (3)

tareas manuales no rutinarias, asociadas a ocupaciones de servicios que requieren habilidades físicas y contacto directo con personas, y que resultan más difíciles de automatizar. Esta tipología ha sido ampliamente adoptada en la literatura para analizar la transformación de las ocupaciones frente al avance tecnológico, y constituye una referencia clave para estimar la susceptibilidad de distintas posiciones laborales a la automatización.

A partir de este marco conceptual, surgen clasificaciones de tareas según su nivel de automatización y la susceptibilidad de los puestos de trabajo a los desarrollos tecnológicos. [Frey and Osborne \(2013\)](#) implementan una metodología para estimar la probabilidad de automatización en 702 ocupaciones, clasificadas según la Clasificación Ocupacional Estándar (SOC, por sus siglas en inglés). Clasifican las ocupaciones en niveles de alto, medio y bajo riesgo, de acuerdo con su probabilidad de automatización. Los autores estiman que alrededor del 47 % del empleo total en Estados Unidos se encuentra en la categoría de alto riesgo, es decir, puestos de trabajo que probablemente se automatizarán en el mediano plazo (próximos 10 a 20 años).

La pandemia del COVID-19 generó restricciones de movilidad y medidas de aislamiento para la mayoría de la población. En ese contexto, [Dingel and Neiman \(2020\)](#) identificaron qué trabajos no podían realizarse desde ubicaciones remotas (como el hogar del trabajador) y clasificaron la viabilidad del trabajo remoto para todas las ocupaciones de la SOC, utilizando datos de encuestas de seguimiento de O*NET, la principal iniciativa de monitoreo del mercado laboral en Estados Unidos. Los resultados indican que el 37 % de los trabajos en ese país pueden realizarse desde casa o de manera remota.

El impacto de la pandemia en los mercados laborales de los países de ingreso medio, especialmente en América Latina, ha sido ampliamente documentado, dado que estas economías presentan una mayor vulnerabilidad estructural. En este contexto, la interacción entre automatización y crisis sanitaria tuvo como primer efecto el aumento pronunciado de las tasas de desempleo e informalidad. El estudio de [Azuara et al. \(2022\)](#) muestra que la tasa de ocupación en la región cayó hasta un 70 % al inicio de la pandemia, con los mayores efectos negativos concentrados en sectores con baja capacidad de adaptación tecnológica y alta exposición física al contagio. En contraste, actividades como tecnologías de la información y servicios financieros, con mayor posibilidad de operar mediante trabajo remoto, fueron menos afectadas. Sectores como educación y turismo, por su parte, continúan rezagados en la recuperación de los niveles de empleo prepandémicos.

Este contraste revela una dinámica de transformación acelerada en la estructura del empleo, donde las habilidades tecnológicas actúan como factor de resiliencia frente a cho-

ques exógenos. En otras palabras, las ocupaciones con mayores requerimientos digitales o mayor complementariedad con la tecnología no solo sufrieron menos durante la crisis, sino que también presentan mejores perspectivas de recuperación y crecimiento. Esta evidencia es clave para orientar el análisis empírico de este documento, que se enfoca precisamente en cómo evolucionó la demanda de habilidades tecnológicas en el mercado laboral colombiano tras el inicio de la pandemia.

Una ampliación relevante al análisis anterior la aporta [Bonavida et al. \(2022\)](#), quienes identifican tres factores de riesgo clave para los trabajadores en América Latina durante la pandemia: el riesgo de automatización, la inviabilidad del teletrabajo y la exposición al contagio físico. Estos elementos interactúan de forma desigual según las características socioeconómicas de los trabajadores, afectando con mayor intensidad a quienes tienen bajos niveles educativos, empleos informales y salarios bajos. La pandemia, al limitar la presencialidad en múltiples sectores, aceleró procesos de automatización precisamente en aquellos donde el teletrabajo no era viable. Esta dinámica amplificó las desigualdades estructurales del mercado laboral, dejando en situación de mayor vulnerabilidad a una amplia franja de la población ocupada. En este contexto, la posesión de habilidades tecnológicas aparece no solo como un activo productivo, sino como un mecanismo de protección frente a choques externos y transformaciones tecnológicas abruptas.

Por otra parte, [Arriagada \(2023\)](#) analiza el mercado laboral chileno y demuestra que la automatización tiene efectos heterogéneos según el nivel educativo de los trabajadores. Mientras que aquellos con mayor formación se benefician de los avances tecnológicos mediante aumentos en salarios y tasas de ocupación, los trabajadores con menor cualificación resultan más afectados negativamente. Mediante un modelo de búsqueda y emparejamiento (DMP), el autor estima que un aumento del 50 % en el capital automatizado eleva el desempleo en 1.3 % en sectores donde predomina la baja escolaridad, mientras que en sectores de alta educación el desempleo se reduce en 1.95 %. Estos resultados refuerzan la evidencia de que las habilidades —particularmente las complementarias al uso de tecnologías— funcionan como mecanismo de amortiguación ante los impactos negativos de la automatización.

En el caso colombiano, [Moreno Narváez \(2022\)](#) documenta cómo la automatización ha acelerado transformaciones estructurales en el empleo, especialmente en ocupaciones de baja cualificación. Su análisis del mercado laboral entre 2009 y 2017 revela que el 62 % de los trabajadores en Colombia enfrenta un alto riesgo de automatización, y que la educación opera como un mecanismo de protección ante este riesgo: los trabajadores con mayor ni-

vel educativo presentan menor probabilidad de ser reemplazados por tecnología. Además, el estudio encuentra efectos negativos sobre los salarios, concentrados en los sectores con menor cualificación, lo que sugiere que la automatización puede estar profundizando la desigualdad salarial. Estos hallazgos refuerzan la necesidad de analizar no solo los riesgos tecnológicos, sino también la evolución en la demanda de habilidades específicas que permitan adaptarse a un entorno laboral en transformación.

El estudio de [Sarango Iturralde \(2021\)](#) analiza cómo la pandemia modificó la demanda de habilidades en el mercado laboral colombiano. A medida que las empresas se adaptaban a las restricciones de movilidad y al distanciamiento social, la demanda de habilidades digitales se intensificó notablemente, en especial aquellas vinculadas al trabajo remoto. El autor documenta un incremento del 3% en los salarios ofrecidos para ocupaciones teletrabajables durante la pandemia, lo que sugiere una valorización creciente de los perfiles tecnológicos en el nuevo contexto laboral. Además, señala que la capacidad de adaptación al teletrabajo ha profundizado la polarización del mercado, generando una ventaja relativa para ocupaciones con mayor disposición hacia la tecnología.

La forma en que se publican y difunden las vacantes también ha experimentado una transformación significativa en los últimos años. Según [Morales et al. \(2021\)](#), el aumento en la publicación de vacantes en línea ha contribuido a mejorar la eficiencia del mercado laboral colombiano, al facilitar un emparejamiento más efectivo entre empleadores y trabajadores. El estudio muestra que los segmentos con mayor penetración de vacantes digitales presentan una menor tasa de vacantes para un mismo nivel de desempleo, lo que sugiere que las plataformas digitales están reduciendo las fricciones de información en el mercado. Esto demuestra que la tecnología no solo ha cambiado el tipo de habilidades requeridas, sino también la forma en que se estructura la interacción entre oferta y demanda laboral.

Finalmente, [Bonilla-Mejía et al. \(2023\)](#) presentan evidencia de que la pandemia incrementó el riesgo de automatización en Colombia, afectando con mayor intensidad a los trabajadores ubicados en sectores informales y de baja cualificación. Estos hallazgos subrayan la fragilidad estructural de ciertos segmentos del mercado laboral, que enfrentan barreras tanto para la formalización como para la adquisición de habilidades complementarias a la tecnología. El estudio concluye que, incluso en economías con baja inversión tecnológica, como la colombiana, los procesos de automatización pueden intensificarse cuando se presentan choques externos que encarecen el uso del capital humano. Esta evidencia refuerza la necesidad de analizar no solo el avance de la automatización en sí, sino también los mecanismos a través de los cuales las empresas ajustan su demanda de habilidades frente

a cambios estructurales abruptos.

A pesar del amplio cuerpo de literatura sobre los efectos de la automatización y el rol de la pandemia como acelerador de cambios en la demanda de habilidades, persiste un vacío en torno a cómo las empresas ajustan su demanda ocupacional en el mediano plazo, especialmente una vez superado el choque inicial de la crisis sanitaria. En particular, son escasos los estudios que distinguen entre distintos tipos de habilidades tecnológicas y que analizan sus trayectorias de demanda a lo largo del tiempo. Este documento busca contribuir a ese debate mediante la construcción de una tipología de habilidades tecnológicas y un análisis longitudinal de vacantes laborales en Colombia durante y después de la pandemia. Al centrarse en los efectos persistentes del cambio tecnológico inducido por la crisis, el estudio ofrece evidencia empírica relevante para entender la transformación estructural del empleo en economías de ingreso medio.

