

Bennett, Fidel; Escudero, Verónica; Liepmann, Hannah; Podjanin, Ana

Working Paper

Utilización de datos en línea de vacantes y solicitantes de empleo para estudiar la dinámica de las competencias laborales

ILO Working Paper, No. 75

Provided in Cooperation with:

International Labour Organization (ILO), Geneva

Suggested Citation: Bennett, Fidel; Escudero, Verónica; Liepmann, Hannah; Podjanin, Ana (2023) : Utilización de datos en línea de vacantes y solicitantes de empleo para estudiar la dinámica de las competencias laborales, ILO Working Paper, No. 75, ISBN 978-92-2-038838-9, International Labour Organization (ILO), Geneva, <https://doi.org/10.54394/KDFP3960>

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/278522>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

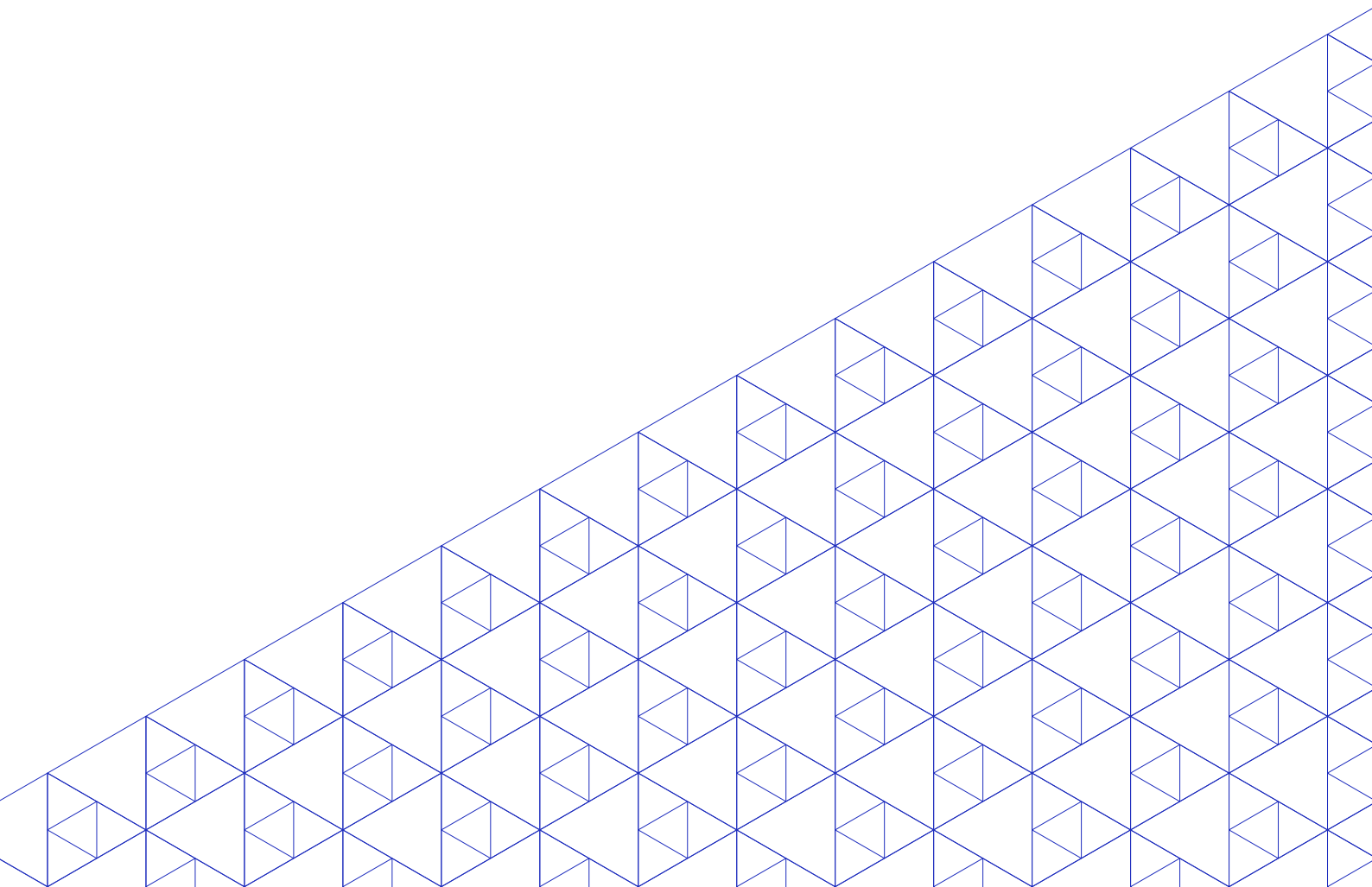


<https://creativecommons.org/licenses/by/3.0/igo/>



► Utilización de datos en línea de vacantes y solicitantes de empleo para estudiar la dinámica de las competencias laborales

Autores / Fidel Bennett, Verónica Escudero, Hannah Liepmann, Ana Podjanin





Esta es una obra de acceso abierto distribuida bajo la licencia Creative Commons Atribución 3.0 Organizaciones intergubernamentales (<https://creativecommons.org/licenses/by/3.0/igo/deed.es>). Los usuarios pueden reproducir, distribuir, adaptar y desarrollar el contenido de la obra original, incluso con fines comerciales, conforme a los términos de la licencia mencionada. La OIT debe ser claramente reconocida como titular de la obra original. Los usuarios no están autorizados a reproducir el logo de la OIT en sus obras

Traducciones: En caso de que se traduzca la presente obra, deberá añadirse, además de la atribución de la titularidad, el siguiente descargo de responsabilidad: *La presente traducción no es obra de la Organización Internacional del Trabajo (OIT) ni debe considerarse una traducción oficial de la OIT. La OIT no se hace responsable del contenido ni de la exactitud de la traducción.*

Adaptaciones: En caso de que se adapte la presente obra, deberá añadirse, además de la atribución de la titularidad, el siguiente descargo de responsabilidad: *La presente publicación es una adaptación de una obra original de la Organización Internacional del Trabajo (OIT). Las opiniones y puntos de vista expresados en esta adaptación son responsabilidad exclusiva de su autor o autores, y en ningún caso de la OIT.*

Esta licencia CC no se aplica a los materiales protegidos por derechos de autor incluidos en esta publicación que no son pertenecientes a la OIT. Si el material se atribuye a una tercera parte, la parte que utilice dicho material será la única responsable de obtener las autorizaciones necesarias por parte del titular de los derechos.

Todas las consultas sobre derechos y licencias deberán dirigirse a la Unidad de Publicaciones de la OIT (Derechos de autor y licencias), CH-1211 Ginebra 22 (Suiza) o por correo electrónico a rights@ilo.org.

ISBN: 9789220388372 (print)
ISBN: 9789220388389 (web-pdf)
ISBN: 9789220388396 (epub)
ISBN: 9789220388402 (mobi)
ISBN: 9789220388419 (html)
ISSN: 2708-4256

<https://doi.org/10.54394/KDFP3960>

Las denominaciones empleadas en las publicaciones de la OIT, que están en concordancia con la práctica seguida en las Naciones Unidas, y la forma en que aparecen presentados los datos no implican juicio alguno por parte de la OIT sobre la condición jurídica de ninguno de los países, zonas o territorios citados o de sus autoridades, ni respecto de la delimitación de sus fronteras.

La responsabilidad de las opiniones expresadas en los artículos, estudios y otras colaboraciones firmados incumbe exclusivamente a sus autores, y su publicación no significa que la OIT las suscriba.

Las referencias a firmas o a procesos o productos comerciales no implican aprobación alguna por la OIT, y el hecho de que no se mencionen firmas o procesos o productos comerciales no implica desaprobación alguna.

Los documentos de trabajo de la OIT presentan un resumen de los resultados de las investigaciones en curso de la OIT y su objetivo es estimular el debate sobre una serie de cuestiones relacionadas con el mundo del trabajo. Les agradecemos que remitan sus comentarios sobre el presente documento a RESEARCH@ilo.org, escudero@ilo.org.

Autorización para la publicación: Richard Samans, Director RESEARCH

Los documentos de trabajo de la OIT pueden consultarse en: <https://www.ilo.org/global/publications/working-papers/lang-es>

Resumen

Hemos evaluado si los datos en línea sobre las vacantes y las postulaciones en un portal de empleo son una fuente adecuada para estudiar la dinámica de las competencias laborales fuera de Europa y Estados Unidos, donde existe una rica literatura que ha examinado la dinámica de las competencias utilizando datos de vacantes en línea. Sin embargo, los conocimientos sobre la dinámica de las competencias son escasos para otros países, independientemente de su nivel de desarrollo. En primer lugar, proponemos una taxonomía que agrega sistemáticamente tres grandes categorías de competencias -cognitivas, socioemocionales y manuales- y catorce subcategorías de competencias comúnmente observadas y reconocibles, que definimos a partir de competencias únicas identificadas mediante palabras clave y expresiones. Nuestro objetivo es desarrollar una taxonomía completa pero sucinta, adecuada a las realidades del mercado de trabajo de las economías en desarrollo y emergentes, y adaptada a los datos en línea de vacantes y de solicitantes de empleo. Mediante el uso de técnicas de aprendizaje automático, desarrollamos una metodología que permite implementar la taxonomía de competencias en los datos en línea de vacantes y de solicitantes de empleo, capturando así tanto el lado de la oferta como el de la demanda. Al implementar la metodología con datos de Uruguay del portal de empleo BuscoJobs, asignamos competencias al 64 por ciento de los períodos de empleo de los solicitantes y al 94 por ciento de las vacantes. Consideramos que se trata de una implementación exitosa, ya que la información de texto explotada no suele seguir un formato estandarizado. La ventaja de nuestro enfoque es que se basa en datos actualmente disponibles en muchos países de todo el mundo, lo que permite realizar un análisis específico de cada país que no necesita suponer que los conjuntos de competencias profesionales son los mismos en todos los países. Hasta donde sabemos, somos los primeros en explorar este enfoque en el contexto de las economías emergentes.

Sobre los autores

Fidel Bennett es economista de la Universidad de Chile y actualmente es el Jefe de la Bolsa Nacional de Empleo del Ministerio del Trabajo de Chile. También ha trabajado como especialista económico en la Universidad de Chile y en el Ministerio de Educación chileno, y ha colaborado en diferentes proyectos de investigación como consultor para la Organización Internacional del Trabajo. Sus investigaciones se centran en la economía del trabajo, la economía de la educación y el impacto de las intervenciones públicas.

Verónica Escudero se incorporó al Departamento de Investigaciones de la Organización Internacional del Trabajo en 2008 y actualmente es Jefa de la Unidad de Análisis de Tendencias del Mercado de Trabajo y Evaluación de Políticas. Desde marzo de 2021, es investigadora invitada del CEGA (Center for Effective Global Action) de la Universidad de California, Berkeley. Es doctora en Economía, especializada en análisis y la evaluación de las políticas sociales y del mercado de trabajo. Su investigación actual se centra en evaluar la eficacia del mercado de trabajo y de las políticas sociales sobre la calidad del empleo y la condición social, y en develar si el aprovechamiento de complementariedades entre las políticas puede fomentar su efecto beneficioso. Más recientemente, ha estado explorando temas relacionados con las competencias necesarias para promover transiciones efectivas hacia el trabajo decente, centrándose en los países de ingresos bajos y medios, a través del uso de datos en línea sobre las vacantes y postulaciones en portales de empleo. Posee un doctorado en Economía por la Escuela de Economía de París y la École des Hautes Études en Sciences Sociales (EHESS).

Hannah Liepmann es economista en el Departamento de Investigación de la OIT. Sus intereses de investigación se centran en la economía del trabajo y la microeconomía aplicada, con especial atención al estudio de cómo las políticas del mercado de trabajo y los cambios estructurales afectan la integración de los grupos marginados en el empleo de calidad. Obtuvo su doctorado en la Universidad Humboldt de Berlín, donde también ha trabajado en el Centro de Investigación Colaborativa "Racionalidad y Competencia". Es

investigadora afiliada a IZA y ha sido investigadora visitante en el Instituto de Investigación y Empleo de la Universidad de California Berkeley y en el Instituto de Investigación sobre el Empleo (IAB) de Núremberg.

Ana Podjanin es oficial técnico en el Departamento de Empresas de la Organización Internacional del Trabajo en Ginebra. Se incorporó a la OIT en 2015 y anteriormente trabajó en los Departamentos de Investigación, Estadística y Políticas de Empleo, centrándose en diferentes temas, como la pobreza monetaria y no monetaria, las estadísticas del mercado de trabajo y la identificación de nuevos métodos para la anticipación de las necesidades de competencias.

Índice

Resumen	01
Sobre los autores	01
<hr/>	
▶ Introducción	06
<hr/>	
▶ 1 Evaluación de las competencias fuera de Europa y Estados Unidos: Una taxonomía de competencias para la investigación	10
<hr/>	
▶ 2 Datos y estadísticas descriptivas	20
2.1 Cobertura y aplicabilidad de los datos de los solicitantes y de las vacantes para identificar y medir las variables de competencias	21
2.2 Datos de los solicitantes de <i>BuscoJobs</i>	22
2.3 Datos de las vacantes de <i>BuscoJobs</i>	26
<hr/>	
▶ 3 Aplicación empírica de la taxonomía de competencias	31
3.1 Modelo de minería de textos	31
3.2 Evaluación de la codificación de variables	33
3.3 Relevancia de los tipos de fuentes y comparación con los resultados basados en O-NET	37
<hr/>	
▶ Conclusiones	42
<hr/>	
Anexo	43
Referencias	48
Agradecimientos	54

Lista de gráficos

Figura 1. Número absoluto de personas que se incorporan a <i>BuscoJobs</i> en un año	23
Figura 2. Distribución por edades, base de datos de solicitantes de <i>BuscoJobs</i> comparada con los datos de la encuesta de hogares, 2020	24
Figura 3. Comparación de la distribución ocupacional entre los períodos de empleo de los solicitantes y la distribución nacional del empleo ocupacional en 2020 (%)	25
Figura 4. Representatividad de las ocupaciones de <i>BuscoJobs</i> en los datos de los solicitantes en relación con la distribución ocupacional en los datos de la encuesta de hogares de Uruguay (2010-2020)	26
Figura 5. Número absoluto de ofertas de empleo por año	27
Figura 6: Comparación de la distribución ocupacional en las ofertas de empleo de <i>BuscoJobs</i> y la distribución ocupacional del empleo nacional en 2020 (%)	29
Figura 7. Representatividad de las ocupaciones de <i>BuscoJobs</i> en los datos de las vacantes en relación con la distribución ocupacional en los datos de la encuesta de hogares de Uruguay (2010-2020)	30
Figura 8. Distribución de competencias para los datos de los solicitantes y de las vacantes, comparando el enfoque de palabras clave iniciales y el enfoque ampliado basado en palabras clave y sinónimos, todos los años	36
Figura 9. Importancia relativa de las competencias cognitivas, socioemocionales y manuales en el nivel ocupacional a un dígito, comparando los datos de O-NET y los datos de los solicitantes de <i>BuscoJobs</i> (2019)	39

Lista de cuadros

Tabla 1. Categorización de competencias, palabras clave y fuentes	12
Tabla 2. Evaluación del éxito de la aplicación empírica, todos los años	34
Tabla 3. Correlación entre el número de subcategorías de competencias identificadas y el número de palabras disponibles en las descripciones de los textos, todos los años	35
Tabla 4. Número de palabras clave/expresiones identificadas en los datos de las vacantes y de los solicitantes, atribuibles a diferentes tipos de fuentes (absoluto y % para todos los años)	38
Tabla A1. Comparación de la distribución industrial en 2020, datos de las vacantes de <i>BuscoJobs</i> frente a los datos de la encuesta de hogares	43
Tabla A2. Diccionario de palabras clave y expresiones iniciales, por subcategoría de habilidades	44
Tabla A3. Diccionario de sinónimos de palabras clave	45

► Introducción

Los grandes fenómenos de transformación, como el progreso tecnológico y el comercio, están dando forma a los mercados de trabajo. Las competencias son un factor importante en este proceso, ya que influyen en el modo en que las transformaciones del mercado de trabajo modifican la demanda relativa de los distintos empleos y ocupaciones. Por ejemplo, la demanda de un determinado trabajo u ocupación aumenta si se basa principalmente en las competencias que son complementarias a una tecnología recién introducida. Esa misma demanda disminuye si, en cambio, un empleo u ocupación requiere competencias que son sustitutivas de las innovaciones tecnológicas. En consecuencia, las competencias afectan la resiliencia comparativa de algunos grupos de trabajadores en los mercados de trabajo contemporáneos y la vulnerabilidad relativa de otros grupos.

Así, una rica literatura ha examinado la dinámica de las competencias en Europa y, en particular, en Estados Unidos. Se ha comprobado que la tecnología informática sustituye el trabajo que puede ser rutinario y complementa el trabajo interactivo y analítico no rutinario (Autor, Levy, y Murnane 2003; Goos, Manning, y Salomons 2014). Sin embargo, más recientemente, la creciente demanda de trabajos analíticos no rutinarios se ha invertido en Estados Unidos (Beaudry, Green, y Sand 2016). Algunos estudios prevén que la inteligencia artificial y la robótica también sustituirán el trabajo analítico no rutinario y provocarán una destrucción de empleo a gran escala (Frey y Osborne, 2017). Otros análisis señalan la importancia y la imposibilidad de replicar las competencias interactivas, proyectando menores pérdidas netas de empleo (Arntz, Gregory, y Zierahn 2016) o destacando posibles potenciales de creación de puestos de trabajo (Nübler 2016). Dadas las diferencias sistemáticas de los mercados de trabajo, sería engañoso extrapolar las conclusiones de Estados Unidos y Europa directamente a otros países. Sin embargo, los conocimientos sobre la dinámica de las competencias son escasos para las economías emergentes y en desarrollo. Esto se debe en gran medida a la ausencia de fuentes de datos adecuadas. Al mismo tiempo, estos conocimientos contribuirían a comprender qué respuestas de política son necesarias para preparar mejor a los trabajadores y responder a las necesidades de los empleadores en los mercados de trabajo contemporáneos.

En este trabajo evaluamos si los datos en línea sobre las vacantes y las solicitudes a un portal de empleo (bolsa de trabajo) son una fuente adecuada para estudiar la dinámica de las competencias fuera de las economías de ingresos altos en las que se ha centrado hasta ahora la literatura. La ventaja de este enfoque es que se basa en datos actualmente disponibles en muchos países de todo el mundo, lo que permite realizar un análisis específico de cada país que no necesita suponer que las competencias laborales son las mismas en todos los países. Otro rasgo distintivo es la capacidad de estudiar la dinámica detallada de las competencias a lo largo del tiempo, representativa tanto de la demanda como de la oferta de trabajo. Esto se debe a la naturaleza de panel y al nivel de detalle de los datos, que es diferente de los datos de encuestas disponibles actualmente en las economías emergentes y en desarrollo. Por último, hasta donde sabemos, somos los primeros en explorar este enfoque en el contexto de una economía emergente.

Este estudio se relaciona con una creciente literatura que utiliza datos de vacantes en línea en Estados Unidos para estudiar cuestiones relacionadas con la dinámica de las competencias, ya que utilizamos métodos de clasificación similares y big data en el contexto de una economía emergente. Deming y Kahn (2018) investigan el papel central de las competencias cognitivas y sociales en la predicción de las diferencias salariales en los mercados de trabajo locales. Sus resultados sugieren que la variación entre empresas de los salarios de los trabajadores y los resultados de la empresa están efectivamente relacionados con la demanda de estas dos competencias. Otros tres estudios muestran que las recesiones aceleran los cambios en la demanda de competencias, ya que ofrecen a las empresas la oportunidad de mejorar sus requisitos de competencias en respuesta a las nuevas tecnologías. Estos efectos son más pronunciados en las ocupaciones rutinarias-cognitivas, que también presentan un crecimiento salarial relativo (Hershbein y Kahn 2018), en los estados y las ocupaciones que experimentan un mayor aumento de la oferta de trabajadores disponibles (Modestino, Shoag, y Ballance 2020) y en las ciudades y ocupaciones con mayores salarios (Blair y Deming 2020). Por último, Deming y Noray (2020) utilizan datos de vacantes en línea para estudiar los requisitos de competencias y los rendimientos de las competencias en profesiones relacionadas con ciencia, tecnología, ingeniería y matemáticas (STEM). Constatan que la prima salarial de los graduados universitarios que se especializan en campos de STEM es más alta al entrar en el mercado de trabajo, pero

disminuye rápidamente, lo que empuja a estos graduados a abandonar los campos intensivos en tecnología a medida que adquieren experiencia. Nos basamos en estos estudios a la hora de elaborar nuestra taxonomía, además de otras referencias de las ciencias sociales (en particular, la literatura sobre el cambio tecnológico sesgado por las competencias, véase por ejemplo Acemoglu y Autor 2011) y la psicología (véase por ejemplo Almlund et al. 2011).

Más detalladamente, nuestra taxonomía agrega sistemáticamente tres grandes categorías de competencias -cognitivas, socioemocionales y manuales- y catorce subcategorías de competencias comúnmente observadas y reconocibles, que definimos sobre la base de competencias únicas identificadas a través de palabras clave y expresiones.¹ Nuestro objetivo es obtener una taxonomía completa pero sucinta, adecuada a las realidades del mercado de trabajo de las economías en desarrollo y emergentes, y adaptada a los datos en línea de vacantes y solicitantes de empleo. A continuación desarrollamos una metodología que permite implementar esta taxonomía de competencias en grandes datos en línea de vacantes y solicitantes de empleo. Para ello, llevamos nuestra taxonomía a los datos, aprovechando la información del portal de empleo *BuscoJobs*. *BuscoJobs* es el mayor portal privado de búsqueda de empleo de Uruguay.² Nuestros datos incluyen todo el contenido subido entre 2010 y 2020, y capturan tanto el lado de la oferta (a través de los solicitantes que comparten su perfil actual y biografías del mercado de trabajo) como el lado de la demanda (en forma de vacantes publicadas por las empresas). Al aprovechar las ricas descripciones de texto abierto de los anuncios de empleo publicados por las empresas y los historiales de empleo de los solicitantes, realizamos un procesamiento previo del texto, condensamos y analizamos las palabras clave y las expresiones que pertenecen a una determinada competencia. Para ello, utilizamos técnicas de aprendizaje automático (es decir, un modelo de procesamiento del lenguaje natural (PLN)). Para poner a prueba nuestra metodología, utilizamos tres tipos de métricas: en primer lugar, la proporción de observaciones (vacantes y períodos de empleo de los solicitantes) clasificadas en términos de su contenido de competencias; en segundo lugar, el grado de representatividad y el sesgo de estos datos en comparación con el mercado de trabajo en general, y su estabilidad a lo largo del tiempo; y, por último, la posibilidad de capturar un conjunto más amplio de competencias frente a los estudios existentes que han analizado datos similares en un contexto de ingresos altos y han descuidado, en particular, las competencias manuales.

Como adelanto de nuestros resultados empíricos, comprobamos que nuestro modelo de PNL funciona bien con respecto al número de observaciones (vacantes y períodos de trabajo de los solicitantes) que podemos caracterizar en términos de requisitos de competencias y las competencias que tienen las personas. Los resultados mejoran significativamente una vez que consideramos sinónimos además de las palabras clave y expresiones incluidas en nuestra taxonomía de competencias predefinidas. Entonces, el 64 por ciento de las ofertas de trabajo y el 94% de las vacantes tienen asignada al menos una de nuestras 14 subcategorías de competencias. Esto significa que podemos clasificar un número significativo de observaciones, lo que es destacable si se tiene en cuenta la importante heterogeneidad de la calidad de la información disponible en las descripciones de texto libre que utilizamos para codificar las variables de competencias. Esto permite tener esperanzas sobre la posibilidad de replicar nuestra metodología en fuentes de datos similares de otros países. Podrían introducirse mejoras en nuestra metodología mediante el entrenamiento de un modelo de predicción. Por ejemplo, analizamos la posibilidad de utilizar como punto de referencia la clasificación de competencias de la Red de Información Ocupacional (O-NET) de Uruguay, que actualmente se encuentra en su fase piloto.

Asimismo, comprobamos que nuestros datos no son totalmente representativos de la fuerza de trabajo del país, basándonos en la encuesta de hogares uruguayo. Por ejemplo, los solicitantes tienden a ser más jóvenes, a tener más educación y es más probable que vivan en la capital, en comparación con la población

¹ Nuestra taxonomía es complementaria del marco global de competencias en la OIT (2021a). Dirigido a los profesionales, ese marco identifica las "competencias básicas" que mejoran la resiliencia de los trabajadores frente a los cambios transformadores de los mercados de trabajo contemporáneos. En cambio, nuestra taxonomía está concebida con fines de investigación, y también recoge las competencias cuya demanda disminuye o se estanca. No obstante, analizamos el solapamiento y las complementariedades entre el marco global de competencias y nuestra taxonomía.

² De hecho, el Banco Mundial clasifica a Uruguay como un país de altos ingresos. Si bien es más rico que los países latinoamericanos en promedio, Uruguay tiende a compartir características importantes con otros mercados de trabajo de América Latina y su distribución de competencias profesionales difiere sistemáticamente de la de Estados Unidos (véanse las secciones 3.1 y 4.3 para más detalles).

activa. También es más probable que trabajen en puestos de apoyo administrativo y están menos representados en el sector de la artesanía y otros oficios. Esto es inherente a los datos en línea de las vacantes y de los solicitantes y puede requerir que el análisis se centre en segmentos específicos del mercado de trabajo y/o que se utilicen técnicas de ponderación para tener en cuenta los sesgos específicos (Fabo y Kureková 2022). Al mismo tiempo, mostramos que, además del trabajo altamente calificado, los datos incluyen un número significativo de vacantes que requieren niveles de calificación intermedios e incluso inferiores, y de solicitantes que los tienen. También establecemos que el sesgo de los datos de *BuscoJobs* se mantiene estable a lo largo del tiempo, tanto para las vacantes como para los períodos de trabajo de los solicitantes, ya que la discrepancia entre la distribución ocupacional en los datos de *BuscoJobs* y los datos de la encuesta de hogares no cambia significativamente entre 2010 y 2020. Esto significa que los datos son adecuados para estudiar la dinámica a lo largo del tiempo (para un argumento similar vea Deming y Noray 2020; Hershbein y Kahn 2018).

Por último, demostramos la importancia de capturar una mezcla de diferentes competencias, lo que podría ser especialmente relevante a la hora de analizar la dinámica de las competencias fuera de Europa y Estados Unidos. Una gran parte de las competencias clasificadas (el 61% en el caso de los datos de los solicitantes) es atribuible a las palabras clave y expresiones de los estudios que analizan los datos en línea, que dejan de lado las competencias manuales. Sin embargo, otras fuentes también desempeñan un papel importante. En el caso de los datos de los solicitantes, el 31 por ciento de las competencias clasificadas se relaciona con palabras clave y expresiones de estudios que utilizan fuentes no en línea y el 9 por ciento con palabras clave y expresiones complementarias de la versión piloto de O-NET Uruguay. Asimismo, dentro de las ocupaciones encontramos diferencias considerables al comparar nuestros resultados con los que habríamos obtenido si hubiéramos utilizado los datos de O-NET de Estados Unidos.

Este estudio avanza en la literatura sobre la dinámica de las competencias en los países emergentes y en desarrollo. Aunque la relativa escasez de pruebas empíricas en estas economías se debe en gran parte a la ausencia de datos adecuados, algunos estudios han abordado este reto referido a los datos de formas innovadoras. Una vertiente de la literatura estudia la dinámica de las competencias en los países de ingresos bajos y medios imputando la información sobre las tareas profesionales a partir de los datos de O-NET de Estados Unidos (Almeida, Corseuil, y Poole 2017; Bhorat et al. 2018; Reijnders y de Vries 2018). Para ello, es necesario suponer que el contenido de las tareas de las ocupaciones es invariable en los distintos países, lo que no es necesario en nuestro enfoque. Una segunda vertiente de la literatura mide directamente las tareas en los países estudiados, combinando datos de encuestas del Programa para la Evaluación Internacional de las Competencias de los Adultos (PIAAC) y del Programa de Medición de Competencias (STEP) con otras fuentes de datos longitudinales. Estos estudios identifican diferencias significativas en la composición de las competencias de los puestos de trabajo y las ocupaciones en los distintos países y ponen de relieve la importancia de analizar estas cuestiones utilizando datos específicos de cada país (Caunedo, Keller, y Shin 2021; Carbonero et al. 2021; Lewandowski, Park, y Schotte 2020; Lewandowski et al. 2019; Lo Bello, Sanchez Puerta, y Winkler 2019). Por ejemplo, Lewandowski, Park, y Schotte (2020) muestran que, incluso dentro de las mismas ocupaciones, los países emergentes y en desarrollo dependen más del trabajo rutinario que las economías desarrolladas. Además, en contraste con las economías avanzadas, Zapata-Román (2021) encuentra lo contrario para China.³ Desafortunadamente, para las economías en desarrollo y emergentes, las encuestas del PIAAC y del STEP están actualmente disponibles sólo como secciones transversales únicas.⁴ Por lo tanto, en contraste con nuestro estudio, esta vertiente de la literatura descuida las dinámicas de competencias que ocurren dentro de las ocupaciones a través del tiempo, aunque los hallazgos para los países de altos ingresos muestran que los cambios de competencias dentro de las ocupaciones pueden ser significativos (Atalay et al. 2020; Spitz-Oener 2006). Además, las variables de competencias de las

³ Otros estudios que aprovechan los datos de las encuestas sobre competencias a nivel de país son Almeida, Fernandez, y Viollaz (2020); Ballon y Dávalos (2020); Bidisha, Mahmood, y Rahman (2021); Bustelo, Flabbi, y Viollaz (2019); Davies y van Seventer (2020); Khurana y Mahajan (2020); Marouani, Le Minh, y Marshalian (2020); Maurizio y Monsalvo (2021); Valerio et al. (2016); Yusuf y Halim (2021), entre otros.

⁴ Además, los datos del STEP, que suelen abarcar los países menos ricos, sólo incluyen a la población urbana.

encuestas del PIAAC y del STEP son limitadas en número, lo que dificulta la evaluación de las competencias de forma exhaustiva. Esto contrasta con el nivel de detalle de los datos que proponemos.

Este documento está estructurado de la siguiente manera: El capítulo 1 desarrolla la taxonomía de las competencias y explica cómo clasificamos las competencias únicas dentro de las categorías y subcategorías. El capítulo 2 describe los datos de BuscoJobs. El capítulo 3 resume nuestra metodología para implementar la taxonomía de competencias en los datos de BuscoJobs. Describe el proceso que seguimos para crear variables de competencias mediante la identificación de palabras clave y expresiones, y el uso de técnicas de aprendizaje automático. El documento concluye con una breve discusión sobre cómo los datos en línea sobre empleo podrían utilizarse en el futuro para analizar una serie de cuestiones de investigación para los países emergentes y en desarrollo.

► 1 Evaluación de las competencias fuera de Europa y Estados Unidos: Una taxonomía de competencias para la investigación

Nuestra taxonomía tiene que lograr un equilibrio entre diferentes objetivos. En primer lugar, queremos categorizar las competencias de forma exhaustiva, capturando competencias ampliamente definidas con vistas a comprender las principales tendencias del mercado de trabajo. Además, queremos que estas categorías de competencias amplias sean adecuadas para un contexto latinoamericano y, de forma más general, que sean representativas del mercado de trabajo en países emergentes y en desarrollo. Esto requiere ajustes en comparación con los enfoques que se desarrollaron para un contexto de países norteamericanos o europeos. Por último, nuestra taxonomía debe ser adecuada para una aplicación que utilice datos en línea sobre las ofertas de empleo y los solicitantes. Para ello es necesario adaptar la taxonomía al modo de expresión y a los vocabularios específicos de este tipo de datos.

Con estos objetivos en mente, nuestra taxonomía consta de las tres grandes categorías de competencias, cognitivas, socioemocionales y manuales, que desglosamos en 14 subcategorías (tabla 1). Investigaciones recientes confirman que estas tres grandes categorías de competencias representan atributos muy diferentes. A lo largo de las trayectorias laborales de los trabajadores, cada categoría conlleva pautas de aprendizaje y ajuste únicas y, por tanto, produce rendimientos distintos (Lise y Postel-Vinay 2020). Esto motiva nuestra elección de organizar la taxonomía en torno a estas tres categorías.

Nos centramos deliberadamente en las competencias, más que en las ocupaciones. Esto se basa en la constatación de que, en primer lugar, las competencias son una dimensión central para comprender cómo los grandes fenómenos de transformación, como el progreso tecnológico o el intercambio, afectan las oportunidades de empleo (por ejemplo, Acemoglu y Autor 2011; Autor, Levy, y Murnane 2003). En segundo lugar, las ocupaciones se caracterizan por conjuntos complejos de competencias que cambian a lo largo del tiempo (por ejemplo, Arntz, Gregory, y Zierahn 2016; Atalay et al. 2020; Spitz-Oener 2006). Esto implica que los trabajadores -en todos los niveles de calificación⁵- realizan una combinación de competencias cognitivas, socioemocionales y manuales. Se espera que la composición de esta combinación de competencias determine la forma en que las megatendencias (como la tecnología y el comercio) afectan la situación de los trabajadores en el mercado de trabajo. En una línea similar, los debates políticos actuales hacen hincapié en la importancia de las competencias transferibles entre empleos y ocupaciones (véase OIT 2021a).⁶

Como se muestra en la tabla 1, nuestra taxonomía se basa en Deming y Kahn (2018), quienes enriquecen el enfoque basado en tareas de Autor, Levy y Murnane (2003) para adaptarlo a las características específicas de los datos de empleo en línea (los datos de BurningGlass para Estados Unidos en su caso). Hemos ampliado el enfoque de Deming y Kahn (2018) añadiendo la información proporcionada por una serie de estudios diferentes (Autor, Levy, y Murnane 2003; Atalay et al. 2020; Spitz-Oener 2006; Deming y Noray 2020;

⁵ Para ilustrar esto, se puede pensar en los profesionales asociados de la ciencia y la ingeniería (como los pilotos de aviones), los operadores de máquinas, los trabajadores de ventas o los limpiadores y ayudantes. Estas ocupaciones difieren en los niveles medios de calificación, pero cada una de ellas implica una combinación de competencias de al menos dos de las categorías más amplias de competencias cognitivas, socioemocionales y manuales. Lo mismo ocurre con la mayoría de las demás ocupaciones.