3. Datos, marco conceptual y estrategia empírica

3.1. Datos

Este estudio utiliza una base de datos de ofertas laborales, construida mediante un proceso de web scraping, que recopiló todos los registros disponibles en empleo.com, el portal de empleo más importante de Colombia, durante el periodo comprendido entre el 1 de enero de 2018 y el 31 de diciembre de 2023 (véase Apéndice 1). Las ofertas laborales son las publicaciones en la página web que contienen detalles como el título del puesto, la descripción, el nivel educativo requerido, el rango salarial, la experiencia mínima, el sector, la profesión, entre otras características. Las vacantes, por otro lado, se refieren al número de puestos de trabajo disponibles en cada oferta laboral. Por ejemplo, una oferta de “Asesor comercial para entidad financiera” puede describir un solo puesto, pero ofrece varias vacantes para diferentes ubicaciones (geográficas o de establecimiento). En esta investigación, la unidad de análisis son las vacantes —y no las ofertas de empleo—, dado que éstas representan el número real de puestos de trabajo ofrecidos.

La información extraída fue transformada en una base de datos estructurada con formato panel, lo que requirió un proceso riguroso de limpieza y clasificación. Durante la recolección, se identificaron ofertas incompletas en variables clave como nivel educativo, experiencia requerida o sector económico. La depuración de datos se realizó mediante un enfoque dual: por un lado, un diagnóstico estadístico permitió detectar valores atípicos en variables como el tiempo de publicación y el número de vacantes ofertadas; por otro

lado, un diagnóstico conceptual verificó la consistencia interna entre variables —por ejemplo, entre profesión declarada y nivel educativo requerido— y la completitud de campos descriptivos esenciales.

En el diagnóstico estadístico se identificaron valores atípicos en variables clave, como el número de vacantes por oferta y el intervalo entre la fecha de publicación y cierre. En paralelo, el diagnóstico conceptual verificó la coherencia interna de los registros, evaluando relaciones entre variables como nivel educativo, profesión y experiencia laboral requerida, además de revisar la completitud de los campos descriptivos. El procedimiento completo, que incluye los criterios de exclusión y los algoritmos empleados para la detección y corrección de inconsistencias, se detalla en el Apéndice 2.

Tras el proceso de depuración, la base final incluye 2.334.153 ofertas laborales, que representan un total de 3.416.458 vacantes. El análisis principal se restringe a las ofertas que reportan entre una y diez vacantes, rango que concentra el 95 % del total, con el fin de reducir el sesgo potencial causado por valores extremos. Adicionalmente, en la Sección 4 se presentan estimaciones alternativas utilizando distintas segmentaciones de la base de datos según el número de vacantes, a modo de prueba de robustez para validar la estabilidad de los resultados.

3.2. Marco conceptual: tipología de habilidades tecnológicas y clasificación de ocupaciones

La combinación entre los avances tecnológicos recientes y el impacto de la pandemia aceleró procesos de transformación en los perfiles laborales requeridos por las empresas, particularmente en lo que respecta a habilidades tecnológicas. El desplazamiento progresivo de habilidades tradicionales por competencias digitales representa un indicador clave de los cambios estructurales en la organización del trabajo. En este contexto, resulta necesario construir una tipología de habilidades tecnológicas que, además de capturar dimensiones asociadas a la automatización, sea pertinente para el análisis de mercados laborales en países en desarrollo como Colombia.

Este estudio propone una tipología basada en cuatro dimensiones complementarias de habilidades tecnológicas: (1) habilidades tecnológicas generales, (2) habilidades tecnológicas especializadas, (3) habilidades asociadas al sector TIC declarado por el empleador y (4) habilidades vinculadas al teletrabajo. Estas categorías no son excluyentes y permiten capturar distintos niveles de intensidad tecnológica en las vacantes. La clasificación de cada vacante se basa en el análisis del título, la descripción textual y la categorización sectorial,

utilizando algoritmos de emparejamiento semántico y reconocimiento de patrones.

En primer lugar, se construyó una variable que identifica todas las vacantes que mencionan al menos una de las 150 habilidades laborales más demandadas según O*NET, el sistema de información ocupacional del Departamento de Trabajo de Estados Unidos, ampliamente referenciado en la literatura internacional. Estas habilidades fueron organizadas en tres subcategorías funcionales:

1. **Habilidades especializadas**: asociadas a la producción de bienes y servicios TIC, como programación, desarrollo de software o gestión de redes (por ejemplo, SQL, Python, Java, SAP).
2. **Habilidades genéricas**: relacionadas con el uso cotidiano de herramientas ofimáticas y de comunicación (por ejemplo, Excel, Word, Outlook, Google).
3. **Habilidades complementarias**: vinculadas al uso de redes sociales y plataformas digitales con fines laborales o comerciales (por ejemplo, Instagram, Facebook, Teams, Slack).

Cualquier vacante que contenga al menos una de estas palabras clave es clasificada como tecnológica en esta primera categoría. Esta variable ofrece una aproximación amplia y sensible a las transformaciones digitales en el mercado laboral.

A partir de este conjunto más general, se construyó una segunda variable centrada únicamente en las vacantes que hacen referencia explícita a habilidades especializadas, como lenguajes de programación o herramientas avanzadas de desarrollo. Esta categoría permite identificar ocupaciones con un uso intensivo de conocimiento tecnológico, y tiende a reflejar funciones del sector de tecnologías de la información, ingeniería de software o infraestructura digital.

La tercera dimensión considera el sector económico declarado por el empleador al momento de publicar la vacante. Si esta fue registrada bajo la categoría “Sistemas y Tecnología” y contiene términos clave como “TIC”, “tecnologías de la información” o “sistemas” en el título o la descripción, se clasifica también como tecnológica. Esta variable complementa el análisis textual con información institucional explícita.

Finalmente, se construyó una variable para identificar vacantes con posibilidad de trabajo remoto. Para ello, se aplicó un algoritmo de búsqueda de más de 50 términos vinculados al teletrabajo, como “trabajo en casa”, “home office” o “trabajo remoto”. Esta dimensión resulta especialmente relevante en el contexto postpandemia, al reflejar transformaciones en la organización espacial del trabajo.

Clasificación de las ofertas laborales

Una parte fundamental de la construcción de la base de datos fue la clasificación ocupacional de cada vacante. Este proceso se basó en la correspondencia entre las tareas descritas por las empresas en los anuncios de empleo y las funciones propias de las ocupaciones definidas en la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO). Para ello, se implementó un algoritmo de emparejamiento de texto que compara la descripción y el título de cada vacante con los títulos y descripciones ocupacionales de la CIUO. La clasificación se considera exitosa si el porcentaje de similitud entre ambos textos supera el 80 %. Los detalles del algoritmo y su validación se presentan en el Apéndice 3.

Este procedimiento permitió clasificar el 52 % de las vacantes a 4 dígitos de la CIUO. Para el 48 % restante, se aplicó una clasificación a 2 dígitos, lo que permitió aumentar la cobertura al 90 % de las vacantes. Adicionalmente, un 5 % fue clasificado mediante revisión manual o imputaciones basadas en otras variables del registro. La distribución de vacantes clasificadas a 4 dígitos revela una alta concentración en un número reducido de ocupaciones. Como se observa en la Tabla 1, cinco ocupaciones concentran el 46 % del total de vacantes clasificadas a este nivel de desagregación: profesionales en redes de computadores, ingenieros industriales y de producción, contadores, profesionales en gestión del talento humano, y analistas de préstamos y créditos. Las dos primeras están directamente relacionadas con el sector de tecnologías de la información y reflejan una alta demanda de habilidades digitales especializadas. En particular, la ocupación de profesionales en redes de computadores representa más del 20 % de todas las vacantes clasificadas a 4 dígitos, lo que la convierte en la más demandada del período 2018–2023.

Tabla 1. Ocupaciones con mayor demanda

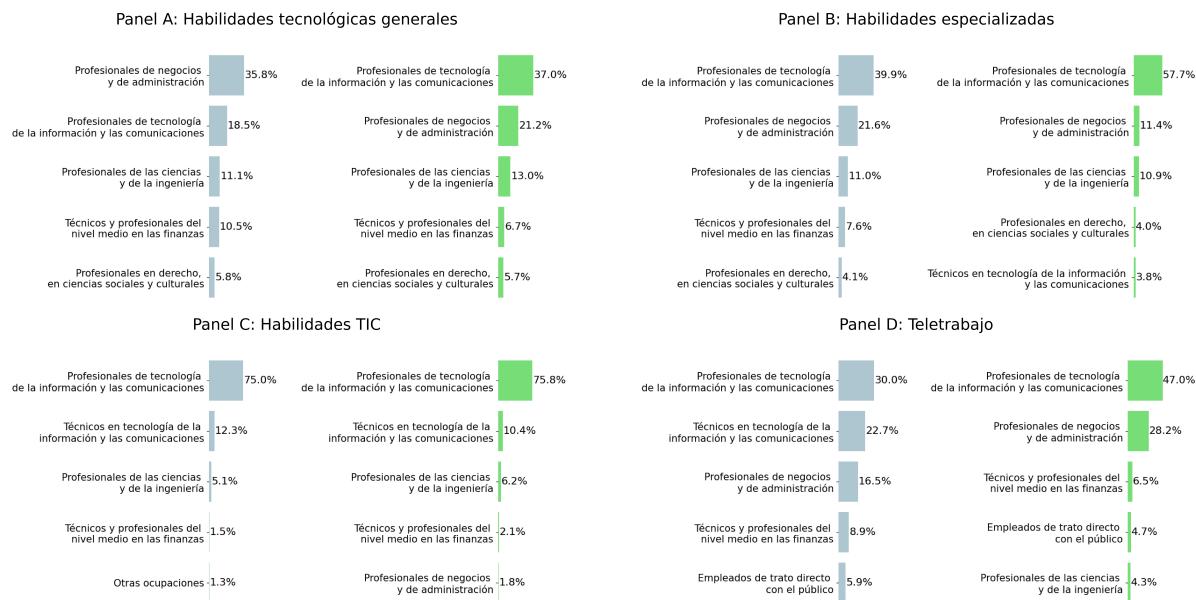
CIUO	Nombre de la ocupación	Número de vacantes
2523	Profesionales en redes de computadores	320.150
2141	Ingenieros industriales y de producción	145.890
2411	Contadores	118.406
2423	Profesionales de gestión de talento humano	79.784
3312	Analistas de préstamos y créditos	55.648

Fuente: Base de datos de vacantes en línea construida por el autor. Cálculos y elaboración del autor.