⁶ Una contribución digna de mención es el marco de competencias básicas desarrollado en la OIT (2021a), que identifica las competencias básicas que mejoran la resiliencia de los trabajadores frente a los cambios transformadores de los mercados de trabajo contemporáneos, con el fin de orientar a los profesionales sobre la integración de estas competencias básicas en las políticas nacionales de educación y formación.

Kureková et al. 2016; Heckman y Kautz 2012; Hershbein y Kahn 2018) y O-NET Uruguay.⁷ Específicamente, dentro de las categorías de competencias cognitivas y socioemocionales, incluimos palabras clave adicionales que pretenden ampliar el alcance de las descripciones utilizadas. Esto también nos permite capturar términos cuya popularidad ha cambiado con el tiempo, pero que se refieren a la misma competencia (véase Deming y Noray 2020).⁸ Además, añadimos toda la categoría de "competencias manuales".

Las competencias manuales no fueron el foco de Deming y Kahn (2018), pero son importantes para nuestro objetivo de obtener una taxonomía completa. Las competencias manuales son, además, particularmente relevantes en el contexto del mercado de trabajo de un país emergente, como el de Uruguay. Por último, hemos identificado palabras clave asociadas a "tareas rutinarias". Como explicamos a continuación, a partir de estas palabras clave definimos una categoría transversal que refleja si las tareas pueden ser automatizadas. En general, hacemos uso de las diversas palabras clave utilizadas por los trabajos fundamentales para ser lo más exhaustivos posible en la definición de las categorías y subcategorías, al tiempo que definimos nuestro marco conceptual.⁹

Las catorce subcategorías de nuestra taxonomía recogen tanto las competencias que pertenecen a las tareas que los trabajadores realizan en el trabajo¹⁰ como las competencias que se refieren a los atributos personales de los individuos. Ambos tipos de competencias son importantes para proporcionar una representación coherente de la evolución del mercado de trabajo en una amplia gama de contextos. Combinadas, abarcan las competencias que los empleadores demandan en las vacantes y las competencias que los trabajadores ofrecen tal y como se presentan en los perfiles en línea de los trabajadores. Es importante señalar que, aunque algunas subcategorías de competencias estén estrechamente relacionadas, las palabras utilizadas para clasificarlas son mutuamente excluyentes.¹¹ Esto permite la identificación única de las categorías de competencias en nuestros datos granulares.

⁷ Véase Ministerio de Trabajo y Seguridad Social (2020) y Velardez (2021) para obtener detalles sobre el Proyecto O-NET Uruguay, que se encuentra en su fase piloto y ha implementado una encuesta siguiendo el modelo O-NET de Estados Unidos. Hasta ahora caracteriza 22 ocupaciones seleccionadas en Uruguay. El objetivo (como en el caso de O-NET estadounidense) es proporcionar una caracterización completa y muy detallada de los requisitos y los atributos de los trabajadores dentro de cada ocupación. Por lo tanto, esta fuente no tiene la misión de crear categorizaciones de competencias que puedan utilizarse con fines de investigación, sino de proporcionar una lista casi exhaustiva de las competencias observadas en cada ocupación.

⁸ Por ejemplo, "trabajo en equipo" y "colaboración" se refieren a la misma competencia, pero su uso respectivo ha cambiado a lo largo del tiempo (Deming y Noray 2020). Nuestra taxonomía debe abarcar todas las palabras clave en situaciones de este tipo.

⁹ Por tal motivo, al basarla en la literatura académica, pretendemos que sea una taxonomía adecuada para la investigación. En cambio, dos iniciativas dignas de mención han clasificado las competencias en los datos de las ofertas de empleo con un ángulo político más directo. El análisis del CEDEFOP-OVATE clasifica los datos de las ofertas de empleo según el esquema europeo ESCO, centrándose en los países de la Unión Europea y el Reino Unido (Cedefop 2019). Stops et al. (2020) clasifican los datos de las vacantes alemanas basándose en las categorías de la BERUFENET alemana. Así pues, estos enfoques aprovechan esquemas de clasificación preexistentes para los países europeos analizados, que, dependiendo del contexto, podrían requerir una agregación sistemática adicional antes de poder ser analizados con fines de investigación.

¹⁰ En el modelo basado en las tareas, Autor, Levy y Murnane (2003) definen las tareas como unidades de una actividad laboral discreta que se corresponden con las competencias de los trabajadores, es decir, su capacidad para realizar una determinada tarea (Acemoglu y Autor 2011).

¹¹ Por ejemplo, se ha descubierto que las "competencias de carácter" están muy correlacionadas con las "competencias cognitivas (sentido estricto)". Sin embargo, las palabras utilizadas para caracterizar cada conjunto de competencias son específicas de cada subcategoría y no hay ninguna palabra que se repita en ambas subcategorías.

► **Tabla 1. Categorización de competencias, palabras clave y fuentes**

Categoría	Fuente de la palabras categoría	Palabras clave/expresiones	Fuente de la clave / expresiones
Competencias cognitivas			
Competencias cognitivas (sentido estricto)	DK (2018)	Resolver problemas, investigación, análisis, pensamiento crítico, matemáticas, estadística	DK (2018)
		Matemática, adaptabilidad, dirección, control, planificación	ALM (2003) (de tareas analíticas no rutinarias)
		Análisis de datos, ingeniería de datos, modelización de datos, visualización de datos, minería de datos, ciencia de datos, análisis predictivo, modelos predictivos	DN (2020)
		Analizar, diseñar, reglas de diseño, evaluación, interpretar la regla, esbozar	S-O (2006), APST (2020) (de tareas analíticas no rutinarias)
		Cálculo	ALM (2003) (de tareas analíticas rutinarias)
		Contabilidad, corregir, medición	S-O (2006), APST (2020) (de tareas cognitivas rutinarias)
		Procesamiento de la información, toma de decisiones, generación de ideas, memoria	O-NET Uruguay
Competencias computacionales (generales)	DK (2018)	Computadora, hojas de cálculo, programa, software, Excel, PowerPoint	DK (2018)
		Conocimientos de informática, competencias en Internet, Word, Outlook, Office, Windows	DN (2020)
Conocimientos de software (específicos) y soporte técnico	DK (2018) & DN (2020)	Lenguaje de programación o software especializado, Java, SQL, Python	DK (2018)
		Instalación, reparación, mantenimiento de computadoras, solución de problemas de computadoras, desarrollo web, diseño web	DN (2020)
Aprendizaje Automático e inteligencia artificial	DK (2018)	Inteligencia artificial, aprendizaje automático, árboles de decisión, apache, redes bayesianas, herramientas de automatización, Redes neuronales, máquinas de vectores de apoyo (SVM),	DN (2020)
	DN (2020)	Aprendizaje supervisado, MapReduce, Redes neuronales convolucionales (CNN), análisis de clústeres	
Competencias Financieras	DK (2018)	Presupuestos, contabilidad, finanzas, costos	DK (2018)
Competencias de Escritura	DK (2018)	Escribir	DK (2018)
		Editar, reportes, propuestas	DN (2020)
Competencias administración proyectos	DK (2018)	Administración de proyectos	DK (2018)

Competencias socioemocionales			
Competencias de carácter (meticulosidad, estabilidad Emocional y apertura a la experiencia)	DK (2018)	Organizado, detallista, multitarea, gestión del tiempo, puntual, enérgico	DK (2018)
		Autodidacts, iniciativa propia, automotivado	DN (2020)
		Competente, diligente, esforzado/trabajador, confiable, puntual, resistente al estrés, creativo, independiente	KBHT (2016), HK (2012)
Competencias sociales (incluyendo amabilidad y extraversión)	DK (2018)	Comunicación, trabajo en equipo, colaboración, negociación, presentación	DK (2018)
		Equipo, persuasión, escucha	DN (2020)
		Flexibilidad, empatía, asertividad	KBHT (2016), HK (2012)
		Consejo, entretener, lobby, enseñar	S-O (2006), APST (2020) (de tareas interactivas no rutinarias)
Competencias de gestión de personas	DK (2018)	Supervisión, liderazgo, gestión (no de proyectos), mentoría, personal	DK (2018)
		Supervisión del equipo, desarrollo del equipo, gestión de desempeño, gestión de personas	DN (2020)
Competencias de servicio al cliente	DK (2018)	Cliente, ventas, paciente	DK (2018)
		Persuadir, vender	ALM (2003) (de tareas analíticas e interactivas no rutinarias)
		Publicitar, vender, comprar, adquirir	S-O (2006), APST (2020) (de tareas interactivas no rutinarias)
		Servicio al cliente repetitivo	ALM (2003) (de tareas analíticas e interactivas rutinarias)
Competencias manuales			
Competencias de Destreza con los dedos	ALM (2003), en tareas manuales rutinarias	Recolección, clasificación, ensamblaje repetitivo, mezclar ingredientes, hornear, costura y corte decorativo, operar máquinas tabuladoras, empaque de productos agrícolas	ALM (2003)
		Controlar, equipar, operar	S-O (2006), APST (2020)
		Movimientos repetitivos	O-NET Uruguay
Competencias de coordinación ojo-mano-pie	ALM (2003), en tareas manuales no rutinarias	Atender ganado, atender otros animales, conducir para transporte de pasajeros, conducir para transporte de carga, pilotar aviones, podar y tratar árboles ornamentales y de sombra, realizar hazañas gimnásticas, practicar otros deportes que requieran habilidad y equilibrio	ALM (2003)
		Acomodar, renovar, reparar, restaurar, servir, limpiar	S-O (2006), APST (2020)
Competencias físicas	O-NET Uruguay	Resistencia, tiempo dedicado a caminar y correr, llevar cargas pesadas	O-NET Uruguay

Notas: ALM (2003) significa Autor, Levy, y Murnane (2003), APST (2020) significa Atalay et al. (2020), DK (2018) significa Deming y Kahn (2018), DN (2020) significa Deming y Noray (2020), HK (2018) significa Hershbein y Kahn (2018), HK (2012) significa Heckman y Kautz (2012), KBHT (2016) significa Kureková et al. (2016) y S-O (2006) significa Spitz-Oener (2006). El proyecto piloto de O-NET

Uruguay, que hasta el momento sólo captura 22 ocupaciones seleccionadas, se detalla en Ministerio de Trabajo y Seguridad Social (2020) y Velardez (2021). Las palabras clave utilizadas pretenden ser lo más completas posible para proporcionar definiciones apropiadas para las categorías y las subcategorías, pero los sinónimos aún no se incluyen en esta etapa. Aunque algunas subcategorías de competencias están estrechamente relacionadas, las palabras utilizadas para categorizarlas se excluyen entre sí. Esto permite una identificación única de las categorías de competencias. Obsérvese también que, dentro de las subcategorías, algunas palabras clave son redundantes (como "matemáticas" y "matemática"). Esto significa simplemente que más de una de las fuentes utilizó esa palabra para categorizar la subcategoría y no tiene ninguna repercusión para la aplicación de nuestra taxonomía siempre que la repetición se produzca dentro de las subcategorías. Las palabras en cursiva indican palabras clave incluidas por los autores de este trabajo para completar las definiciones existentes.

Dentro de la categoría de **competencias cognitivas**, definimos la subcategoría "competencias cognitivas (en sentido estricto)" como las capacidades o cualidades necesarias para realizar tareas que requieren análisis y cálculo, resolución de problemas, intuición, flexibilidad y creatividad (Acemoglu y Autor 2011, 1076; Autor, Levy, y Murnane 2003, 1284). Una extensa literatura ha estudiado la demanda relativa de competencias cognitivas y sus rendimientos en los países de altos ingresos, y éstas son reconocidas en los debates políticos como fundamentales para la resiliencia de los trabajadores ante las transformaciones del mercado de trabajo (OIT 2021a).

Una vertiente de esta literatura examina la polarización de las ocupaciones por nivel de competencia frente al cambio tecnológico y la automatización.¹² Esta literatura encuentra que las ocupaciones que requieren en gran medida competencias cognitivas han prosperado con el desarrollo de la tecnología informática, tanto en términos de creación de empleo como de crecimiento salarial.

Esto se debe a que las competencias cognitivas son difíciles de tornar rutinarias (en particular, las asociadas a las tareas cognitivas no repetitivas), donde las ocupaciones que se basan en dichas tareas han sido más resistentes a los impactos tecnológicos. Mientras tanto, las ocupaciones poco calificadas (tampoco sustituibles por la tecnología, como se comenta más adelante) han experimentado igualmente un aumento generalizado del empleo, en relación con las ocupaciones de calificación media. Estudios más recientes sugieren que el aumento de las ocupaciones de alta calificación ha evolucionado, documentando una inversión en la demanda de competencias cognitivas en Estados Unidos en el año 2000 (Beaudry, Green, y Sand 2016). Mientras que la proporción de titulados universitarios con alto nivel de formación ha aumentado, las ocupaciones intensivas en competencias cognitivas han experimentado un escaso crecimiento salarial y de empleo después del año 2000. Esta conclusión es congruente con la revolución de las tecnologías de la información (TI) y, por tanto, con la introducción de las TI como tecnología de uso general, que ha alcanzado una fase de madurez. Esto implicó que los trabajadores altamente calificados se trasladaran a ocupaciones que dependen menos de las competencias cognitivas (Beaudry, Green, y Sand 2016). Por lo tanto, la inversión de la demanda de competencias cognitivas tiene consecuencias en la estructura salarial de las ocupaciones (véase también Roys y Taber 2019).

Otra vertiente de la literatura complementa este conocimiento al centrarse en los cambios de competencias dentro de las ocupaciones.¹³ Estos estudios aprovechan fuentes de datos más ricas y con mayor granularidad, como los datos sobre vacantes. Encuentran una variación sustancial en los requisitos de competencia dentro de las ocupaciones. Si bien las competencias cognitivas son un importante motor de esta variación, las competencias socioemocionales están adquiriendo un papel fundamental (Kureková et al. 2016). En este contexto, Deming y Kahn (2018) muestran que un mayor énfasis en las competencias cognitivas, especialmente cuando se demandan en combinación con las competencias socioemocionales, está asociado con mayores salarios y productividad de las empresas. Por lo tanto, la considerable variación dentro de la ocupación en la demanda de dichas competencias contribuye a explicar una parte significativa de los patrones existentes de desigualdad salarial. Además, los cambios en las competencias a lo largo del tiempo desempeñan un papel decisivo también dentro de las ocupaciones (Atalay et al. 2020; Spitz-Oener 2006). Como ejemplo, las ocupaciones de STEM han visto cambios pronunciados en los requisitos de competencias cognitivas -por ejemplo, las vacantes de STEM que requieren competencias vinculadas al aprendizaje automático y la inteligencia artificial aumentaron un 460% desde la década anterior a 2017-, lo que

¹² Véase, por ejemplo: Acemoglu y Autor (2011); Atalay et al. (2020); Frey y Osborne (2017); Hardy et al. (2018); Keister y Lewandowski (2017); Spitz-Oener (2006); Autor y Dorn (2013).

¹³ Véase, por ejemplo: Atalay et al. (2020), Arntz, Gregory, y Zierahn (2016), Beaudry, Green, y Sand (2016); Deming y Kahn (2018); Hardy et al. (2018); Hershbein y Kahn (2018); Spitz-Oener (2006); Modestino, Shoag, y Ballance (2020).

puede atribuirse a la rápida difusión de la innovación tecnológica en STEM (Deming y Noray 2020). En este contexto, las palabras que elegimos para identificar las competencias cognitivas pretenden coincidir con las tareas laborales analíticas definidas por Autor, Levy y Murnane (2003) que son utilizadas por la mayoría de los trabajos que estudian el cambio tecnológico sesgado por la rutina y la polarización del empleo. Añadimos palabras adicionales sugeridas por Atalay et al. (2020), Deming y Kahn (2018), Deming y Noray (2020), Spitz-Oener (2006), y O-NET Uruguay.

Por último, completamos las competencias cognitivas añadiendo cinco subcategorías adicionales de Deming y Kahn (2018): competencias informáticas, competencias de software, competencias de escritura, competencias financieras y competencias de administración de proyectos. También añadimos una categoría adicional sugerida por Deming y Noray (2020), que se refiere al aprendizaje automático y la inteligencia artificial. Estas subcategorías están estrechamente relacionadas con las competencias cognitivas descritas anteriormente y representan subcategorías temáticas que organizan competencias cognitivas en torno a temas. Las clasificamos por separado porque suelen aparecer en una amplia gama de ofertas de empleo en línea y en las experiencias laborales de los solicitantes. La lista de subcategorías temáticas apunta en particular a los trabajos de oficina (Deming y Kahn 2018), lo que significa que esta lista puede consultarse detalladamente o de forma condensada, dependiendo del enfoque de un estudio determinado sobre un segmento concreto del mercado de trabajo.

Nuestra segunda categoría amplia de **competencias socioemocionales** añade a la categorización un conjunto de atributos personales que implican al intelecto, pero de forma más indirecta y menos consciente que las competencias cognitivas. La literatura utiliza una serie de expresiones para referirse a estas competencias, entre las que se incluyen las competencias no cognitivas, las competencias blandas, las competencias socioemocionales o los rasgos de personalidad.¹⁴ Estos diferentes términos sugieren diferentes propiedades. En primer lugar, evitamos el uso del término "competencias no cognitivas", ya que todas las competencias requieren algún tipo de cognición. En segundo lugar, mientras que "rasgos" da una sensación de inmutabilidad, "competencias" connota la posibilidad de aprender (Kautz et al. 2014). Un largo debate en la literatura psicológica ha discutido si las competencias socioemocionales son estables a través de diferentes situaciones en un punto fijo en el tiempo, así como el grado de maleabilidad de estas competencias a lo largo de la vida (véase Almlund et al. 2011, sec. 2). En la actualidad, la mayoría de los psicólogos y economistas apoyan la noción de una personalidad estable a través de situaciones¹⁵, lo que está respaldado por un amplio conjunto de pruebas que demuestran que existen competencias socioemocionales estables y que predicen una variedad de comportamientos (Kautz et al. 2014). Sin embargo, como señalan Heckman y Kautz (2012) "si bien los rasgos son relativamente estables a través de las situaciones, no están grabados en piedra. Cambian a lo largo del ciclo de vida". El consenso de que las competencias socioemocionales son maleables y pueden ser aprendidas es clave en términos de política. Si no fuera así, habría poco espacio para la política. Otra cuestión decisiva es si las competencias socioemocionales pueden seguir cambiando significativamente durante la vida adulta. Las disciplinas divergen en esta cuestión. Economistas como Carneiro y Heckman (2005) y publicaciones más recientes de Heckman y sus coautores hacen hincapié en la maleabilidad de estas competencias hasta la adolescencia y los primeros años de la vida adulta. Desde esta perspectiva, la paternidad, las políticas educativas y las prácticas y aprendizajes en el lugar de trabajo son los medios centrales para desarrollar las competencias socioemocionales. Mientras tanto, los psicólogos sociales sostienen que al menos algunos de estos atributos (por ejemplo, la inteligencia emocional) pueden aprenderse a cualquier edad, lo que pone mayor énfasis en las políticas de formación, aprendizaje y educación para adultos.¹⁶ Los sociólogos y los estudiosos de la gestión están de acuerdo, y destacan el carácter indispensable del aprendizaje experimental para algunas competencias socioemocionales como

¹⁴ En la literatura psicológica, Roberts (2009) define los "rasgos de personalidad" como "los patrones relativamente duraderos de pensamientos, sentimientos y comportamientos que reflejan la tendencia a responder de ciertas maneras en determinadas circunstancias" (en Almlund et al. 2011, 8). Como esta terminología podría transmitir una sensación de inmutabilidad -aunque esa no fuera la intención de la literatura psicológica-, algunas corrientes de la literatura prefieren evitarla (véase, por ejemplo, Kautz et al.

¹⁵ Por ejemplo, Almlund et al. (2011); Kautz et al. (2014); Heckman y Kautz (2012); Mischel y Shoda (1995); y Mischel y Shoda (2008). La excepción son los economistas conductuales (véase, por ejemplo, Thaler 2008), que creen, en cambio, que las situaciones tienen limitaciones o incentivos específicos, que determinan el comportamiento casi por completo (Almlund et al. 2011; Kautz et al. 2014).

¹⁶ Brunello y Schlotter (2011) resumen los argumentos de la literatura de psicología social, incluyendo a Cherniss et al. (1998), Boyatzis (2008) y Goleman (2000).

la resolución de problemas, el trabajo en equipo y otras competencias sociales (véase Green, Ashton, y Felstead 2001, capítulo 1).

Medir y clasificar las competencias socioemocionales es un desafío. Sin embargo, la literatura psicológica ha llegado a una categorización bien aceptada de estas competencias, denominada "modelo de los cinco factores de la personalidad" o "cinco grandes" (McCrae y Costa 2008). Comprende la amabilidad, la conciencia, la estabilidad emocional, la extraversión y la autonomía y la apertura a la experiencia. Una vasta literatura sobre el rendimiento de las competencias no cognitivas en el mercado de trabajo ha demostrado que las distintas competencias no cognitivas son importantes predictores de los resultados de la vida, como la educación y el éxito en el mercado de trabajo (Heckman y Kautz 2012). Algunos de estos atributos personales están correlacionados con las competencias cognitivas (Kureková et al. 2016), pero su poder explicativo sobre los resultados del mercado de trabajo y la educación va más allá de esta correlación.¹⁷ Un estudio para Estados Unidos reveló que las mejoras en las competencias no cognitivas son mucho más importantes para los futuros ingresos y empleo que mejoras similares en las competencias cognitivas (Heckman, Stixrud, y Urzua 2006). Del mismo modo, un estudio realizado en Suecia demostró que tanto las competencias cognitivas como las no cognitivas son fuertes predictores de los ingresos futuros, pero que las competencias no cognitivas tienen un efecto más fuerte para las personas en el extremo inferior de la distribución de los ingresos (Lindqvist y Vestman 2011). En el mundo emergente y en desarrollo, cuatro estudios han evaluado los efectos causales de las competencias socioemocionales en los resultados del mercado de trabajo, mediante la evaluación experimental del efecto de los programas de formación laboral centrados únicamente en las competencias socioemocionales y en diferentes categorías de trabajadores. Los datos son más contradictorios: dos estudios encontraron efectos positivos en India y Togo (Adhvaryu, Kala, y Nyshadham 2018; Campos et al. 2017), otro estudio de la República Dominicana encontró efectos positivos para las mujeres, pero no para los hombres (Acevedo et al. 2017), y un último estudio de Jordania encontró efectos nulos (Groh et al. 2016).

En términos de nuestra taxonomía, dividimos el modelo de cinco factores entre las subcategorías "competencias de carácter" y "competencias sociales". Nuestra subcategoría "competencias de carácter" sigue a Deming y Kahn (2018), desviándose un poco de su definición (vea la tabla 1). Incluye la concienciación (es decir, "la tendencia a ser organizado, responsable y trabajador", Asociación Americana de Psicología 2020), la apertura a la experiencia (es decir, "la tendencia a estar abierto a nuevas experiencias estéticas, culturales o intelectuales", *ibid*), y la estabilidad emocional (lo contrario al "neuroticismo"). "La estabilidad emocional es la previsibilidad y coherencia en las reacciones emocionales, con ausencia de cambios rápidos de humor", *ibid*). También engloba dimensiones como la relajación, ser independiente, tener confianza en uno mismo y el grado de vulnerabilidad al estrés (Brunello y Schlotter 2011; Heckman y Kautz 2012).

No existe una forma única y consensuada de agrupar el modelo de los cinco factores de la personalidad en categorías más amplias. La mayoría de los investigadores agrupan varias competencias socioemocionales en función de sus preguntas de investigación específicas. Nosotros las agrupamos en "competencias de carácter" y "competencias sociales", ya que distinguir entre las cinco categorías por separado aumentaría la probabilidad de cometer errores en este nivel más fino de agregación, sin añadir necesariamente un valor considerable al análisis. En cambio, los grupos de "competencias de carácter" y "competencias sociales" se basan en las similitudes en su naturaleza predictiva que ha encontrado la literatura empírica. De esta forma, agrupamos la meticulosidad, la estabilidad emocional y la apertura a la experiencia en nuestra subcategoría de "competencias de carácter", porque estos tres factores parecen compartir la capacidad de predecir los resultados de la educación y el mercado de trabajo, aunque no con la misma fuerza (Almlund et al. 2011; Brunello y Schlotter 2011). Por ejemplo, la meticulosidad destaca como el rasgo más predictivo del modelo de cinco factores sobre los resultados futuros. Se ha comprobado que predice los logros educativos, la salud y los resultados del mercado de trabajo, en algunos casos con tanta fuerza como las medidas

¹⁷ Como lo ilustran Heckman y Kautz (2012, 454), "incluir las medidas de personalidad en una regresión con medidas cognitivas explica una varianza adicional".

de capacidad cognitiva.¹⁸ Mientras que la meticulosidad predice el rendimiento y los salarios en un amplio espectro de trabajos, el poder predictivo de las competencias cognitivas disminuye con la complejidad del trabajo (Almlund et al. 2011; Kautz et al. 2014). Mientras tanto, los atributos relacionados con la estabilidad emocional -especialmente el epicentro del control interno, o la creencia de que uno puede determinar su éxito en lugar de creer que los resultados son fruto del destino o la suerte- predicen positivamente los ingresos (Brunello y Schlotter 2011) y el esfuerzo de búsqueda de empleo (Almlund et al. 2011). Por último, la apertura a la experiencia no solo predice medidas más finas de logro educativo, como la asistencia a clase (Almlund et al. 2011), sino también los años de educación (Borghans et al. 2008). También se ha asociado con competencias transversales, como el sentido de la iniciativa y el espíritu empresarial, que son factores importantes para el éxito en la educación y el mercado de trabajo (Brunello y Schlotter 2011). Las palabras que utilizamos para definir dichas "competencias de carácter" proceden de Deming y Kahn (2018), pero también de Deming y Noray (2020), Kureková et al. (2016) y Heckman y Kautz (2012).

Completamos la categoría de **competencias socioemocionales** con tres de los grupos de subcompetencias de Deming y Kahn (2018), que recogen las competencias sociales (como ya se ha mencionado), las competencias de gestión de personas y las competencias de servicio al cliente. Dentro de "competencias sociales" incluimos las palabras originales sugeridas por los autores (por ejemplo, comunicación, trabajo en equipo, colaboración). Añadimos las dos categorías restantes del modelo de personalidad de cinco factores, a saber, la amabilidad y la extraversión. La amabilidad es la tendencia a cooperar con los demás (Asociación Americana de Psicología 2020). La extraversión es la orientación que muestran las personas hacia el mundo exterior y el contacto social (ibíd.). En nuestra taxonomía, caracterizamos estos dos atributos personales con palabras como cooperación, flexibilidad, empatía y asertividad.¹⁹ También añadimos las subcategorías de "competencias de gestión de personas" y "competencias de servicio al cliente", que están determinadas por un amplio conjunto de competencias socioemocionales, pero que suelen figurar por separado en las ofertas de empleo en línea y en las experiencias laborales de los trabajadores. Al igual que antes, utilizamos varias referencias como fuentes de palabras clave con el fin de llegar a una taxonomía completa y a un uso más exhaustivo de las palabras para definir cada categoría (véase la última columna de la tabla 1).

La importancia que la literatura atribuye a las competencias sociales y a otras competencias socioemocionales ha aumentado considerablemente durante la última década y los debates políticos hacen hincapié en la importancia fundamental de estas competencias a lo largo del ciclo de vida de los trabajadores (OIT 2021a). Investigaciones demuestran que empleadores de Estados Unidos y Europa sitúan algunas competencias sociales por encima de las cognitivas, sobre todo en los mercados de trabajo de baja calificación (Bowles, Gintis, y Osborne 2001; Kureková et al. 2016). Además, los estudios apuntan a una creciente complementariedad entre las competencias cognitivas y las sociales (Arntz, Gregory, y Zierahn 2016; Deming y Kahn 2018; Borghans, Weel, y Weinberg, Bruce 2014; Deming y Kahn 2018; Weinberger 2014). A medida que las computadoras sustituyen un conjunto cada vez más amplio de tareas no interactivas, las competencias interpersonales se vuelven cada vez más centrales en una amplia gama de trabajos profesionales (Autor 2014; Lu 2015). Resulta interesante que, según las investigaciones realizadas en Europa, el aumento de la demanda de competencias interactivas no sustituye a la educación formal, sino que aparece como complemento de ésta (Kureková et al. 2016). Las consecuencias para los trabajadores de los países emergentes y en desarrollo son potencialmente significativas, ya que una gran parte del empleo en estos países se concentra en sectores y ocupaciones (por ejemplo, servicios) que requieren competencias interpersonales de forma desproporcionada.

Nuestra tercera categoría, las **competencias manuales**, toma como punto de partida la forma en que Autor, Levy y Murnane (2003) clasifican las tareas manuales. En su análisis, las tareas manuales se dividen en

¹⁸ Véase Almlund et al. (2011), Borghans et al. (2008) y Heckman y Kautz (2012) para una revisión de la literatura relevante de la psicología y la economía. Además, los estudios de psicología laboral hacen hincapié en la relación entre la meticulosidad y otras variables moderadoras, como la motivación, la capacidad y el compromiso laboral (véase Bakker, Demeranti y ten Brummelhuis (2012) y sus referencias).

¹⁹ Es posible que estas categorías deban evaluarse de forma crítica en lo que respecta a las autodescripciones de los trabajadores. Algunos trabajadores pueden entender la importancia de señalar ciertas competencias de carácter en lugar de que éstas formen parte de su personalidad. Además, algunos rasgos se esperan más de las mujeres que de los hombres, y se infravaloran en términos de rendimiento monetario (Grugulis y Vincent 2009).

rutinarias y no rutinarias. Las primeras son actividades que requieren competencias de destreza con los dedos y las segundas son actividades que requieren "adaptabilidad situacional, reconocimiento visual y lingüístico, e interacciones en persona" (Acemoglu y Autor 2011, 1077). En términos generales, las tareas manuales rutinarias son más frecuentes en las ocupaciones de producción y operativas, y las tareas manuales no rutinarias en las ocupaciones de servicios, pero también en algunos puestos de producción y operativos que requieren adaptabilidad física o situacional (ibid).

El modelo de Autor, Levy y Murnane (2003) capta la vulnerabilidad del trabajo manual rutinario a la luz de la automatización y la externalización. Implementamos esta categoría en nuestra taxonomía mediante el uso de palabras como recoger o clasificar, montaje repetitivo y mezclar o cocinar ingredientes. Sin embargo, no todas las tareas manuales entran en esta categoría. Varias tareas requieren un procesamiento motor y capacidades visuales que, dado el estado contemporáneo del progreso tecnológico, no pueden ser fácilmente programables (por ejemplo, conducir un automóvil entre el tráfico, la limpieza y las tareas domésticas). Por ello, en Estados Unidos, los trabajadores menos calificados se han desplazado a ocupaciones de servicios que se asocian a este tipo de tareas, alejándose de las ocupaciones que se basan en gran medida en tareas que pueden ser rutinizadas (Autor y Dorn 2013). Fuera de los países de ingresos altos, el exceso de oferta de mano de obra es absorbido en forma desproporcionada por los servicios urbanos de bajo valor agregado, lo que contribuye al subdesarrollo del sector manufacturero (por ejemplo, Rodrik 2018). Las competencias manuales no rutinarias se refieren a tareas como acomodar, servir o limpiar, pero también vigilar el ganado, podar y tratar plantas, conducir e incluso hacer gimnasia y otros deportes que requieren equilibrio.

Por último, complementamos la categorización de las competencias manuales con una subcategoría de "competencias físicas" que se refiere específicamente a los atributos personales, la fuerza física y el esfuerzo, como la resistencia, así como a tareas relacionadas como las que requieren caminar y correr, y transportar cargas pesadas.

Las competencias manuales han sido menos estudiadas en la literatura que las cognitivas. Una de las razones es que estas tareas, especialmente la parte que puede ser rutinaria, han ido disminuyendo en el mundo avanzado (Spitz-Oener 2006). Otra razón es que las competencias manuales, y en general los trabajos poco calificados, están poco representados en las fuentes en línea, como los datos de BurningGlass, y, por lo tanto, no son el objetivo de los estudios que utilizan estos datos (Hershbein y Kahn 2018). Sin embargo, se han realizado algunas comprobaciones en el mundo avanzado que arrojan luz sobre la importancia de integrar esta categoría de competencias en una taxonomía orientada a la investigación, dado que estas tareas son importantes cuando se considera a los trabajadores en el extremo inferior de la distribución salarial (Autor y Dorn 2013). Aunque la investigación es escasa fuera de Estados Unidos, esperamos que estas tareas sean al menos igual de importantes en el mundo emergente y en desarrollo, si no más. Recientemente, Lise y Postel-Vinay (2020) estudiaron los rendimientos de los requisitos de competencias manuales utilizando datos de O-NET de Estados Unidos. Encontraron que las competencias manuales tienen, en general, rendimientos moderados, y que se acumulan fácilmente en el trabajo, pero también se pierden relativamente rápido cuando no se emplean. Roys y Taber (2019) estudian la retribución de las distintas competencias de los trabajadores poco calificados en Estados Unidos a lo largo del ciclo de vida. Constatan que, si bien la retribución relacionada con las competencias interpersonales ha aumentado con el tiempo, el rendimiento de las competencias manuales sigue siendo el factor más relevante que determina los salarios de los trabajadores poco calificados. Desde el punto de vista de las políticas, esta conclusión sugiere que las inversiones en competencias manuales son fundamentales para mejorar los salarios de estos trabajadores. Sin embargo, es importante señalar que, si bien se entiende claramente que la educación y la formación son una vía para desarrollar las competencias cognitivas, la literatura no ha explorado suficientemente cómo desarrollar aún más las competencias manuales. Mientras tanto, los profesionales de la política, a través de su experiencia en la aplicación de estas políticas, señalan la importancia del aprendizaje basado en el trabajo para desarrollar las competencias técnicas, incluidas las manuales (Kis y Windisch 2018; OIT 2017; Comisión Europea 2013; Cedefop 2015). Por lo tanto, comprender mejor este desarrollo tiene consecuencias profundas para los trabajadores poco calificados. Esto se extiende a grandes segmentos de trabajadores que realizan trabajos manuales en los países emergentes y en desarrollo, incluso en los mercados de trabajo informales.