En la Figura 2 se muestra la evolución de la composición ocupacional de las vacantes que requieren habilidades tecnológicas, diferenciadas según las cuatro dimensiones consideradas en este estudio: habilidades tecnológicas generales, habilidades especializadas, habilidades

TIC y posibilidad de teletrabajo. En cada panel se presenta la participación porcentual de las cinco ocupaciones más representativas en los años 2018 (columna izquierda, color gris) y 2023 (columna derecha, color verde), permitiendo identificar los principales cambios en la demanda por perfiles laborales durante este período.

Figura 2. Ocupaciones más demandadas por tipo de habilidad tecnológica



Fuente: Base de datos de vacantes en línea construida por el autor. Cálculos y elaboración del autor.

El caso más notable es el de los profesionales en tecnologías de la información y las comunicaciones, que incrementaron su participación en las vacantes de forma sostenida en las cuatro dimensiones analizadas. En la categoría de habilidades generales, esta ocupación pasó de representar el 18,5 % de las vacantes en 2018 al 37,0 % en 2023, con un crecimiento de 18,5 puntos porcentuales. Este aumento coincide con una reducción significativa en los profesionales de negocios y administración, cuya participación cayó de 35,8 % a 21,2 %, lo que equivale a una disminución de 14,6 puntos porcentuales. Este cambio sugiere una reconfiguración de la demanda tecnológica en el mercado laboral, que ha desplazado los perfiles administrativos tradicionales en favor de ocupaciones con mayores niveles de cualificación técnica.

Un patrón similar se observa en el caso de las habilidades especializadas, donde los profesionales TIC también ampliaron su peso relativo de forma considerable. En 2018

representaban el 39,9 % de las vacantes especializadas, mientras que en 2023 alcanzaron el 57,7 %, con un incremento de 17,8 puntos porcentuales. De forma paralela, la participación de los profesionales en negocios y administración se redujo de 21,6 % a 11,4 %, lo que representa una caída de 10,2 puntos porcentuales. Este cambio refuerza la hipótesis de que la demanda de habilidades especializadas se ha concentrado en ocupaciones directamente relacionadas con el desarrollo tecnológico y la creación de soluciones digitales, dejando en segundo plano las funciones administrativas o transversales.

En el caso de las habilidades TIC, se observa una mayor estabilidad. Los profesionales TIC ya concentraban el 75,0 % de las vacantes en 2018 y su participación aumentó ligeramente a 75,8 % en 2023, consolidando su posición dominante en esta dimensión. No obstante, los técnicos en TIC perdieron participación en el mismo período, al pasar de 12,3 % a 10,4 %, lo que refleja una tendencia a priorizar perfiles profesionales sobre técnicos para cubrir este tipo de habilidades. Esta disminución se suma a la caída observada en ocupaciones de nivel técnico vinculadas a finanzas y economía, como los técnicos del nivel medio en finanzas y administración, cuya participación bajó de 4,3 % a 3,7 %.

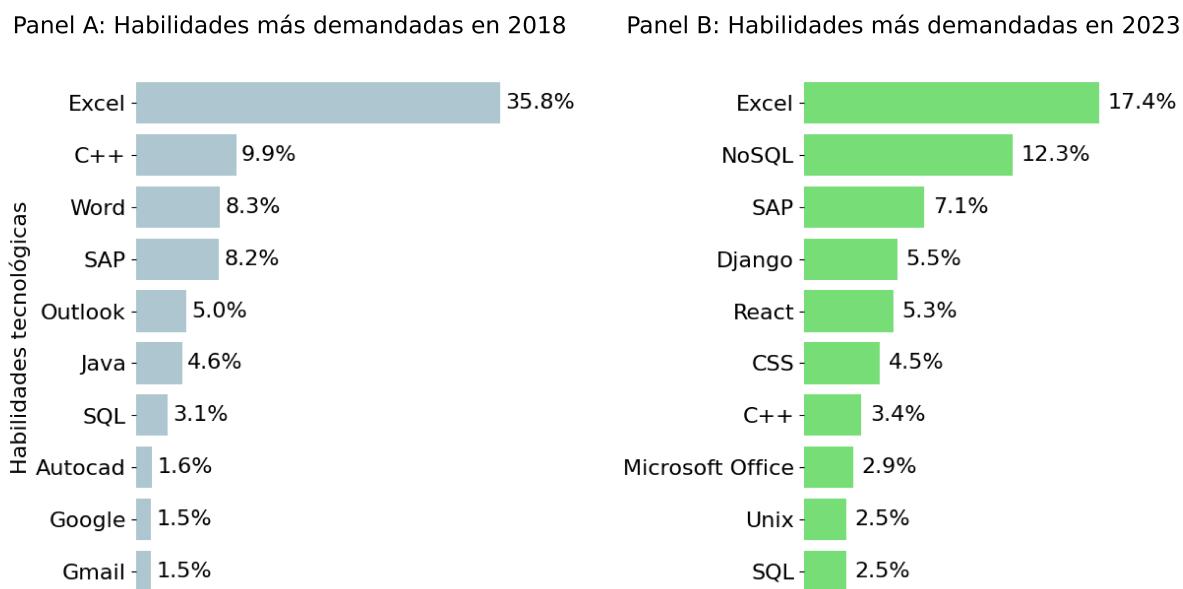
Por otro lado, el análisis de las vacantes susceptibles de teletrabajo revela una dinámica distinta. Aunque los profesionales TIC también lideran esta dimensión y aumentan su participación de 30,0 % en 2018 a 47,0 % en 2023 (un incremento de 17 puntos porcentuales), se observa también un crecimiento entre los profesionales de negocios y administración, que pasaron de 22,7 % a 28,2 %. En contraste, los empleados de trato directo con el público redujeron su participación de 5,9 % a 4,7 %, aunque el número absoluto de vacantes con posibilidad de teletrabajo para este tipo de ocupación se triplicó en el período analizado. Este resultado sugiere que, si bien la posibilidad de trabajo remoto sigue estando más presente en ocupaciones técnicas, existen esfuerzos de adaptación incluso en ocupaciones con componentes presenciales importantes.

Finalmente, resulta llamativo que los niveles técnicos y tecnológicos no sean altamente demandados en ninguna de las categorías de habilidad tecnológica. En 2018, este tipo de conocimientos estaba principalmente asociado a ocupaciones de cualificación media y formación técnica en áreas administrativas o contables. Sin embargo, en 2023 se observa un reposicionamiento de las ocupaciones técnicas vinculadas al sector TIC, que se ubican entre las cinco más representativas dentro de la categoría de habilidades especializadas. Este cambio sugiere que, aunque los perfiles técnicos no lideran en número absoluto, sí están recuperando relevancia en nichos específicos altamente digitalizados.

El análisis a nivel ocupacional es clave para comprender los cambios estructurales del

mercado laboral, pero la base empírica de este estudio permite también identificar con precisión las habilidades tecnológicas específicas más demandadas. En la Figura 3 se presentan las diez habilidades más mencionadas en las vacantes entre 2018 y 2023. Un primer hallazgo es que, aunque las herramientas de Microsoft Office siguen ocupando un lugar destacado —en particular Excel, exigida en el 17,4 % de las vacantes en 2023—, su participación ha disminuido significativamente frente a 2018, cuando representaba el 35,8 %. Esta caída de más de 18 puntos porcentuales podría explicarse por una mayor normalización de estas competencias en el entorno laboral, lo que lleva a que las empresas ya no consideren necesario mencionarlas explícitamente en las descripciones de las vacantes.

Figura 3. Top 10 de habilidades tecnológicas más demandadas 2018 - 2023



Fuente: Base de datos de vacantes en línea construida por el autor. Cálculos y elaboración del autor.

Un segundo hallazgo es la persistencia, aunque con cierta reducción, de habilidades especializadas tradicionales como SAP, C++ y SQL. A pesar de perder algo de participación, estas habilidades siguen figurando entre las más demandadas, lo que indica su relevancia continua en los procesos productivos digitales. En contraste, destaca la irrupción de nuevas tecnologías en el mercado laboral posterior a la pandemia. En 2023, por ejemplo, aparece con fuerza la demanda de conocimientos en bases de datos NoSQL, que alcanza una participación del 12,3 %, y de lenguajes y entornos asociados al desarrollo web como Django,

React y CSS. Estas tecnologías no figuraban entre las principales habilidades requeridas en 2018, lo que evidencia una actualización del perfil tecnológico buscado por las empresas, cada vez más orientado al manejo de grandes volúmenes de datos y a la construcción de soluciones digitales escalables.