Si bien nuestra taxonomía se centra en las **competencias cognitivas, socioemocionales y manuales**, independientemente de su intensidad de rutina, el análisis anterior muestra que la intensidad de las competencias es importante para comprender las tendencias significativas del mercado de trabajo. En consecuencia, la intensidad de rutina es fundamental para la literatura sobre el cambio tecnológico basado en la calificación. En concreto, la sustituibilidad de las tareas rutinarias-manuales y rutinarias-cognitivas por la tecnología subyace a la disminución de la demanda de mano de obra de calificación media y, por tanto, a la polarización de las estructuras de empleo en los países de altos ingresos (Autor, Levy, y Murnane 2003; Spitz-Oener 2006; Goos, Manning, y Salomons 2014). La intensidad de rutina también desempeña un papel en la comprensión de las tendencias del mercado de trabajo fuera de los países de altos ingresos. Investigaciones recientes en este ámbito se basan en los datos de encuestas disponibles para una serie de países, mientras que imputan la intensidad de rutina para los países en los que no se dispone de dichos datos. Los datos de las encuestas disponibles muestran que los factores específicos de cada país determinan la intensidad de rutina, incluido el nivel de desarrollo económico, el grado de uso de la tecnología, el papel que desempeña un país en el comercio mundial y el nivel educativo de su fuerza de trabajo (Lewandowski et al. 2019). A diferencia de los países de ingresos altos, los países de ingresos bajos y medios no han experimentado ningún descenso, o sólo uno menor, en las tareas rutinarias entre 2000 y 2017 (Lewandowski, Park, y Schotte 2020). Además, los trabajos de calificación media no son necesariamente intensos en tareas rutinarias, de tal manera que un estudio para Argentina encuentra algunas pruebas de una reasignación del empleo hacia trabajos de calificación media (Maurizio y Monsalvo 2021).

Para reflejar la intensidad de rutina en nuestra categorización de competencias, seguimos la literatura económica (Autor, Levy, y Murnane 2003; Spitz-Oener 2006; Atalay et al. 2020) para identificar las palabras clave que se asocian con las competencias rutinarias. Sin embargo, nos hemos desviado de esa literatura al implementar la intensidad como una categoría transversal, esperando que la intensidad de rutina pueda afectar los diferentes tipos de competencias en los que se basa nuestra taxonomía. Esta clasificación "ad hoc", que puede solicitarse a los autores, todavía requiere una mayor validación y no la presentamos aquí. No obstante, para dar una impresión de nuestro enfoque, agregamos una columna a nuestra tabla, que recoge si un grupo de palabras clave entra en la categoría de competencias rutinarias intensivas. Más concretamente, codificamos como cero las palabras clave que suelen identificarse como tareas no rutinarias y como uno las que suelen asociarse a tareas rutinarias. Añadimos un valor de dos a las categorías en las que la mayoría de las tareas pueden ser típicamente rutinarias, pero puede haber algunas excepciones (por ejemplo, entre las "competencias de destreza con los dedos", no toda la costura puede automatizarse). Por último, una cuarta categoría (codificada como tres) recoge las categorías en las que no podemos decir con certeza si se trata de tareas rutinarias o no (como las actividades incluidas en "competencias financieras").

► 2 Datos y estadísticas descriptivas

Para aplicar nuestra taxonomía de competencias de forma empírica, nos basamos en los datos en línea del portal de empleo uruguayo *BuscoJobs*. *BuscoJobs* es un portal de empleo privado. Contiene información detallada sobre (i) los trabajadores que buscan empleo, (ii) las vacantes publicadas por las empresas, y (iii) las solicitudes que las personas que buscan trabajo han hecho con respecto a las vacantes publicadas. Nuestros datos cubren todo el contenido cargado en el portal de empleo desde enero de 2010 hasta diciembre de 2020 en Uruguay, donde *BuscoJobs* tiene su sede.²⁰

Para publicar vacantes en línea a través de *BuscoJobs*, las empresas deben crear una cuenta en el portal y pagar una pequeña cuota. El portal ofrece varios tipos de suscripciones empresariales, que cubren diferentes períodos de tiempo y permiten a las empresas publicar un número determinado de puestos (que van desde tres hasta 600 vacantes, dependiendo de la duración y el tipo de suscripción). Todas las suscripciones permiten a las empresas ver los currículos (CV) de los usuarios durante la duración de la suscripción elegida. Dada la información que las empresas proporcionan en las vacantes que publican, la base de datos contiene abundante información sobre las características de la empresa, el sector, los requisitos del puesto vacante en términos de formación y experiencia, y las características de la vacante, como las condiciones de trabajo. Además, cada vacante tiene un título de trabajo y un texto abierto que la describe, lo que será crucial para implementar nuestra taxonomía de competencias y generar la variable de la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO).

Como característica distintiva de *BuscoJobs*, no sólo ofrece a las empresas la posibilidad de publicar vacantes, sino que también permite a las personas que buscan trabajo registrarse y solicitar estas vacantes directamente a través del portal. Los buscadores de empleo pueden crear una cuenta de forma gratuita. En su perfil incluyen información personal básica, datos sobre su nivel de estudios, todo su historial de empleo, las competencias técnicas que poseen y los idiomas que dominan. Esto nos permite observar importantes datos longitudinales sobre las características de los individuos y sus historias laborales. Las personas que buscan trabajo también pueden expresar sus preferencias laborales, si están buscando activamente un trabajo, si están empleados o desempleados y si quieren que sus perfiles sean totalmente visibles para los empleadores.²¹ Por último, los solicitantes incluyen sus experiencias laborales anteriores y los períodos de empleo en curso. Esto se detalla en un formato de texto abierto, lo que es importante para poder caracterizar las competencias asociadas a estos períodos, de acuerdo con nuestra taxonomía de competencias, y para crear las variables de la CIUO.

Otra ventaja de la base de datos de *BuscoJobs*, en comparación con otros portales y agregadores de empleo del país, es que *BuscoJobs* no incluye ofertas de trabajo duplicadas y presenta una volatilidad mucho menor en el tiempo (Equipos Consultores 2020). Lo más importante, como se mencionó anteriormente, es que *BuscoJobs* cubre una serie temporal comparativamente larga, desde 2010 hasta 2020, y captura las vacantes, las biografías de los solicitantes de empleo y las solicitudes. Esto contrasta con otras bolsas de trabajo y agregadores importantes en Uruguay y otras fuentes de datos que se utilizan de manera prominente en la literatura, como los datos de BurningGlass, ya que estos sólo contienen datos de vacantes.

²⁰ El portal de empleo se lanzó en Uruguay por primera vez en 2007, luego se expandió a 20 países de América Latina y España (*BuscoJobs* 2021), y actualmente está presente en 33 países a nivel mundial (*BuscoJobs* Internacional 2021). Además de su amplia cobertura en América Latina, *BuscoJobs* está presente en cuatro países africanos (Ghana, Kenia, Nigeria, Sudáfrica), en seis países de Asia y el Pacífico (Australia, India, Indonesia, Malasia, Nueva Zelanda, Filipinas), en tres países europeos (España, Portugal, Italia) y en Estados Unidos. Utiliza los nombres de "*BuscoJobs*" (para los países de habla hispana), "*Findojobs*" (para los países de habla inglesa) y "*Cercojobs*" (en Italia).

²¹ También permite a los usuarios realizar un test de competencias genéricas, proporcionado por la empresa *d'Anchiano* (*D'Anchiano* 2021), que permite generar una lista de las competencias genéricas que posee cada usuario, seleccionadas por los usuarios de entre las competencias que forman parte de este test. Además, las competencias técnicas pueden reportarse en su perfil general y en asociación con cada experiencia laboral individual. Estas variables son diferentes de las que generamos nosotros y no se tienen en cuenta en nuestra metodología para implementar la taxonomía de competencias, dado el gran número de valores faltantes.

2.1 Cobertura y aplicabilidad de los datos de los solicitantes y de las vacantes para identificar y medir las variables de competencias

A la hora de evaluar la demanda y la oferta de competencias, y de realizar cualquier tipo de trabajo analítico relacionado, los datos en línea tienen dos ventajas generales, en comparación con otras fuentes de datos utilizadas tradicionalmente, como las encuestas de fuerza de trabajo (véase también Hershbein y Kahn 2018).

En primer lugar, los datos en línea de las vacantes y de los solicitantes tienen un alto grado de granularidad. Esto permite identificar en detalle las tendencias de las competencias y las necesidades de competencias mediante la generación de variables de las tareas realizadas en el trabajo, en el caso de las personas que buscan trabajo, y las tareas solicitadas en las vacantes. Estos indicadores estadísticos pueden calcularse sin recurrir a variables sustitutas, como las categorías o sectores profesionales. De este modo, pueden medir un fenómeno importante pero en gran medida ignorado, a saber, la composición real de las competencias de los puestos de trabajo y la evolución de las competencias dentro de las ocupaciones (Hershbein y Kahn 2018). Además, los datos en línea de ofertas de empleo y de solicitantes proporcionan información detallada sobre la ubicación geográfica y, dependiendo de la fuente de datos, las características de las empresas y los solicitantes, incluidos los sectores y categorías profesionales. Estas variables pueden calcularse a menudo de forma sólida incluso a un nivel muy desagregado, gracias al gran tamaño de las muestras que suelen presentar los datos de los portales y agregadores de empleo en línea (OIT 2020).

En segundo lugar, los datos en línea de las vacantes y de los solicitantes suelen recopilarse con gran frecuencia, lo que permite evitar los desfases temporales asociados a los métodos de recopilación de datos más comunes, como los datos de las encuestas, que se muestrean en intervalos, a veces largos. Dado el carácter de tiempo real de los datos en línea, pueden evitarse algunos de los retrasos asociados al procesamiento y la limpieza de los datos de las encuestas (OIT 2020), en particular si la base de datos inicial asociada a un portal de empleo o a un agregador de empleo en línea está bien estructurada.

Uno de los principales inconvenientes asociados al uso de datos procedentes de portales y agregadores de empleo en línea es su representatividad. Como no se basan en un muestreo aleatorio, es difícil sacar conclusiones generalizadas sobre el universo de las empresas o el conjunto de la población en edad de trabajar, ya que los datos tienden a estar sesgados hacia determinados segmentos del mercado de trabajo, en particular las ocupaciones más calificadas (Cedefop 2021; Fabo y Kureková 2022; Hershbein y Kahn 2018).

La representatividad depende de varias características inherentes al país de interés para el análisis, entre ellas la tasa de penetración de Internet. En Uruguay, el 83,4% de los individuos utilizó Internet en 2019, según datos de la UIT.²² Esta cifra es considerablemente superior al promedio mundial, estimado en 56,7%, y al nivel regional, que alcanza el 68,3% para América Latina y el Caribe (ALC). Estas cifras sugieren que la explotación de big data basado en la red en el contexto uruguayo podría estar asociada a un menor sesgo, en comparación con otros países. No obstante, también entre los países más avanzados, donde una alta proporción de individuos utiliza Internet de forma regular (por ejemplo, la Unión Europea, donde el 83,8% de los individuos utilizó Internet en 2019, *ibid*), existen grandes diferencias en la proporción de vacantes publicadas en línea. Dentro de los países de la Unión Europea, por ejemplo, la proporción de ofertas de empleo publicadas en línea en 2017 varió desde menos del 50% en países como Rumanía o Dinamarca hasta cerca del 100% en Finlandia, Suecia y Estonia (OIT 2020). Uno de los factores que explican estas diferencias es la proporción de la población que vive en zonas urbanas o rurales. En las zonas urbanas, el sector de los servicios tiende a desempeñar un papel más importante y, por tanto, la incidencia de los anuncios de empleo en línea es mayor. En cambio, los medios impresos y la comunicación boca a boca parecen ser más relevantes en las zonas rurales (OIT 2020). En el contexto de Uruguay, es importante señalar que una gran mayoría de la población en edad de trabajar (94,7%) residía en zonas urbanas en 2020 (cálculo de los autores basado en la encuesta de hogares que se presenta en la siguiente subsección). Esto está relacionado con el papel destacado de la capital, Montevideo, y el alto grado de centralización en Uruguay.

²² Los datos de la UIT se obtuvieron a través del Banco Mundial (2021).

Las vacantes en línea también tienden a ser anunciadas por las empresas más grandes (por ejemplo, las empresas internacionales) y menos por las empresas más pequeñas, o las que operan en los sectores de la construcción, la agricultura y la hostelería (OIT 2020). Además, la incidencia de la informalidad es importante, ya que los empleos informales no suelen aparecer en las bolsas de trabajo públicas o en los agregadores en línea (Cedefop 2021). Curiosamente, Uruguay tiene una tasa de informalidad significativamente menor que la región de ALC en su conjunto. En 2019, cerca del 24% de la totalidad del empleo era informal en Uruguay (cálculos de los autores)²³ en comparación con el 56,4% en ALC (OIT 2021b, 54)

Las características del mercado de trabajo uruguayo son, por tanto, propicias para el uso de portales en línea por parte de las empresas y las personas que buscan trabajo. Más allá de esto, es importante evaluar el grado y la dirección de los sesgos de nuestros datos. Por ello, a continuación evaluamos empíricamente la representatividad de los datos de *BuscoJobs* e investigamos si la representatividad ha cambiado a lo largo del período analizado.

2.2 Datos de los solicitantes de *BuscoJobs*

La base de datos de solicitantes de *BuscoJobs* cuenta con 666.797 perfiles de usuarios, de los cuales 388.041 incluyen información relacionada con su experiencia laboral anterior, que es fundamental para nuestro análisis. Dado que pudimos construir las historias laborales detalladas de estos individuos, el tamaño total de nuestra muestra consta de 1.231.555 períodos de empleo. Como se muestra en la figura 1, tenemos una buena cobertura de datos para todos los años entre 2010 y 2020 y observamos que el número de individuos que se incorporan al portal de empleo tiende a aumentar entre 2010 y 2017, para volver a disminuir ligeramente hasta 2020.

La base de datos de los solicitantes proporciona abundante información sobre las características personales de los solicitantes (por ejemplo, sexo, fechas de nacimiento y lugares de residencia), así como sobre su experiencia laboral previa (por ejemplo, fechas de los períodos de empleo, cargo, ubicación y una descripción detallada en texto abierto del puesto), y su formación. Como se ha mencionado anteriormente, los solicitantes también pueden indicar las competencias desarrolladas en cada período de trabajo y pueden participar en un test de competencias genéricas, cuyos resultados aparecen en el perfil general de cada usuario y están disponibles para nosotros. Además, antes del proceso de reconocimiento y clasificación de las competencias a través de nuestra taxonomía, se llevó a cabo una clasificación de las ocupaciones a través de un enfoque de aprendizaje automático, en el que creamos variables que caracterizan aún más los períodos de empleo en términos de la ocupación de dos dígitos de la CIUO-08 asociada (en el capítulo 3 se ofrecen más detalles sobre el enfoque de aprendizaje automático). Esta variable de ocupación, junto con las variables de competencias creadas, nos permitirá capturar las composiciones de competencias dentro de las ocupaciones y evaluar la representatividad de los datos en términos de la distribución ocupacional.

Para evaluar la representatividad de la base de datos, comparamos características seleccionadas de los usuarios del portal de empleo con información de la Encuesta Continua de Hogares de Uruguay.²⁴ Para nuestro análisis nos basamos principalmente en los datos de 2020, a menos que una variable de interés no esté disponible, en cuyo caso nos referimos a los datos de 2019.²⁵

Dentro de los datos de los solicitantes, el 54,6% son mujeres, lo que coincide con las estimaciones para la población en edad de trabajar en Uruguay, de la cual el 52,2% eran mujeres en 2020. El 66,5% de los solicitantes se ubicaba en el área de Montevideo en 2020, frente al 41,3% de la población activa total. La sobrerrepresentación del área de Montevideo en la base de datos de solicitantes de *BuscoJobs* está probablemente

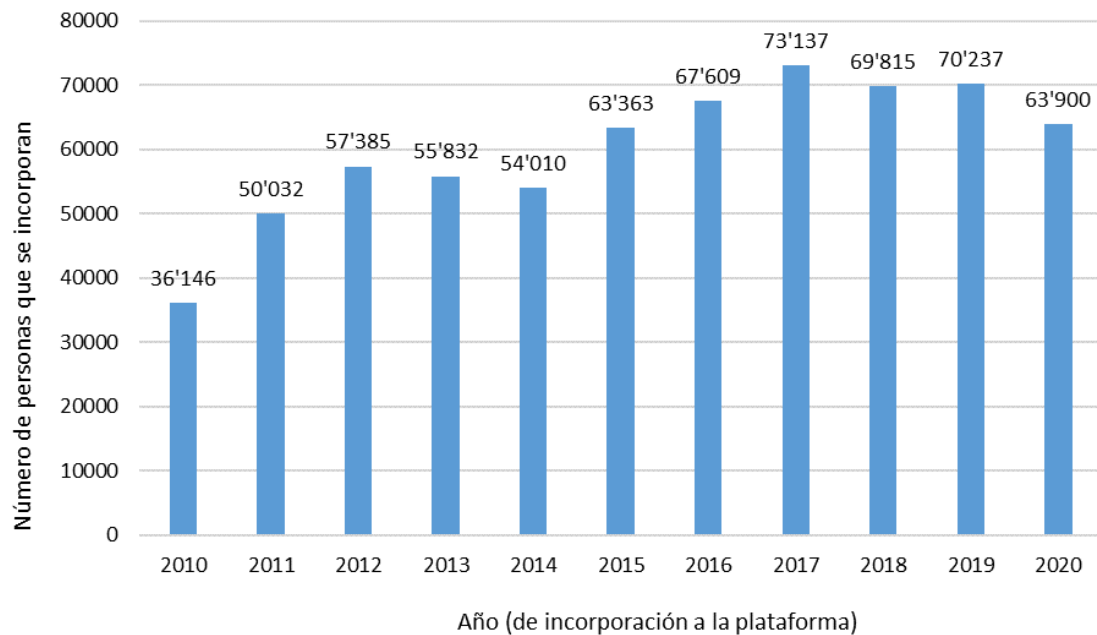
²³ La cifra de informalidad uruguayo se basa en la encuesta de hogares que se presenta en la siguiente subsección, siguiendo el enfoque armonizado de la OIT.

²⁴ Esta encuesta representativa de corte transversal es realizada por la Dirección Nacional de Estadística de Uruguay en forma periódica desde 1968 (INE Uruguay 2020). El muestreo se basa en datos censales de 2011.

²⁵ Hay que tener en cuenta que los indicadores del mercado de trabajo siguen las definiciones de la OIT, por lo que las cifras pueden desviarse de las publicadas a nivel nacional. Todos los indicadores de los datos de la encuesta de hogares se calculan sobre la base de la población en edad de trabajar, de 15 años o más, a menos que se especifique lo contrario.

relacionada con los diferentes métodos de búsqueda de empleo utilizados en las grandes áreas metropolitanas, como Montevideo, en comparación con las áreas urbanas más pequeñas o las áreas rurales. Esto es consistente con el hallazgo anterior de la mayor relevancia de los medios impresos y la comunicación boca a boca en las zonas rurales (OIT 2020). De hecho, el 53,6%, una proporción comparativamente grande de quienes declaran haber utilizado Internet para encontrar un trabajo, vivían en el área de Montevideo en 2020.²⁶

► **Figura 1. Número absoluto de personas que se incorporan a *BuscoJobs* en un año**



Notas: Excluimos algunas pocas personas que se incorporaron al portal de empleo en años anteriores, ya que nuestros datos abarcan todos los perfiles que estuvieron activos entre enero de 2010 y diciembre de 2020.

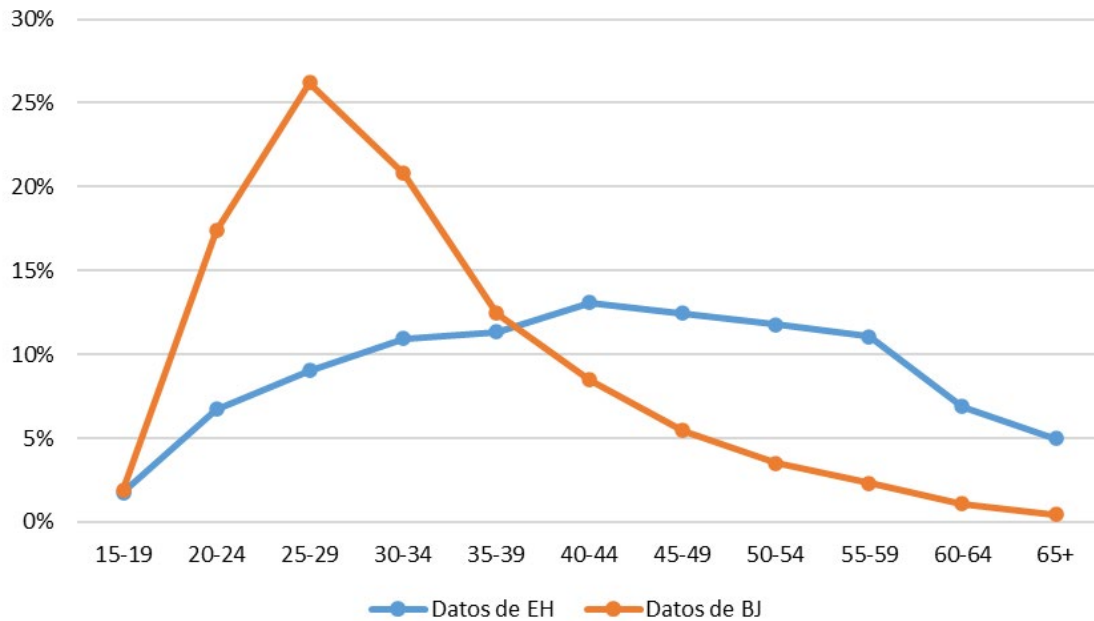
En cuanto a la distribución por edades, los datos de los solicitantes contienen una participación desproporcionadamente alta de solicitantes jóvenes (figura 2). Esta discrepancia es más pronunciada entre los individuos de 25 a 29 años, que representan el 26,2% de los usuarios de *BuscoJobs* en 2020, en comparación con el 9% de la población uruguaya en edad de trabajar en el mismo año. Más representaciones similares se observan para la categoría de edad de 35 a 39 años, que representan el 12,5% de los usuarios de *BuscoJobs* y el 11,3% de la población en edad de trabajar. La tendencia se invierte a medida que se tienen en cuenta las categorías de mayor edad.

La mayor proporción de usuarios jóvenes del portal es intuitiva dada su mayor familiaridad y uso de las herramientas informáticas, en comparación con los trabajadores de mayor edad. También puede justificarse por el hecho de que los trabajadores más jóvenes se incorporan al mercado de trabajo por primera vez y, por tanto, buscan empleo de forma más activa. Sin embargo, es algo difícil poner en perspectiva nuestros resultados, ya que los estudios anteriores que utilizan datos de solicitantes en línea no proporcionan información similar sobre la edad.²⁷ Marinescu y Skandalis (2021) son una excepción, ya que informan de una edad promedio de 31,8 años para las personas que utilizan la plataforma de búsqueda de empleo en línea de los servicios públicos de empleo franceses. Esta cifra es incluso ligeramente inferior a la edad promedio que encontramos nosotros (33,6 años). Otros estudios se centran directamente en los individuos jóvenes, quizás porque éstos son usuarios frecuentes de los motores de búsqueda de empleo en línea cuando solicitan trabajo (Barbarasa, Barrett y Goldin 2017; Kureková y Žilínčiková 2018).

²⁶ Cálculos de los autores a partir de los datos de la Encuesta de Hogares.

²⁷ Este es el caso de los estudios sobre Estados Unidos, que analizan el comportamiento de búsqueda en el portal de empleo CareerBuilder (Marinescu y Rathelot 2018; Marinescu y Wolthoff 2020) y el agregador de empleo Glassdoor (Marinescu, Skandalis y Zhao 2021). Es de suponer que los autores no observaron la edad de los solicitantes.

► **Figura 2. Distribución por edades, base de datos de solicitantes de *BuscoJobs* comparada con los datos de la encuesta de hogares, 2020**



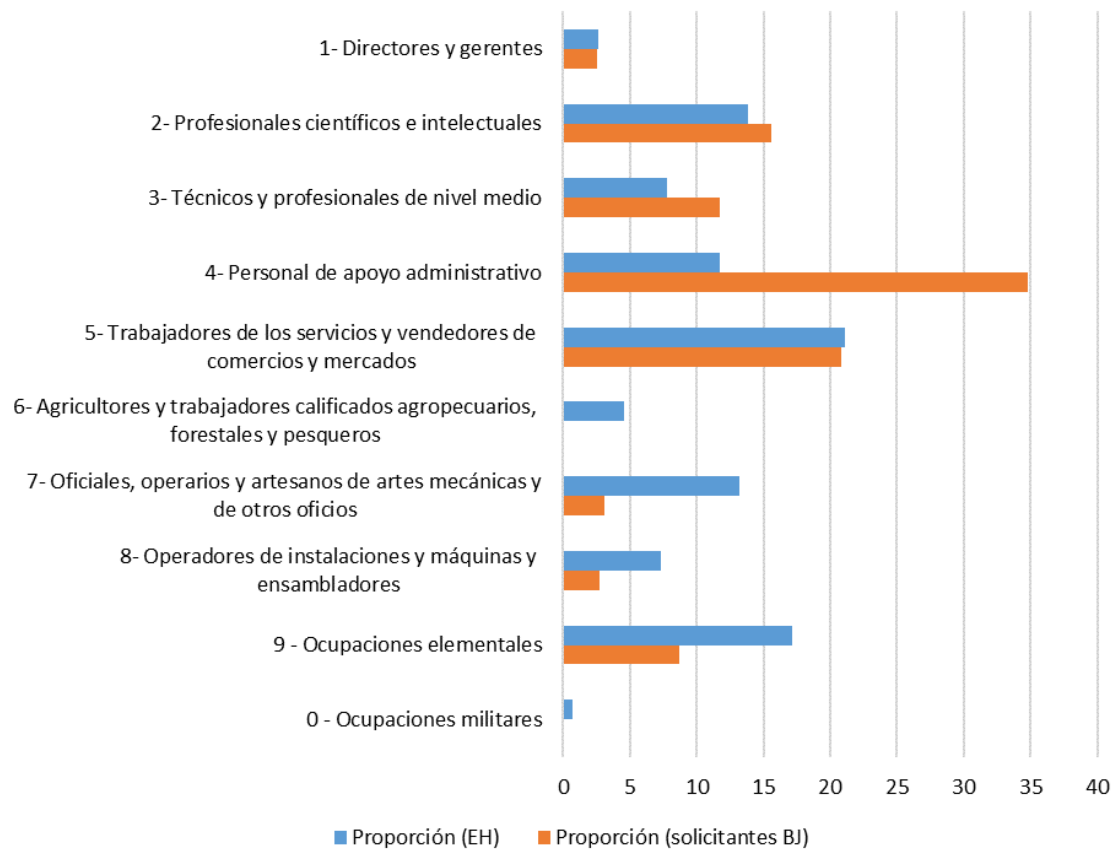
Notas: Cálculos del autor basados en la base de datos de solicitantes de *BuscoJobs* (línea naranja) y los datos de la encuesta de hogares uruguay (línea azul). Los cálculos de los datos de la encuesta de hogares consideran a la población activa como grupo de comparación.

Al observar el nivel educativo, encontramos que los solicitantes que utilizan el portal de empleo *BuscoJobs* tienen un mayor nivel educativo en comparación con la fuerza de trabajo uruguay. En 2019, el 27,3% de los solicitantes de *BuscoJobs* poseía un título de grado y el 32,3% un título de posgrado o técnico. En tanto, según datos de la encuesta de hogares de Uruguay, el 12,3% de la fuerza de trabajo había alcanzado el primer grado de educación terciaria, y el 2,3% había completado un título de la etapa secundaria de la educación terciaria²⁸.

En cuanto a la distribución ocupacional, la figura 3 muestra una cierta divergencia al comparar las trayectorias laborales de los solicitantes de *BuscoJobs* en 2020 con las estimaciones nacionales para el mismo año. En particular, una parte desproporcionadamente grande de los usuarios de *BuscoJobs* estaba empleada en una profesión de apoyo administrativo (34,8%), mientras que ninguno de los usuarios indicó tener ninguna experiencia laboral en una profesión agrícola, lo que significa que esta categoría está completamente ausente de la base de datos. Esto sugiere que, al analizar los datos de los solicitantes, puede ser apropiado centrarse en ciertos grupos de trabajadores que están bien representados sin hacer inferencias a toda la población y/o utilizar técnicas de ponderación para mejorar la representatividad. A modo de comparación, mientras que muchos estudios que aprovechan los datos de los solicitantes en línea no proporcionan información sobre las ocupaciones de las personas, Marinescu y Rathelot (2018) muestran que hay una superposición importante, aunque también cierta divergencia, entre los datos en línea del portal de empleo *CareerBuilder* y los datos de las encuestas nacionales para los Estados Unidos²⁸.

²⁸ Los autores informan de un coeficiente de correlación de 0,71 entre las dos distribuciones. Sin embargo, hay que tener en cuenta que su grupo de referencia son las personas que buscan trabajo, y no la distribución nacional del empleo, como en nuestro caso.

► **Figura 3. Comparación de la distribución ocupacional entre los períodos de empleo de los solicitantes y la distribución nacional del empleo ocupacional en 2020 (%)**

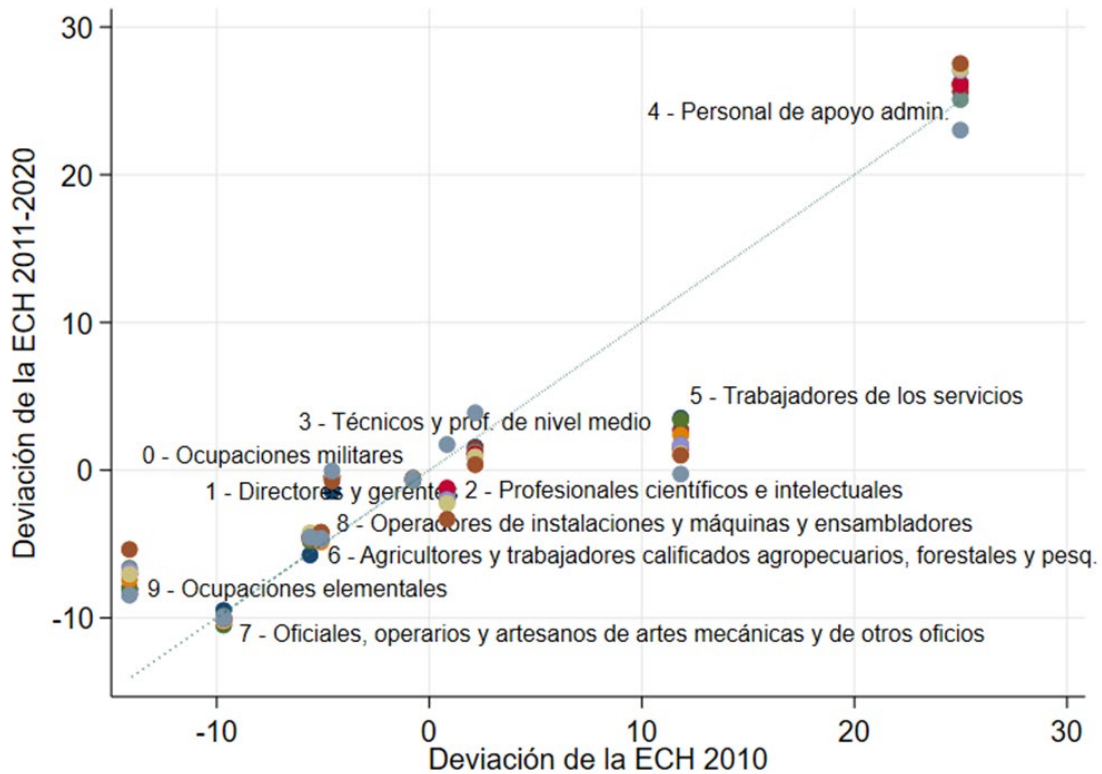


Notas: Cálculos del autor basados en la base de datos de solicitantes de *Buscojobs* (barras naranjas) y los datos de la encuesta de hogares uruguayo (barras azul). Los cálculos basados en la encuesta de hogares tienen en cuenta a todas las personas con empleo. Las ocupaciones se definen según la clasificación CIUO 08 a un dígito.

Aunque el conjunto de datos de los solicitantes no es totalmente representativo del conjunto de la población empleada, presenta varias ventajas comparativas. El conjunto de datos incluye muestras razonablemente amplias de ocupaciones que requieren niveles intermedios o inferiores de calificación formal, como los trabajadores de servicios y ventas, los trabajadores de apoyo administrativo e incluso los trabajadores de ocupaciones elementales. Esto sugiere que los datos pueden utilizarse para realizar análisis que van más allá de los trabajadores altamente calificados, lo que no se habría pensado a primera vista.²⁹ Además, como se ha mencionado anteriormente, la base de datos contiene una gran cantidad de información y su granularidad (en particular, información precisa sobre las tareas que realizan las personas en el trabajo) es una ventaja para obtener una mejor comprensión de la dinámica de las competencias.

²⁹ Por ejemplo, Deming y Noray (2020) se centran en los graduados universitarios, mientras que Deming y Kahn (2018) se centran en los trabajos profesionales, y señalan que éstos están particularmente bien representados en los datos en línea. Estos autores combinan las ofertas de empleo de BurningGlass con fuentes de datos de encuestas.