Por último, si bien la base de datos permite caracterizar con detalle las vacantes en términos de ocupaciones y habilidades, presenta limitaciones importantes para clasificarlas de manera precisa según el sector económico de los empleadores. Esto se debe a que las ofertas de empleo en plataformas digitales están diseñadas para describir principalmente los requisitos del cargo —nivel educativo, experiencia, conocimientos técnicos—, sin brindar información estructurada sobre la actividad económica del anunciante. Esta carencia dificulta los análisis sectoriales con alto nivel de desagregación, especialmente en sectores como el agro o la administración pública, donde la exposición a la automatización y los efectos de la pandemia podrían ser distintos.

3.3. Estrategia empírica

La estrategia empírica busca modelar y estimar el comportamiento de la demanda de habilidades por parte de las firmas, así como evaluar si la trayectoria de ese proceso —particularmente en lo relativo a la automatización— se vio acelerada por la pandemia del COVID-19. Tal como se mencionó en la introducción, una recesión de esta magnitud conlleva decisiones excepcionales por parte de las empresas, que pueden no reflejar sus estrategias estructurales de asignación entre capital y trabajo. No obstante, es un claro indicio de las decisiones futuras que pueden tomar las empresas en torno a los procesos que puedan ser automatizables y, por ende, resulten en un cambio en la demanda de capital humano. Lo que se espera ver en el resultado de la estimación es una recuperación menor en ocupaciones con tareas automatizables y una recuperación más pronunciada en sectores de servicios y actividades de interacción humana que se reactivan con rapidez una vez se relajan las restricciones de aislamiento y libre circulación de la población ([Acemoglu and Restrepo, 2020](#)).

El modelo propuesto captura 1) las diferencias entre las trayectorias de la demanda de vacantes tecnológicas y las que no lo son y 2) muestra el efecto diferenciado que generó la pandemia sobre las ocupaciones. El modelo principal a estimar es:

$$\ln[V_{i,t}] = \beta(tec_i * D_t) + \gamma X'_{i,t} + \phi_t + \eta_i + \epsilon_{i,t} \quad (1)$$

Donde i corresponde a la ocupación y t al periodo (mes-año) de publicación de la vacante. La variable dependiente principal V corresponde al número de vacantes. El término tec corresponde a las cuatro maneras de definir habilidades tecnológicas, que se describieron en la sección anterior. El proceso para clasificar una ocupación como tecnológica es el siguiente: primero, se calcula la suma de vacantes tecnológicas en cada ocupación y se determina la proporción sobre el número total de vacantes. Segundo, se establece un umbral en el percentil 75 para cada tipo de categoría tecnológica, lo que significa que solo las ocupaciones con una proporción de vacantes tecnológicas en el 25 % más alto son consideradas como tecnológicas en esa categoría. En ese contexto, si una ocupación tiene una proporción de vacantes tecnológicas mayor o igual a este percentil, se clasifica como tecnológica (se asigna un valor de 1), y si está por debajo del umbral, se clasifica como no tecnológica (valor de 0). Este proceso se aplica a los cuatro criterios mencionados, por lo que una ocupación se considera tecnológica si cumple con alguno de estos criterios.

La variable dicótoma D toma los valores de 1 para todos los meses posteriores a enero de 2020 y 0 de lo contrario. X corresponde al vector de covariables como nivel educativo, años de experiencia y posición ocupacional. Se incluyen además efectos fijos de ocupación y efectos fijos de tiempo que permiten controlar por características preexistentes de las vacantes que no varían con el tiempo. Adicionalmente, los efectos fijos de tiempo permiten controlar la estacionalidad y el ciclo económico.

No obstante, el modelo de diferencias en diferencias solamente toma una “foto” de la situación después del periodo de referencia del inicio de la pandemia en Colombia. La estimación del $\hat{\beta}$ permite capturar una diferencia entre las ocupaciones tecnológicas frente a las que no lo son y eso refleja el efecto de la pandemia agregado sobre todos los momentos posteriores a enero de 2020. Si bien este efecto no diferenciado por períodos es de interés de esta investigación, no es el principal, puesto que el efecto dinámico posterior a la recuperación de los niveles de empleo es el que realmente se quiere estimar. En ese sentido, se propone la estimación de un modelo de estudio de eventos de la siguiente manera:

$$\ln[V_{i,t}] = \sum_{k \neq 0} \beta_k (tec_i * D_k) + \gamma X'_{i,t} + \phi_i + \delta_t + \epsilon_{i,t} \quad (2)$$

En este caso t toma valores entre 1 y 72, que corresponden a cada mes y año entre enero de 2018 y diciembre de 2023. La variable auxiliar ($k = t - t_0$) toma valores entre -24 y 47. Por su parte, D es la variable dicótoma que indica el momento relativo a enero de 2020, donde $D = 1$ si $k > 0$ y $D = 0$ si $k < 0$. Finalmente X es el vector de covariables

(educación, experiencia y grupo posicional). Lo más importante del modelo es entender que los β_k para $k > 0$ capturan los efectos dinámicos post pandemia, que se espera que sean positivos y significativos, mientras que los β_k para $k < 0$ permiten validar el supuesto de tendencias paralelas previas a la pandemia y, por ende, se espera que sean iguales a cero.

Los modelos de estudio de eventos son una extensión del enfoque tradicional de diferencias en diferencias. Una de las principales ventajas de estos modelos es que relajan el supuesto de que el tratamiento ocurre de manera simultánea para todas las observaciones. Sin embargo, en esta investigación, se utiliza el modelo para evaluar, de forma diferenciada, la intensidad del efecto de la pandemia en cada período posterior a enero de 2020 y en cada ocupación específica. Los distintos picos de la pandemia permiten observar cómo responden las empresas en términos de sus decisiones sobre la demanda de habilidades tecnológicas de cualquier tipo. Además, este enfoque permite analizar hasta qué punto las estrategias de reducción de mano de obra y la creación de puestos de trabajo que pueden realizarse de manera remota permitiendo evaluar si dichas decisiones reflejan cambios estructurales en la organización del trabajo o respuestas transitorias ante el choque.

4. Resultados

Los resultados obtenidos a partir de la estimación de la Ecuación 1, el enfoque de diferencias en diferencias, indican un efecto significativo y positivo del evento postpandemia sobre las vacantes en ocupaciones tecnológicas (Tabla 2). La interacción entre el período postpandemia y la variable dicótoma de habilidades tecnológicas muestra que, en promedio, las vacantes en ocupaciones tecnológicas aumentaron entre un 45,9% y un 98,2% más que en ocupaciones no tecnológicas. Este resultado sugiere que la pandemia generó un impacto sustancial en la demanda de habilidades tecnológicas por parte de las empresas, lo cual es coherente con la aceleración de la transformación digital y la creciente adopción de tecnologías como el teletrabajo y los servicios TIC. Los efectos son consistentes en las 4 diferentes especificaciones, aunque el impacto es más intensivo en la categoría de habilidades TIC y menos pronunciado en la dimensión de teletrabajo.

El efecto positivo y significativo se mantiene con el uso de efectos fijos de tiempo y ocupación que ayudan a controlar factores invariables en el tiempo dentro de las ocupaciones y factores específicos de cada período, asegurando que el efecto capturado sea un cambio dentro de las ocupaciones tecnológicas. El ajuste del modelo varía entre las dife-

Tabla 2. Resultados de regresión con efectos fijos

Variables explicativas	Habilidad tecnológica general (1)	Habilidad tecnológica especializada (2)	Habilidad Sector TIC (3)	Habilidad Teletrabajo (4)	Habilidad tecnológica general (5)	Habilidad tecnológica especializada (6)	Habilidad Sector TIC (7)	Habilidad Teletrabajo (8)
Post_evento * tecnológica	0.7873*** (0.0398)	0.5187*** (0.0465)	0.6840*** (0.0423)	0.5537*** (0.0460)	0.7873*** (0.0398)	0.6600*** (0.0454)	0.4756*** (0.0465)	0.3777*** (0.0458)
Constante	5.2431*** (0.0107)	5.0722*** (0.1830)	5.2605*** (0.0112)	4.9688*** (0.1811)	5.2431*** (0.0107)	5.0059*** (0.1789)	5.2954*** (0.0123)	4.8912*** (0.1837)
Covariables								
Años de experiencia	NO	SI	NO	SI	NO	SI	NO	SI
Nivel educativo	NO	SI	NO	SI	NO	SI	NO	SI
Nivel ocupacional	NO	SI	NO	SI	NO	SI	NO	SI
Efectos fijos de tiempo	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Efectos fijos de ocupación	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Observaciones	2,520	2,520	2,520	2,520	2,520	2,520	2,520	2,520
Grupos (ocupaciones)	33	33	33	33	33	33	33	33
R-cuadrado	0.1123	0.1334	0.0847	0.1403	0.1123	0.1619	0.0410	0.1135