► **Figura 4. Representatividad de las ocupaciones de *BuscoJobs* en los datos de los solicitantes en relación con la distribución ocupacional en los datos de la encuesta de hogares de Uruguay (2010-2020)**



Notas: Cálculos de los autores basados en la base de datos de solicitantes de *BuscoJobs* y los datos de la encuesta de hogares uruguay. Los cálculos de la Encuesta de Hogares se basan en todas las personas con empleo. Basado en Hershbein y Kahn (2018b), el eje x ilustra la participación de *BuscoJobs* en las ocupaciones en 2010 menos la participación en la misma ocupación y año en la Encuesta de Hogares uruguay. Por su parte, el eje y ilustra estas diferencias entre ambas muestras para cada año entre 2011 y 2020. La línea de 45 grados muestra las ocupaciones donde las participaciones entre *BuscoJobs* y la Encuesta de Hogares no cambiaron desde 2010. Las ocupaciones se definen según la clasificación CIUO 08 a un dígito.

Si bien los solicitantes de *BuscoJobs* se concentran en forma desproporcionada entre los solicitantes de empleo más jóvenes y más educados en el área de Montevideo, que buscan trabajos en ocupaciones de oficina y técnicas, las distribuciones son estables a través del tiempo como se ilustra en la figura 4. Una de las principales preocupaciones al utilizar estos datos es si los representantes de la muestra cambian con el tiempo, ya que esto sería una amenaza para la validez interna de cualquier análisis que aproveche una dimensión temporal (Hershbein y Kahn 2018; Deming y Noray 2020). El gráfico 4 muestra que no se observan cambios importantes a lo largo del tiempo. Basado en Hershbein y Kahn (2018b), el eje x ilustra la participación de *BuscoJobs* en las ocupaciones en 2010 menos la participación en la misma ocupación y año en la Encuesta de Hogares uruguay. Por su parte, el eje y ilustra la misma diferencia de puntos porcentuales para cada año entre 2011 y 2020. La línea de 45 grados muestra las ocupaciones donde las participaciones entre *BuscoJobs* y la Encuesta de Hogares no cambiaron desde 2010. El único grupo que se desvía claramente de esta línea es el de los trabajadores de los servicios y las ventas, donde el año 2010 parece representar un valor atípico.

2.3 Datos de las vacantes de *BuscoJobs*

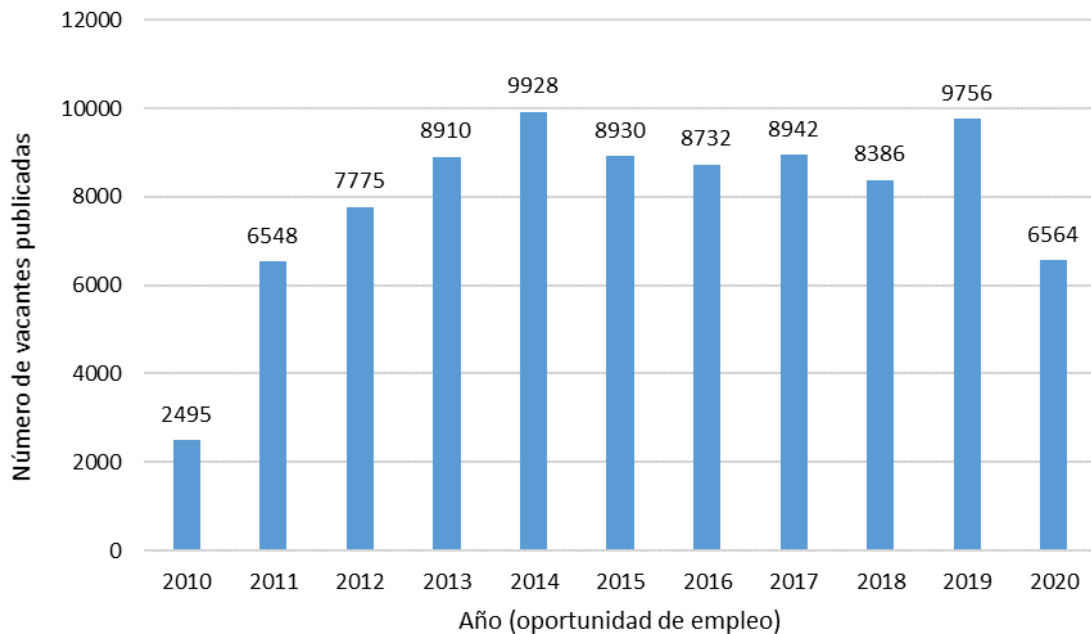
BuscoJobs es uno de los portales de empleo de Uruguay. Según los cálculos del proveedor, contiene alrededor del 50% de las vacantes en línea en Uruguay (estadísticas de mercado de *BuscoJobs* compartidas con los autores), proporcionando información detallada y confiable. Las vacantes son recientes y tienen una gran rotación, y la mayoría de los campos disponibles para cada vacante están completos (Di Capua, Queijo y Rucci 2020). Las ofertas de empleo publicadas son únicas y no se repiten, algo que no se da entre los portales de empleo. Dado que otros portales de empleo y agregadores de empleo en Uruguay publican las

mismas vacantes varias veces, se estima que la cobertura efectiva de *BuscoJobs* es, en realidad, más cercana al 60% de las vacantes en línea.

Restringimos nuestra atención a las vacantes que se refieren a puestos de trabajo ubicados en Uruguay y al período comprendido entre 2010 y 2020. Esto da como resultado un total de 86.966 vacantes, publicadas por más de 6.000 empresas. Es importante destacar que cada observación no necesariamente corresponde a un puesto vacante. De hecho, el 70,3% de los anuncios de empleo publicados en el portal están asociados a una sola vacante, mientras que el 12,1% están asociados a dos vacantes (es decir, la empresa pretende contratar a dos personas con el mismo anuncio de empleo), y el 8,1% están vinculados a entre tres y cinco vacantes.

Como se muestra en la figura 5, el número de vacantes publicadas en el portal de empleo ha aumentado constantemente hasta alcanzar un punto máximo en 2014. Las cifras observadas se han mantenido en un nivel alto también durante los años siguientes, con un descenso de las ofertas de empleo en 2020. Esto podría explicarse por la desaceleración económica inducida por la pandemia del COVID-19.

► **Figura 5. Número absoluto de ofertas de empleo por año**



Notas: Recopilación de los autores basada en las ofertas de empleo en línea de *BuscoJobs*.

El portal de empleo permite capturar información muy detallada asociada a cada anuncio de empleo. Esto incluye las características de la empresa que publica la vacante (por ejemplo, el nombre y la ubicación), las características del puesto vacante (por ejemplo, la edad deseada del candidato y el sexo³⁰, la experiencia laboral esperada y el rango salarial ofrecido para el puesto anunciado) y una descripción detallada del puesto anunciado, junto con los requisitos de formación y competencias. Además, *BuscoJobs* generó, a solicitud, una variable que indica el sector económico al que está asociada una empresa, siguiendo la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU), Revisión 4, a nivel de cuatro dígitos. Para ello, los datos de *BuscoJobs* se combinaron con la base de datos administrativa de empresas elaborada por el Instituto

³⁰ En más del 25% de las vacantes se indica el sexo que se prefiere de los solicitantes. Aproximadamente dos tercios de los anuncios de empleo que indican una preferencia por candidatas mujeres están asociados a las categorías profesionales "4 - Personal de apoyo administrativo" y "5 - Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados". Las ofertas de empleo que indican una preferencia por candidatos hombres están más repartidas entre las categorías profesionales, con una incidencia ligeramente mayor dentro de la categoría "9 - Ocupaciones elementales".

Nacional de Estadísticas (INE) con información hasta 2017³¹, utilizando identificadores únicos de empresa. A partir de 2018, el emparejamiento con la CIIU Revisión 4 se realizó en forma manual, utilizando la actividad económica declarada por las empresas al registrarse en *BuscoJobs*. Por último, al igual que para los datos de los solicitantes, creamos una variable que captura las categorías ocupacionales, siguiendo la clasificación de dos dígitos de la CIUO-08 y utilizando un enfoque de aprendizaje automático (véase el capítulo 3 para más detalles).

Para la evaluación de la representatividad del conjunto de datos de vacantes en línea de *BuscoJobs*, nos centramos en el año 2020 y nuevamente comparamos las estadísticas resumidas seleccionadas con las derivadas para el mismo año de la encuesta de hogares uruguay. Esta comparación es sólo indicativa, dado que los datos de ofertas de empleo en línea y los datos de la encuesta de hogares se recopilan de una manera esencialmente distinta. Los datos sobre vacantes dependen de las tasas de rotación en el mercado de trabajo, que pueden diferir entre los distintos sectores económicos, mientras que los datos de las encuestas de hogares representan una instantánea de las características de los trabajadores en un momento dado. No obstante, esta comparación permite evaluar la representatividad, o la falta de ella, de los datos.³²

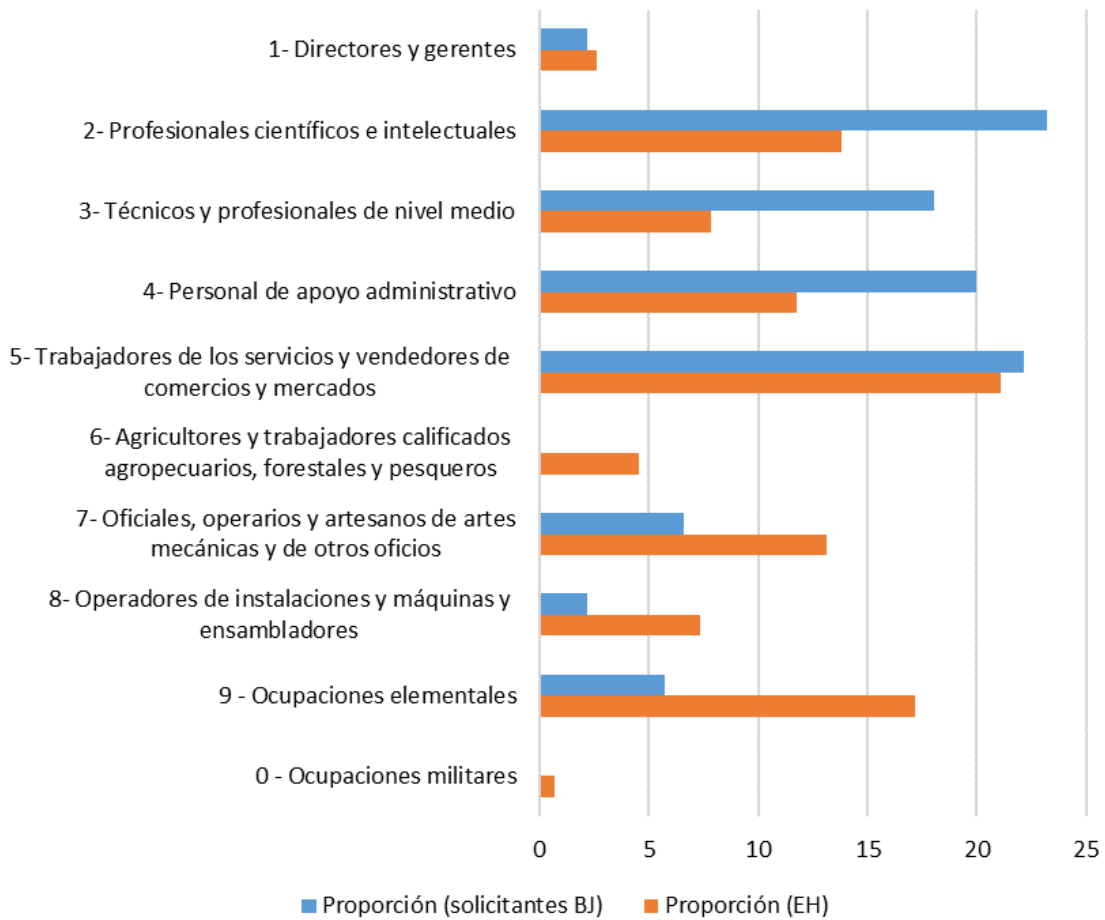
Para empezar, en 2020, el 61,3% de las vacantes se localizan en la capital, Montevideo, frente al 41,3% de la población activa total. Además, los datos de las vacantes en línea de *BuscoJobs* incluyen una parte desproporcionadamente alta de las categorías profesionales de calificación alta y media, y subrepresentan las ocupaciones de calificación baja, en comparación con las estimaciones del mercado de trabajo nacional (vea la figura 6). Con el 86,0% de todas las vacantes en línea, las amplias categorías 2 a 5 de la CIUO-08 (esto es, profesionales, técnicos y profesionales asociados, empleados de apoyo administrativo y trabajadores de servicios y ventas) dominan en los datos de *BuscoJobs*. Esto sugiere que los datos permiten un análisis significativo, especialmente de estos grupos de trabajadores, que cubren una parte importante de las personas empleadas en general (54,0% según la encuesta de hogares). Las ocupaciones poco calificadas, que se incluyen en la amplia categoría "ocupaciones elementales", están subrepresentadas en los datos de *BuscoJobs*, aunque todavía representan el 5,6% de las observaciones (en comparación con el 17,2% en la encuesta de hogares). Además, las ocupaciones agrícolas calificadas están completamente ausentes de la base de datos de vacantes en línea de *BuscoJobs*, mientras que representan el 4,6% de las ocupaciones observadas en Uruguay.

En general, estos patrones no son sorprendentes, ya que las distribuciones nacionales de empleo entre las ocupaciones se desvían de manera similar de otras fuentes de vacantes en línea estudiadas en la literatura. Esto incluye los datos de BurningGlass, que registran vacantes para trabajos profesionales de forma más completa que otros tipos de vacantes (Deming y Kahn 2018; Hershbein y Kahn 2018; OIT 2020). Si bien los datos de vacantes de *BuscoJobs* no son totalmente representativos del mercado de trabajo uruguayo y tienden a sobrerrepresentar a los trabajadores altamente calificados, sin embargo cubren un número significativo de empleos de mediana calificación, e incluso algunos de baja calificación. Se obtienen conclusiones similares cuando se observa la distribución por sectores industriales (vea la tabla A1 del Anexo).

³¹ También llamado "Directorio de Empresas y Establecimientos", disponible en: <http://www.ine.gub.uy:82/Anda5/index.php/catalog/709> (consultado el 1 de febrero de 2022).

³² Esta comparación debería complementarse, idealmente, con otras fuentes que registren las vacantes directamente, como la encuesta Job Openings and Labor Turnover Survey (JOLTS) de Estados Unidos (Hershbein y Kahn 2018). Lamentablemente, el Instituto Nacional de Estadística de Uruguay no realiza una encuesta similar (INE Uruguay 2021).

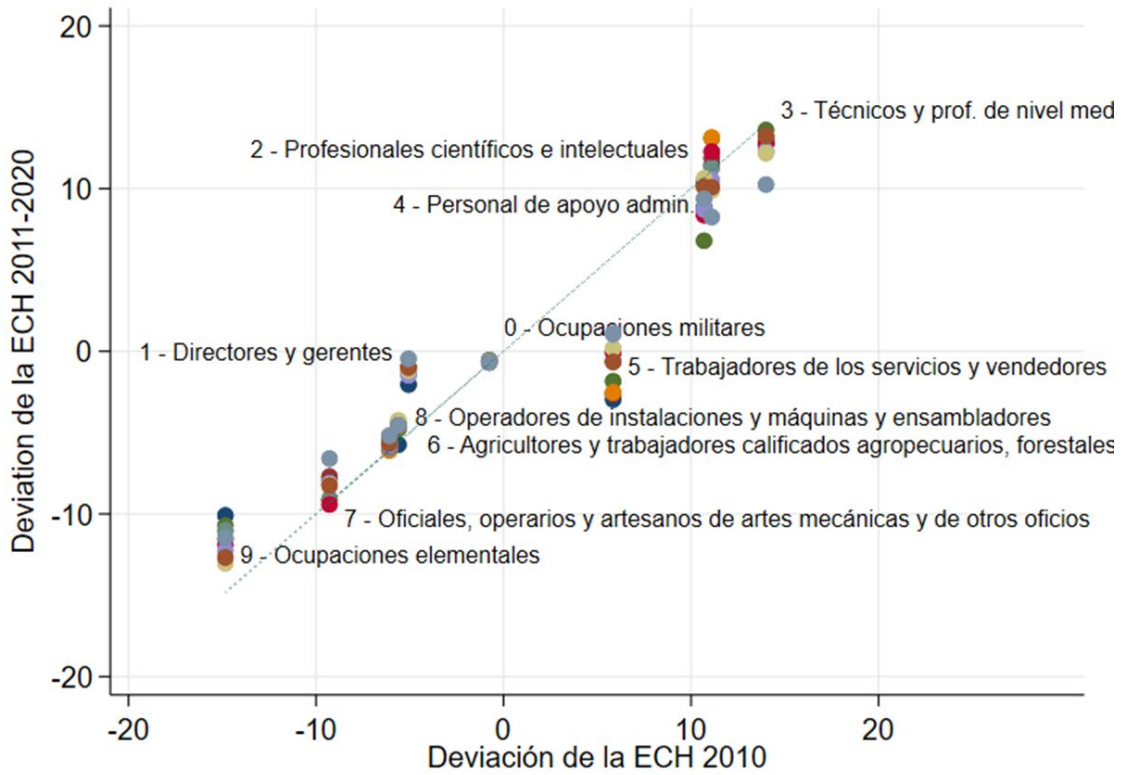
► **Figura 6: Comparación de la distribución ocupacional en las ofertas de empleo de *BuscoJobs* y la distribución ocupacional del empleo nacional en 2020 (%)**



Nota: Cálculos de los autores basados en la base de datos de vacantes en línea de *BuscoJobs* y los datos de la encuesta de hogares uruguayo. Las ocupaciones se definen según la clasificación CIUO 08 de un dígito. La proporción en la encuesta de hogares se calculó teniendo en cuenta todas las personas con empleo.