Errores estándar robustos en paréntesis

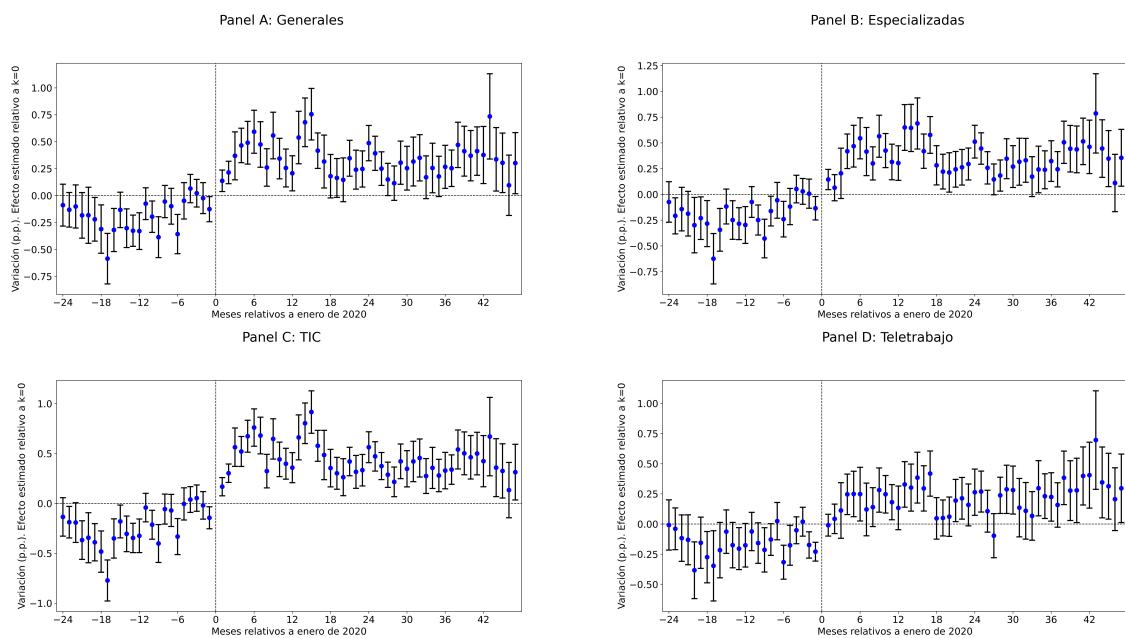
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1p

rentes especificaciones, lo que indica que la inclusión de covariables y el tipo de habilidad influyen en la capacidad del modelo para explicar la variación en las vacantes. Sin embargo, la consistencia en la significancia de los coeficientes confirma la robustez de los resultados.

Tal como se mencionó en la sección anterior, uno de los principales intereses del documento es poder estimar el efecto dinámico de la pandemia en la demanda de habilidades tecnológicas. En ese contexto, se estima el modelo de estudio de eventos planteado en la Ecuación 2 para las cuatro categorías de habilidades tecnológicas que se definieron en la Subsección 3.2. Los resultados presentados en la Figura 4 muestran el impacto diferencial de la pandemia. En el Panel A (habilidades tecnológicas generales), se observa un aumento gradual en las vacantes tecnológicas conforme avanzan los meses después de enero de 2020, con un impacto más pronunciado en los meses posteriores. De manera similar, en el Panel B (habilidades tecnológicas especializadas), la tendencia es también al alza, aunque con una menor magnitud que en las habilidades generales. Esto sugiere que las vacantes en ocupaciones que requieren habilidades especializadas también crecieron significativamente después del evento.

En el Panel C (TIC), las vacantes relacionadas con el sector de Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) presentan un comportamiento más volátil, pero con un claro aumento después del evento, alcanzando su punto máximo alrededor de los 18 meses posteriores. Finalmente, en el Panel D (Teletrabajo), las vacantes relacionadas con el teletrabajo no muestran un efecto contundente y muchos de los coeficientes no son significativos luego de varios períodos de postpandemia. Los resultados que muestran una no confirmación del supuesto de tendencias paralelas pueden ser debido a la diferencia que se observa en 2018 y 2019 frente a las vacantes no tecnológicas, estructura que no se ha

Figura 4. Efecto dinámico de la pandemia en la demanda de vacantes tecnológicas



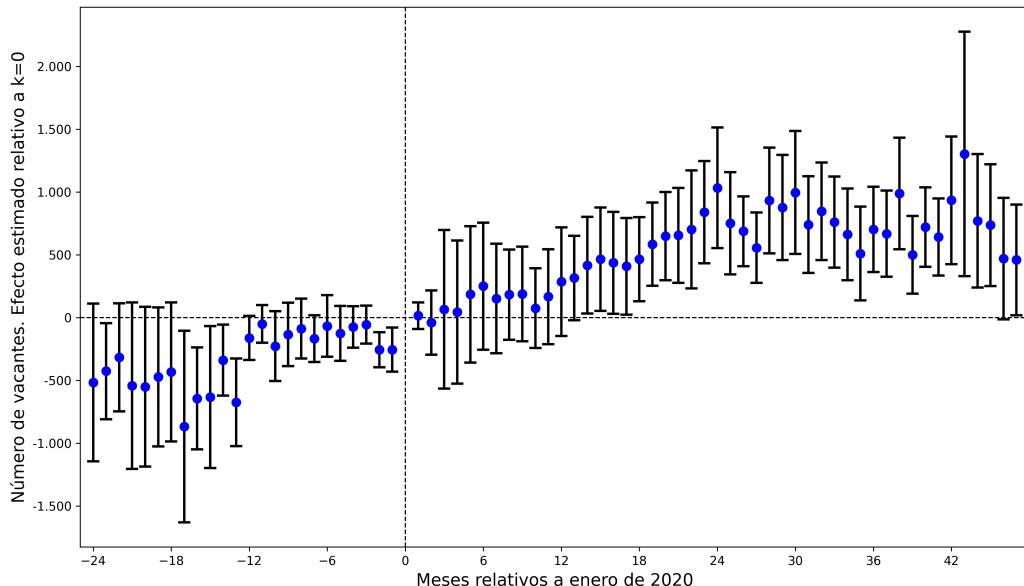
Fuente: Base de datos de vacantes en línea construida por el autor. Cálculos y elaboración del autor.

Nota: Los coeficientes estimados representan el efecto dinámico mensual respecto al periodo de referencia (enero de 2020). Cada coeficiente muestra la diferencia adicional estimada en el número de vacantes entre las ocupaciones con demandas de habilidades tecnológicas en comparación con las no tecnológicas. Los errores estándar se agrupan a nivel de ocupación.

recuperado y parece que se transformó permanentemente.

Desde una mirada de los valores absolutos de las vacantes, y no desde la transformación logarítmica de la variable dependiente como se planteó en el modelo principal, los resultados muestran que la pandemia tuvo un impacto significativo y un aumento sustancial en comparación con la diferencia observada en enero de 2020. En la Figura 5 se puede evidenciar cómo este aumento es más evidente en los primeros 18 meses después del inicio de la pandemia y, aunque los efectos parecen estabilizarse, las vacantes tecnológicas mantienen una ventaja relativa en esa diferencia a largo plazo.

Figura 5. Demanda de vacantes tecnológicas (TIC)



Fuente: Base de datos de vacantes en línea construida por el autor. Cálculos y elaboración del autor.
Nota: Los coeficientes estimados representan el efecto dinámico mensual respecto al periodo de referencia (enero de 2020). Cada coeficiente muestra la diferencia adicional estimada en el número de vacantes entre las ocupaciones con demandas de habilidades tecnológicas en comparación con las no tecnológicas. Los errores estándar se agrupan a nivel de ocupación.

En la Figura 5 se representa la evolución de la diferencia entre vacantes tecnológicas y no tecnológicas antes y después de enero de 2020. Antes de la pandemia, los coeficientes estimados son principalmente negativos, lo que indica que la diferencia entre vacantes tecnológicas y no tecnológicas era menor que en enero de 2020. En promedio, las vacantes

no tecnológicas superaban a las tecnológicas por aproximadamente 500 vacantes mensuales en comparación con la diferencia observada en enero de 2020. Esta diferencia se mantiene estable hasta los meses cercanos a enero de 2020, cuando la brecha comienza a reducirse, acercándose a cero, lo que sugiere que la pandemia aún no había alterado significativamente la relación entre vacantes tecnológicas y no tecnológicas. Adicionalmente, esto confirma el supuesto de tendencias paralelas en la medida en que esas diferencias antes del período de referencia son cero o no son significativas.

En los meses posteriores, especialmente entre los meses 6 y 24, se observa un aumento marcado en los coeficientes estimados, lo que refleja que la diferencia entre vacantes tecnológicas y no tecnológicas comenzó a ampliarse a favor de las vacantes tecnológicas, con entre 500 y 1000 vacantes adicionales por mes respecto a la diferencia de enero de 2020. Este crecimiento sostenido sugiere una rápida respuesta de las empresas para adaptarse a las nuevas condiciones derivadas de la pandemia, impulsando una mayor demanda de ocupaciones tecnológicas. En el largo plazo, representado por los meses posteriores al mes 36, los coeficientes fluctúan pero siguen siendo positivos, alcanzando hasta 2000 vacantes adicionales en torno al mes 42. La tendencia se estabiliza, con un nivel sostenido de vacantes tecnológicas que permanece por encima de los valores iniciales.

Esto podría indicar que las empresas han integrado las habilidades tecnológicas como un componente estructural de su demanda laboral, más allá del impacto directo del choque inicial. Además, la amplitud de los intervalos de confianza se amplía ligeramente en los últimos períodos, lo que sugiere cierta variabilidad en los efectos a medida que las firmas alcanzan un nuevo equilibrio. Sin embargo, la tendencia general indica que las adaptaciones tecnológicas han dejado un impacto duradero en la estructura del mercado laboral, consolidando una transformación sostenida en la composición de la demanda de habilidades por parte de las empresas.

La transformación logarítmica de la variable dependiente permite interpretar los coeficientes como cambios porcentuales, lo que facilita una mejor comparación entre esa diferencia estimada. Las vacantes tecnológicas aumentaron alrededor de un 50 % en comparación con las no tecnológicas durante varios meses, en relación con la diferencia observada en enero de 2020. Este crecimiento porcentual es consistente en los primeros meses después. A medida que pasa el tiempo, los coeficientes tienden a estabilizarse, pero siguen siendo positivos, lo que sugiere que la pandemia tuvo un impacto duradero y significativo en la demanda de habilidades tecnológicas y que puede significar un comportamiento estructural y no temporal por parte de las empresas.

En los primeros cinco períodos después del evento de referencia, las vacantes tecnológicas se reducen de manera generalizada en todas las ocupaciones, evidenciando el impacto inicial de la pandemia. Sin embargo, a partir de los 7 u 8 meses después, comienza a hacerse evidente la ampliación de la brecha a favor de las vacantes tecnológicas en comparación con las no tecnológicas. Los coeficientes estimados son particularmente precisos entre los meses 18 y 42, con intervalos de confianza más ajustados que indican una mayor certeza en las estimaciones.

En el contexto de la "nueva normalidad", pasados los primeros 18 meses de la pandemia, algunas empresas multinacionales con alta demanda de capital humano y tecnología, como Amazon (quinta empresa más grande del mundo por capitalización bursátil), comenzaron a valorar nuevamente el trabajo presencial, lo que sugiere que ciertos sectores podrían retornar a prácticas tradicionales, aunque la demanda tecnológica sigue en aumento en comparación con las vacantes no tecnológicas. Sin embargo, este comportamiento puede no ser generalizable para todas las industrias.

Al comparar los resultados basados en el número de vacantes, es posible observar cómo el tamaño de la publicación afecta la estructura de las ofertas. En las publicaciones con una sola vacante, las ocupaciones tienden a ser de mayor nivel de cualificación, dado que estas posiciones tienden a ser más específicas y requieren menos contrataciones. En cambio, al aumentar el número de vacantes por oferta, es más probable que se incluyan ocupaciones de baja o media cualificación, donde se necesita contratar más personal, lo que permite una mejor comparación entre la tipología de habilidad tecnológica. En este contexto, las ocupaciones tecnológicas, al ser más demandadas en términos estructurales, presentan un crecimiento sostenido, incluso si el número de vacantes no tecnológicas también aumenta.

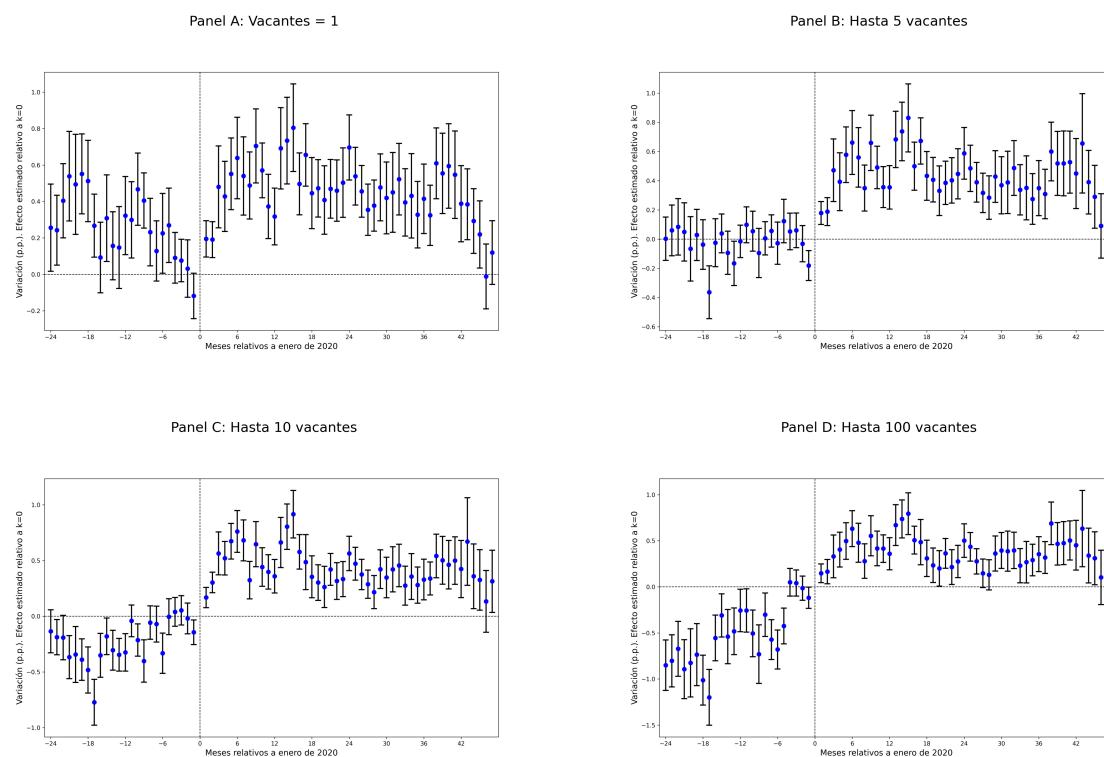
El análisis muestra cómo, en la medida en que aumenta el número de vacantes por oferta publicada, el número de ocupaciones de baja cualificación también crece. Esto implica que las ofertas con un número más elevado de vacantes tienden a representar mejor las ocupaciones menos especializadas. En este sentido, las vacantes tecnológicas, al estar más ligadas a habilidades especializadas, seguirán presentando una mayor demanda estructural a largo plazo en comparación con las vacantes no tecnológicas, aunque el número de vacantes no tecnológicas también pueda aumentar.

En el modelo se incluyen como variables explicativas el nivel educativo y los años de experiencia requeridos para postularse a la vacante, ambas resultando altamente significativas. El impacto de las covariables se presenta con la dirección esperada: un aumento de una unidad en el nivel educativo se asocia con una reducción del 36 % en el número de

vacantes. Esto sugiere que las vacantes que demandan mayores niveles educativos tienden a ser más especializadas y de mayor cualificación, razón por la cual hay menos vacantes publicadas para estos perfiles. La experiencia laboral también es determinante en el número de vacantes publicadas: un año adicional de experiencia requerida reduce el número de vacantes en un 10 %. Esto refleja que, conforme aumenta la experiencia exigida, las vacantes tienden a ser más específicas y, por tanto, menos numerosas en el mercado laboral. Ambos resultados confirmar la idea de que la complejidad y especialización del perfil requerido tienden a estar asociados con una menor cantidad de vacantes tecnológicas publicadas.

Chequeos de robustez

Figura 6. Efecto dinámico en la demanda de vacantes tecnológicas según tamaño de segmentación de la base



Fuente: Base de datos de vacantes en línea construida por el autor. Cálculos y elaboración del autor.
Nota: Los coeficientes estimados representan el efecto dinámico mensual respecto al periodo de referencia (enero de 2020). Cada coeficiente muestra la diferencia adicional estimada en el número de vacantes entre las ocupaciones con demandas de habilidades tecnológicas en comparación con las no tecnológicas. Los errores estándar se agrupan a nivel de ocupación.

Con el fin de validar la solidez de los resultados, se realizaron chequeos de robustez centrados en la categoría TIC, diferenciando las vacantes según el número de puestos ofrecidos en una misma publicación. La Figura 6 presenta los efectos dinámicos en cuatro escenarios: publicaciones con una sola vacante, hasta 5 vacantes, hasta 10 vacantes y la base completa (con ofertas de hasta 100 vacantes). Se observa que las ofertas múltiples presentan menor volatilidad en el tiempo, lo que sugiere una demanda más estable de habilidades tecnológicas por parte de empresas con mayores necesidades de contratación.

Este hallazgo es relevante, ya que indica que las firmas con mayores volúmenes de contratación parecen haber sido más resilientes frente al choque de la pandemia, mostrando una recuperación sostenida en sus vacantes tecnológicas. Por el contrario, las publicaciones con una sola vacante muestran mayor variabilidad, aunque eventualmente retoman una tendencia similar a la observada antes de 2020.

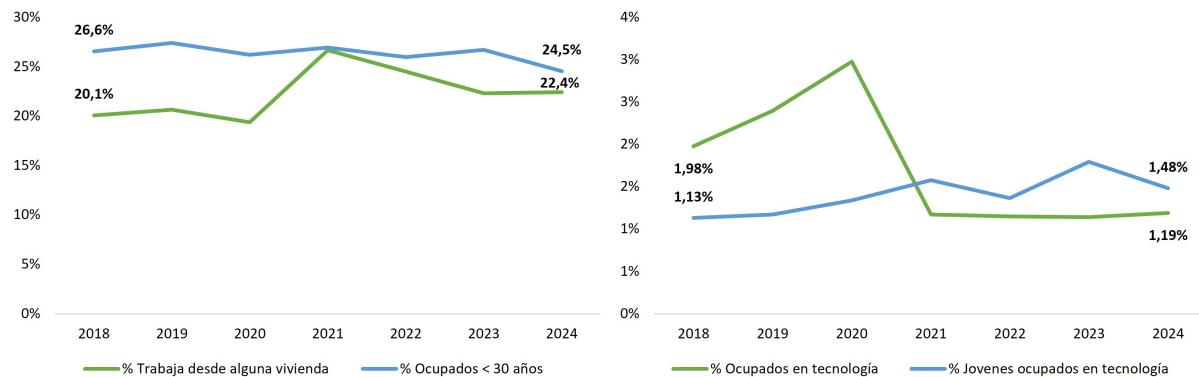
Sin embargo, al incluir vacantes con más de 10 puestos por oferta, se introduce un ruido considerable en la comparación entre vacantes tecnológicas y no tecnológicas antes de la pandemia, lo cual compromete la validez del supuesto de tendencias paralelas. En ese sentido, el tamaño de segmentación que permite hasta 5 vacantes por publicación parece ser el más adecuado para estimar los efectos dinámicos con consistencia.

Comportamiento diferenciado por edad en la participación laboral

Aunque las vacantes no incluyen información explícita sobre la edad de los postulantes, es posible aproximarse a esta dimensión analizando la composición etaria de los ocupados en sectores tecnológicos y no tecnológicos. La Figura 7 presenta la evolución de la proporción de personas ocupadas en estos sectores, desagregada por grupos de edad entre 2018 y 2023. Se observa que, a partir de 2020, la proporción de jóvenes (menores de 25 años) en ocupaciones tecnológicas aumentó significativamente, alcanzando un pico en 2021. Este patrón coincide con la aceleración de la digitalización y la expansión del teletrabajo, lo cual habría favorecido la inserción laboral de trabajadores jóvenes más adaptables a los entornos digitales.

En los años siguientes, esta participación tiende a estabilizarse, aunque se mantiene por encima de los niveles prepandémicos. Esta evolución es consistente con los hallazgos de Bonilla-Mejía et al. (2023), quienes señalan que los trabajadores mayores de 40 años enfrentaron una contracción persistente en sus oportunidades laborales, mientras que los menores de 25 años experimentaron una recuperación significativa desde finales de 2020. La evidencia, por tanto, sugiere una recuperación diferencial por edad, mediada por la capacidad de adaptación tecnológica.

Figura 7. Teletrabajo y ocupaciones tecnológicas 2018-2023



Fuente: Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH) - DANE (2018-2023). Cálculos y elaboración del autor.

Transformación digital y auge de la inteligencia artificial

Más allá del efecto transitorio de la pandemia, esta dinámica refleja una transformación estructural en el mercado laboral. La fuerza laboral con menor vocación tecnológica tiende a ser sustituida por procesos de automatización, mientras que quienes poseen habilidades digitales no solo complementan estos procesos, sino que resultan esenciales para liderar su implementación. La difusión de la inteligencia artificial (IA) ha ampliado este fenómeno, desplazando tareas no solo rutinarias, sino también aquellas de complejidad media. Esto ha incrementado la vulnerabilidad de los trabajadores sin formación tecnológica, a la vez que ha fortalecido la demanda por competencias en programación, aprendizaje automático y sistemas inteligentes.

La IA, al actuar como tecnología transversal, afecta tanto a sectores tecnológicos como no tecnológicos. Su adopción generalizada ha acentuado la polarización del mercado laboral, y plantea un desafío urgente para los sistemas de formación profesional y políticas activas de empleo que buscan facilitar la transición hacia ocupaciones con mayores requerimientos digitales.

Implicaciones para la curva de Beveridge en Colombia

Los resultados obtenidos en esta investigación permiten articular una discusión más amplia sobre el funcionamiento del mercado laboral colombiano, en particular en relación con la curva de Beveridge, la cual describe una relación inversa entre la tasa de desempleo y la tasa de vacantes disponibles. En un mercado laboral eficiente, un aumento en las vacantes debería traducirse en una reducción del desempleo. No obstante, cuando esto no

ocurre, se puede estar ante fricciones estructurales que limitan el emparejamiento entre oferta y demanda de trabajo.

En la Figura 1 se observa que, a pesar del aumento sostenido en el número de vacantes tecnológicas desde 2021, la tasa de desempleo nacional se ha mantenido elevada, estabilizándose en torno al 10 % en los últimos años. Paralelamente, la tasa de informalidad continúa superando el 50 % de los ocupados, lo que refleja que una gran proporción de trabajadores se vincula a empleos sin protección social, bajos ingresos y escasa estabilidad. Esta dualidad —alta demanda en sectores específicos y persistencia del desempleo e informalidad— sugiere una desalineación estructural entre los perfiles de los trabajadores y las vacantes disponibles.

Desde esta perspectiva, los hallazgos de este estudio pueden interpretarse como evidencia de un desplazamiento de la curva de Beveridge hacia la derecha, es decir, una mayor coexistencia de vacantes sin cubrir y desempleo estructural. Este fenómeno es consistente con la expansión de sectores que demandan habilidades tecnológicas específicas, mientras que amplios segmentos de la población ocupada no cuentan con la formación necesaria para acceder a esas oportunidades. Así, el aumento en la demanda de vacantes tecnológicas no logra absorber a los trabajadores desplazados de otras ocupaciones más tradicionales o de baja cualificación.

Este desplazamiento también puede estar acentuado por brechas etarias, como se discutió anteriormente. Mientras los jóvenes muestran una mayor inserción en ocupaciones tecnológicas, los adultos mayores enfrentan dificultades de adaptación. Esta segmentación contribuye a fricciones adicionales en el emparejamiento laboral.

Por último, estos resultados subrayan la necesidad de incorporar políticas activas de empleo, formación y reconversión laboral como elementos centrales para reducir las fricciones del mercado laboral. Si no se implementan mecanismos efectivos de formación técnica y tecnológica, el riesgo de una desconexión persistente entre la oferta y la demanda se incrementa, comprometiendo la recuperación del empleo formal y el aprovechamiento del potencial que representa la transformación digital.

5. Conclusiones

Los resultados de esta investigación evidencian un cambio estructural significativo en la demanda laboral en Colombia entre 2018 y 2023, con un crecimiento sostenido de las vacantes tecnológicas frente a las no tecnológicas. En los primeros 18 meses posteriores al

inicio de la pandemia, las vacantes tecnológicas registraron un aumento del 50% y hasta 2.000 vacantes adicionales en comparación con enero de 2020. Aunque este efecto se estabiliza con el tiempo, las vacantes tecnológicas mantienen una ventaja relativa, destacando la creciente importancia de estas competencias en un entorno cada vez más digitalizado.

A lo largo del periodo 2018–2023, las empresas ajustaron progresivamente sus requerimientos, pasando de habilidades tecnológicas generales a competencias más específicas, como el desarrollo web, la programación de aplicaciones y la gestión de bases de datos NoSQL. Estas transformaciones también se reflejan a nivel ocupacional: los profesionales del sector de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC) se consolidaron como el grupo más demandado del mercado, desplazando progresivamente a perfiles administrativos. Aunque habilidades como el manejo de Microsoft Office (por ejemplo, Excel) siguen figurando entre las más mencionadas, su peso relativo ha disminuido, dando paso a tecnologías emergentes asociadas a la creación de soluciones digitales escalables.

La evolución de la demanda de habilidades tecnológicas en Colombia subraya la necesidad de explorar más a fondo los datos del mercado laboral. Futuros estudios deberían enfocarse en plataformas como LinkedIn y la plataforma estatal del Servicio Público de Empleo, que podrían proporcionar información más detallada no solo sobre grupos ocupacionales, sino también sobre habilidades específicas demandadas. Esto permitiría identificar con precisión las necesidades del mercado y ofrecer al sector educativo herramientas para adaptar sus programas formativos, beneficiando tanto a los recién egresados como a quienes buscan ingresar al mercado laboral.

Por último, implementar acuerdos de transferencia de información entre entidades públicas y plataformas digitales es esencial para cerrar la brecha de información existente. Este enfoque, utilizado con éxito por [Azuara et al. \(2022\)](#), complementaría los datos tradicionales de las oficinas de empleo con la dinámica de las plataformas digitales, que actualmente lideran la intermediación laboral. Con estos esfuerzos, se podría fortalecer la educación técnica y tecnológica, ofreciendo a jóvenes sin acceso a la educación formal oportunidades para desarrollar habilidades tecnológicas a través de programas de formación más ágiles, alineados con las demandas de un mercado laboral en constante transformación.

Referencias

- Acemoglu, D. and Autor, D. (2010). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. *Handbook of Labor Economics*, 4.
- Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2020). Unpacking skill bias: Automation and new tasks. *American Economic Association*, 110:356–361.
- Arriagada, A. I. (2023). Efecto de la automatización en el mercado laboral: el caso chileno. *Revista de Análisis Económico*, 38(2):3–38.
- Autor, D. and Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the us labor market. *American Economic Review*, 103:1553–1597.
- Autor, D., Levy, F., and Murnane, R. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *Quarterly Journal of Economics*, 118:1279–1333.
- Autor, D. and Reynolds, E. (2020). The nature of work after the covid crisis: Too few low-wage jobs. *The Hamilton Project*, 2020-14.
- Azuara, O., Mondragón, M., and Torres, E. (2022). Linkedin en américa latina y el caribe: ¿una transformación acelerada del mercado laboral por la pandemia? Nota técnica IDB-TN-02436, Banco Interamericano de Desarrollo.
- Bonavida, C., Brambilla, I., and Gasparini, L. (2022). Automatización y pandemia: amenazas sobre el empleo en américa latina. Informe técnico WP-1432, Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales (CEDLAS), Universidad Nacional de La Plata.
- Bonilla-Mejía, L., Flórez, L. A., Hermida-Giraldo, D., Lasso-Valderrama, F. J., Morales-Zurita, L. F., Ospina-Tejeiro, J. J., and Pulido, J. D. (2023). Is the covid-19 pandemic fast-tracking automation in developing countries? evidence from colombia. *Journal of Human Capital*, 17(4):593–616.
- Cárdenas, J., Guataquí, J., and Montana, J. (2015). Metodología para el análisis de demanda laboral mediante datos de internet: el caso colombiano. *Revista de Economía del Rosario*, 18:93–126.
- DANE (2020). Gran encuesta integrada de hogares. *Estadísticas de Mercado Laboral*.
- Dingel, J. and Neiman, B. (2020). How many jobs can be done at home. *National Bureau of Economic Research*, 26948.
- Frey, C. and Osborne, M. (2013). The future of employment. *Oxford Martin Programme on Technology and Employment*.
- Goos, M., Manning, A., and Salomons, A. (2010). Explaining job polarization in europe: The roles of technology and globalization. *Centre for Economic Performance*, 1026.

ManpowerGroup (2018). Incidencia en el mercado laboral. *Estudios e investigaciones ManpowerGroup*.

Morales, L. F., Ospino, C., and Amaral, N. (2021). Vacantes en línea y su papel en el desempeño del mercado laboral. *Banco de la República de Colombia, Borradores de Economía, No. 1174*.

Moreno Narváez, C. C. (2022). Automation and the labor market: Evidence from technological change in colombia, 2009-2017. *Universidad del Rosario*.

Sarango Iturralde, J. A. (2021). Impacto del covid-19 en la demanda de habilidades en ocupaciones teletrabajables en colombia. *Universidad del Rosario*.

Apéndice 1. Metodología de extracción de datos

El objetivo de la técnica de web scraping es acceder al código fuente HTML de un portal y obtener información de los elementos, clases y valores que lo componen. En el caso de la bolsa de empleo virtual utilizada para esta investigación, existe un identificador único para cada vacante publicada que permite iterar la URL del portal principal sobre cada uno de los identificadores de nueve dígitos. En total, es posible acceder a 17 variables de interés en cada una de las vacantes, entre las que se puede encontrar información sobre la remuneración, el nivel educativo exigido y la fecha de publicación de la vacante. En ese sentido, y a través de distintas librerías de Python, se logra obtener información detallada de cada una de las vacantes publicadas entre el 01 de enero de 2018 hasta el 31 de diciembre de 2023. Esta base de datos es la fuente principal de información de esta investigación.

Apéndice 2. Depuración de los datos

El proceso de depuración de la base de datos estructurada incluyó un análisis detallado de los valores atípicos. Se decidió excluir las publicaciones con más de 100 vacantes, ya que estas correspondían al 1% más alto de las observaciones y se encontraban a cinco desviaciones estándar por encima de la media. Este criterio permitió eliminar valores extremos que podrían distorsionar los resultados generales, garantizando así la representatividad y consistencia del análisis.

Desde una perspectiva conceptual, es poco plausible que una oferta laboral contemple más de 100 vacantes, ya que las grandes empresas que manejan ese volumen de posiciones suelen recurrir a oficinas de intermediación laboral o a cajas de compensación que facilitan la gestión de candidatos. Además, un análisis detallado de estas ofertas reveló que el 75% de las que incluían más de 100 vacantes pertenecían a nivel profesional, lo cual resulta incoherente, pues este tipo de vacantes usualmente está dirigido a niveles de cualificación bajos relacionados con puestos de trabajo de operarios y auxiliares.

En cuanto a la variable de nivel educativo, se evaluó si en la descripción de la oferta se mencionaba explícitamente el nivel de estudios requerido y si esto coincidía con el grupo de referencia (grupo1). También se verificó que la profesión declarada estuviera alineada con el nivel educativo indicado. Al finalizar el proceso, solo el 0,17% de las ofertas no contenía suficiente información o no era susceptible de imputación. Cabe destacar que la mayoría de estas vacantes correspondían a ofertas que incluían entre 10 y 50 puestos de trabajo.

Respecto a los años de experiencia requeridos, el proceso de depuración permitió reducir los casos sin información a un 2,4 % del total de ofertas. Nuevamente, la mayoría de las vacantes sin esta información correspondían a ofertas con entre 10 y 50 vacantes. La información relativa al salario presentaba una cobertura completa, ya que el 100 % de las ofertas incluía esta variable, dado su carácter fundamental en la publicación de las ofertas de empleo.

Por otro lado, el análisis del número de vacantes por oferta mostró que, a partir de 2020, solo 88 ofertas registraban más de 100 vacantes, sumando un total de 17.645 puestos. En los años 2018 y 2019, se registraron 7.465 ofertas que acumulaban un total de 1.162.670 vacantes. En cuanto a las ofertas que incluían más de 10 vacantes, desde 2020 se reportaron 3.403 ofertas con un total de 113.287 vacantes, mientras que entre 2018 y 2019 esta cifra fue significativamente mayor, con 139.635 ofertas que incluían 5.757.208 vacantes.

Finalmente, la variable relacionada con el tipo de contrato presentó un vacío de información en el 11,3 % de las vacantes. Al igual que en otras variables, la mayor parte de las vacantes sin información correspondían a ofertas que incluían entre 10 y 50 vacantes.

Apéndice 3. Algoritmos de emparejamiento

Los algoritmos de emparejamiento de textos que se pueden utilizar para esta categorización de las vacantes se pueden clasificar en tres grupos: algoritmos de descomposición vectorial, algoritmos de distancia y algoritmos fonéticos. El primer tipo de algoritmos compara los elementos de dos cadenas de texto a través de la tokenización de cada una de las partes de cada cadena de texto. Estos algoritmos descomponen la cadena de texto en elementos de n caracteres utilizando, en la mayoría de los casos, los espacios en blanco. El segundo tipo de algoritmos, que corresponde al tipo fonético, reagrupa por proximidad de sonido los fonemas o subcadenas de texto que tiene cada cadena de texto a partir de un parámetro dado. Finalmente, el tercer tipo de algoritmos, que corresponde a los algoritmos de distancia, se basa en el número de transformaciones que se le puede aplicar a una cadena de texto para transformarla en otra cadena de texto a través de un número determinado de operaciones simples (Blasnik, 2007).

En esta investigación se utilizan dos tipos de algoritmos para lograr una mejor aproximación y emparejamiento entre las dos cadenas de texto. En primer lugar, se utiliza un algoritmo de descomposición vectorial que consiste en crear monogramas y bigramas (palabras o grupos de dos palabras) en las dos fuentes de información (descripción de la

vacante y descripción de la ocupación (CIUO)) con el objetivo de establecer el grado de similitud entre cada par de bigramas en cada una de las bases de datos. En ese sentido, el propósito del algoritmo es arrojar un puntaje de similitud entre dos cadenas de texto.

Se realizaron dos tipos de emparejamiento para evaluar el nivel de éxito entre las vacantes y las ocupaciones: el primero comparó el título de la oferta laboral con el título de la ocupación, y el segundo emparejó la descripción de la vacante con la descripción de la ocupación. Solo se conservaron aquellos emparejamientos con un porcentaje de similitud igual o superior al 80 %.

En la primera aproximación, que utilizó el puntaje más alto de similitud entre cadenas de texto, se observó un nivel de emparejamiento alto para títulos compuestos por una sola palabra. Sin embargo, este nivel disminuyó conforme aumentó el número de palabras, ya que el método no capturaba con precisión el contexto general de las cadenas. Para mejorar la eficiencia del emparejamiento, se implementó una técnica basada en la tokenización, que permitió evaluar la similitud considerando las palabras como un todo.

Apéndice 4. Clasificación de ocupaciones

La clasificación utilizada en esta investigación es la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO), una clasificación de ocupaciones adaptada para Colombia que está diseñada en cuatro niveles en función de los niveles de competencia. A continuación, se muestra un ejemplo del nivel de desagregación en grupos primarios (ocupaciones) al que se pretende asignar cada una de las vacantes.

Tabla 3. Grupos ocupacionales

Grupo	Código	Descripción
Gran grupo	2	Profesionales, científicos e intelectuales
Subgrupo principal	24	Profesionales de negocios y de administración
Subgrupo	243	Profesionales de las ventas, la comercialización y las relaciones públicas
Ocupación	2434	Profesionales de ventas de tecnología de la información y las comunicaciones

Adicionalmente, los grandes grupos y los subgrupos principales también están organizados en niveles de competencia. Estos dos niveles de agregación, salvo lo relacionado con las Fuerzas Militares y los Directores y Gerentes, contienen ocupaciones solamente en un nivel de competencia.