Como se ha comentado anteriormente, volvemos a observar los cambios en la representatividad de los datos de vacantes de *BuscoJobs* a lo largo del tiempo para garantizar la validez interna de los análisis temporales. Nos tranquiliza que la figura 7 no muestre cambios importantes en la distribución ocupacional a lo largo del tiempo, al compararla con las mismas distribuciones de la encuesta de hogares uruguayo. La única excepción son, nuevamente, los trabajadores de servicios y ventas en 2010.

► **Figura 7. Representatividad de las ocupaciones de *BuscoJobs* en los datos de las vacantes en relación con la distribución ocupacional en los datos de la encuesta de hogares de Uruguay (2010-2020)**



Notas: Cálculos de los autores basados en la base de datos de vacantes de *BuscoJobs* y los datos de la encuesta de hogares uruguay. Los cálculos basados en la encuesta de hogares tienen en consideración a todas las personas con empleo. Basado en Hershbein y Kahn (2018), el eje x ilustra la participación de *BuscoJobs* en las ocupaciones en 2010 menos la participación en la misma ocupación y año en la Encuesta de Hogares uruguay. Por su parte, el eje y ilustra estas diferencias entre ambas muestras para cada año entre 2011 y 2020. La línea de 45 grados muestra las ocupaciones donde las participaciones entre *BuscoJobs* y la Encuesta de Hogares no cambiaron desde 2010. Las ocupaciones se definen según la clasificación CIUCO 08 de un dígito.

► 3 Aplicación empírica de la taxonomía de competencias

3.1 Modelo de minería de textos

Para crear las variables de competencias en los datos de *BuscoJobs*, empleamos un enfoque de minería de textos y nos basamos en la taxonomía y en las palabras clave y expresiones³³ que caracterizan cada una de las catorce subcategorías de competencias que predefinimos en el Capítulo 1. Estas palabras clave y expresiones son las competencias únicas que componen las subcategorías. Nuestro modelo consta en unas 800 competencias únicas.³⁴ Consideramos que una subcategoría de competencias está presente en la vacante o en la oferta de empleo de los solicitantes siempre que identifiquemos al menos una de sus palabras clave o expresiones asociadas (es decir, una competencia única) o un sinónimo pertinente de una de sus palabras clave. Al utilizar varias palabras clave y expresiones para definir cada subcategoría, estamos considerando que cada competencia puede expresarse de múltiples maneras. Llevamos a cabo este proceso mediante métodos de Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN) utilizando Python. También codificamos variables relacionadas que registran el número de veces que una competencia única relevante (palabra clave / expresión) aparece en los datos, como una variable sustituta de la intensidad de la competencia. Ahora describimos los detalles de este método y luego evaluamos su rendimiento en términos de la proporción de vacantes y de períodos de empleo de los solicitantes que el modelo pudo clasificar.

Para empezar, decidimos basarnos en las variables de texto abiertas de los datos de *BuscoJobs*. En particular, para los datos de vacantes utilizamos el cargo y la descripción de la vacante, mientras que para los datos de los solicitantes nos centramos en la descripción de los solicitantes de cada período de trabajo. En comparación con otras variables de la base de datos, las variables de texto abierto contienen la información más detallada sobre las competencias demandadas y suministradas. Estas variables están disponibles para casi todas las vacantes (99,9%) y la mayoría de los períodos de empleo de los solicitantes (68,5%), de forma funcional, ya que contienen una proporción comparativamente baja de valores faltantes u observaciones sin sentido (por ejemplo, las que tienen letras y caracteres sueltos en lugar de una descripción de texto con sentido). Además, estas variables suelen estar presentes en fuentes de datos similares y, por tanto, permitirán replicar nuestra metodología utilizando diferentes bases de datos.

Como nos basamos en descripciones de texto libre, organizamos las variables de texto de forma que las computadoras puedan leerlas, comprenderlas y procesarlas. Este método de PLN funciona a través de técnicas de aprendizaje automático, almacenando las palabras y las formas en que éstas se combinan en secuencias lógicas. Para ello, procesamos nuestros datos con el objetivo de condensar piezas de información limpias y útiles que faciliten el mapeo entre la taxonomía de competencias y los datos de *BuscoJobs* de forma eficiente:

- **Traducción de palabras clave y expresiones:** Como se explicó en el Capítulo 1, nuestra taxonomía de competencias define inicialmente catorce subcategorías a través de palabras clave/expresiones que identificamos a partir de la literatura existente sobre la dinámica de las competencias. Como nuestros

³³ "Palabras clave" se refiere a conceptos de una sola palabra mientras que "expresiones" se refiere a conceptos con más de una palabra

³⁴ Estas palabras clave y expresiones únicas incluyen sinónimos. A diferencia de otros estudios que utilizan plataformas de web scraping como BurningGlass (por ejemplo, Deming y Noray 2020; Deming y Kahn 2018; Hershbein y Kahn 2018), las competencias únicas en nuestro caso se originan en la taxonomía conceptual desarrollada en el Capítulo 1, en lugar de en los propios datos. Por el contrario, BurningGlass, por ejemplo, utiliza técnicas de aprendizaje automático para buscar los requisitos de competencias publicados en las vacantes, y luego recopila todos los requisitos en un diccionario de "requisitos de competencias únicas", que los autores pueden utilizar para sus propias categorizaciones (Deming y Kahn 2018, n. 6).

datos en línea están en español, primero traducimos las palabras clave/expresiones del inglés. La tabla A2 del Anexo proporciona esta traducción.

- **Normalización del texto:** Como es típico para los análisis de datos de este tipo (véase, por ejemplo, Gentzkow, Shapiro y Taddy 2019), normalizamos el texto mediante técnicas de minería de texto, principalmente utilizando la biblioteca Natural Language Toolkit (NLTK)³⁵ en Python. Este paso se realizó de forma similar para las variables relevantes en los datos de *BuscoJobs* y para la lista de palabras clave/expresiones de la taxonomía de competencias. Incluyó: (1) poner en minúsculas las letras mayúsculas; (2) "unidecodificar" para simplificar los caracteres y eliminar los acentos que se utilizan en español (por ejemplo, cambiar "á" por "a"); (3) eliminar todos los caracteres que no son texto real (por ejemplo, los valores "NaN" o "Null", que son la representación común de los datos perdidos en Python); (4) eliminar las palabras vacías, que son artículos, preposiciones y conjunciones de uso común que no aportan información útil por sí mismas (por ejemplo, "el", "un", "de" y "en")³⁶; y (5) eliminar otros conceptos que no aportan valor, como nombres de meses, días, ciudades y países y letras sueltas.
- **Palabras clave y expresiones ampliadas en la taxonomía de competencias:** Hasta ahora, nuestra taxonomía predefinida no tiene en cuenta que las palabras pueden expresarse de múltiples maneras, aunque se refieran a los mismos conceptos (por ejemplo, cuando se habla de "colaboración", puede hacerse a través del sustantivo o del verbo "colaborar"). Para tener en cuenta esto, nos basamos en el proceso de "stemming", que reduce las palabras a sus raíces. Esto equivale a ampliar el conjunto de palabras para que recojan sus distintas formas de expresión (es decir, como sustantivo o verbo, formas femeninas o masculinas, formas singulares y plurales, etc.). Por ejemplo, la palabra "estadística" tiene la raíz "estadistic", que pertenece a las distintas palabras que recogen este concepto, como "estadística", "estadístico", "estadísticas", "estadísticos". Las palabras derivadas pueden ser palabras clave o palabras que forman parte de una expresión.
- **Tokenización de la taxonomía de competencias:** Hemos tokenizado la información del texto, pasando del formato de texto libre a un modelo vectorial. La tokenización produce una segmentación de los textos en palabras individuales (llamadas tokens) o frases (es decir, una combinación de varias palabras, llamadas n-gramas, donde "n>1" denota el número de palabras incluidas). Los tokens y los n-gramas se ordenan entonces como elementos separados en una larga lista. Por ejemplo, inicialmente habíamos incluido en nuestra taxonomía de competencias la expresión "análisis predictivo" como uno de los términos que caracterizan las "competencias cognitivas (en sentido estricto)". Identificamos y consideramos manualmente otras versiones del mismo concepto, como "Análisis Predictivo de Datos" o, luego de aplicar la normalización del texto descrita anteriormente, "análisis predictivo datos". Una vez realizada la tokenización, se añaden a nuestra lista un total de siete elementos: los tokens "analisis", "predictivo" y "datos"; los 2-gramas "analisis predictivo", "analisis datos" y "predictivo datos"; y el 3-grama original "analisis predictivo datos". De este modo, dotamos a nuestra taxonomía de mayor potencia para capturar los conceptos relevantes dentro de las descripciones de texto libre de las vacantes y de las de trabajo de los solicitantes. La tokenización se realiza mediante la biblioteca NLTK, pero requiere una revisión manual de los resultados. Por ejemplo, en el caso de "lenguaje de programación" (incluido en la subcategoría de competencias "competencias (específicas) de software y soporte técnico") mantuvimos el token "programación" pero eliminamos el token "lenguaje", ya que este último no pertenece a las competencias de software y habría inducido un error en la clasificación. El número de palabras clave/expresiones de nuestra taxonomía era lo suficientemente pequeño como para permitir este tratamiento manual en un tiempo razonable.
- **Tokenización de los datos de las vacantes y de los solicitantes:** Del mismo modo, tokenizamos las variables relevantes de *BuscoJobs*, utilizando un proceso automatizado basado en la biblioteca NLTK, para condensar todas las posibles combinaciones de texto de los datos. Impusimos dos restricciones a este proceso automatizado: (1) Identificamos todas las combinaciones posibles de tokens, 2-gramas y 3-gramas, pero pasamos por alto las combinaciones de cuatro y más palabras. Impusimos esta restricción porque nuestra taxonomía incluye expresiones normalizadas con una longitud máxima de tres palabras (como el ejemplo anterior de "análisis predictivo datos"). (2) Mantuvimos el orden de las palabras

³⁵ Véase <https://www.nltk.org/> (consultado por última vez el 1 de diciembre de 2021).

³⁶ La elección de estas palabras vacías también procede de la biblioteca NLTK.

tal y como aparecen en la descripción del texto original, ya que, de lo contrario, la tarea no sería manejable para un servidor normal.

Con el texto organizado, procedimos a crear las variables de competencias:

- **Creación de variables iniciales:** Para la creación de las variables de competencias, codificamos variables indicadoras para cada una de las catorce subcategorías de competencias, que toman el valor de uno siempre que se identifica un token o n-grama relevante en los datos de *BuscoJobs*. También codificamos variables relacionadas que registran el número de veces que una palabra clave/expresión relevante apareció en los datos, como una variable sustituta de la intensidad de la competencia. Aquí no contamos las repeticiones de la misma palabra clave/expresión, sino que consideramos cada palabra clave/expresión sólo una vez por observación.
- **Creación de variables refinadas utilizando sinónimos:** Ampliamos la lista inicial de palabras clave contabilizando también sus sinónimos. Para ello, utilizamos un método de *web scraping* automatizado sobre la página web www.wordreference.com y registraba, para cada palabra clave inicial de nuestra taxonomía, los sinónimos directos o de primer orden.³⁷ Una vez que identificamos estas palabras clave adicionales, volvimos a realizar los pasos anteriores con la lista de palabras clave ampliada (principalmente el proceso de "stemming") y volvimos a codificar las variables de competencias. Como mostramos en la sección siguiente, este método aumenta significativamente la probabilidad de identificar las competencias en los datos.
- **Corrección manual:** Examinamos manualmente todos los sinónimos y excluimos algunos, cuyo significado habría provocado clasificaciones erróneas. Esto ocurrió particularmente en el caso de algunos sinónimos de la categoría de competencias manuales, que podrían haber registrado erróneamente actividades de gestión. Por ejemplo, "solucionar" es más relevante en el contexto de la búsqueda de soluciones, pero se identificó como sinónimo de "reparar". Por una razón similar, cambiamos manualmente "controlar" por "controlar máquinas", "controlar aparatos" y "controlar artefactos". También añadimos sinónimos relevantes que identificamos basándonos en nuestro trabajo con los datos de *BuscoJobs* y en nuestro conocimiento previo, incluyendo programas informáticos de contabilidad que aparecen frecuentemente en los textos de las vacantes y que son relevantes para capturar las competencias financieras. Para facilitar posibles reproducciones de nuestra metodología, en la tabla A3 del apéndice proporcionamos el conjunto completo de palabras clave iniciales y los sinónimos adicionales.

3.2 Evaluación de la codificación de variables

Basándonos en el número de observaciones (vacantes y períodos de empleo de los solicitantes) que pudimos clasificar y el correspondiente número de competencias por observación (tabla 2), estamos satisfechos con el rendimiento de nuestro enfoque de minería de textos.³⁸ Utilizando sólo las palabras clave y expresiones iniciales y dejando de lado por el momento el número de veces que las palabras clave/expresiones aparecen en los datos (es decir, la variable sustituta para registrar la intensidad de las competencias), asignamos, en promedio, 0,88 de nuestras 14 subcategorías de competencias a cada observación – solicitante – período de empleo (columna (1) en la tabla 2), mientras que el mismo promedio fue de 2,53 en el caso de los datos de las vacantes (columna (3)). Esto se asocia al hecho de que al 47,0% de las observaciones de los solicitantes no se les puede asignar ninguna subcategoría de competencias, mientras que lo mismo ocurre con el 13,8% de las vacantes (columnas (1) y (3)). Una vez que consideramos, además, los sinónimos, asignamos un promedio de 1,47 subcategorías de competencias a los períodos de empleo de los solicitantes y 3,90 subcategorías de competencias a los datos de las vacantes (columnas (2) y (4)). El uso de sinónimos reduce significativamente el número de observaciones de los solicitantes a las que no se puede asignar ninguna calificación a 35,9%, y en el caso de las vacantes, a sólo 5,7%. Esto significa que podemos clasificar un número significativo de competencias, especialmente si tenemos en cuenta la importante

³⁷ Esta búsqueda automatizada de palabras clave sólo se refiere a palabras clave de una sola palabra. En cambio, el método no puede captar conceptos semánticos más complejos (página web consultada por última vez el 1 de diciembre de 2021).

³⁸ Obsérvese que estas estadísticas se refieren a las observaciones para las que fue posible codificar las variables de competencias, ya que contenían información de texto. En el caso de las vacantes, esto fue casi siempre así, mientras que en el caso de los períodos de empleo de los solicitantes, tuvimos que descartar alrededor del 30% pues carecían de texto real.

heterogeneidad de la calidad de la información disponible en las descripciones de texto libre que utilizamos para codificar las variables de competencias (en particular, el texto reportado por los propios solicitantes no sigue ningún formato estandarizado). Esto alienta la posibilidad de replicar nuestra metodología en fuentes de datos similares.

Además, la tabla 2 permite extraer dos conclusiones centrales. En primer lugar, el modelo de minería de textos funciona considerablemente mejor cuando se utiliza una combinación de palabras clave y sinónimos para capturar las competencias. Esto implica que el uso de sinónimos es un paso decisivo para implementar una taxonomía de competencias en los datos de intermediación laboral en línea. En segundo lugar, los datos de vacantes suelen ser más ricos que los de los períodos de empleo de los solicitantes en cuanto a la información proporcionada que se puede utilizar para capturar las competencias. Por ejemplo, al 6,3% de las vacantes se les asignan ocho o más subcategorías de competencias cuando se utilizan palabras clave y sinónimos, en comparación con el 0% de los datos de los solicitantes. No obstante, hay que tener en cuenta que las estadísticas sobre los solicitantes se refieren a un período de empleo determinado. Una vez que se agregan las competencias sobre las historias laborales de los trabajadores, el número promedio de subcategorías de competencias aumenta a 2,45 (diferencia estándar de 2,51) por persona (para el método basado en palabras clave y sus sinónimos). Además, el porcentaje de personas sin ninguna subcategoría de competencias asignada es sólo del 24,6%, frente al 35,9% de todos los períodos de empleo que no pueden clasificarse.

► **Tabla 2. Evaluación del éxito de la aplicación empírica, todos los años**

	Datos de los solicitantes		Datos de vacantes	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Promedio de subcategorías de competencias asignadas	0,88	1,47	2,53	3,90
(desviación estándar)	(1,12)	(1,66)	(1,81)	(2,51)
Proporción con 0 competencias	0,470	0,359	0,138	0,057
Proporción con 1 competencias	0,322	0,268	0,191	0,105
Proporción con 2 competencias	0,124	0,156	0,200	0,131
Proporción con 3 competencias	0,049	0,100	0,181	0,157
Proporción con 4 competencias	0,021	0,056	0,143	0,159
Proporción con 5 competencias	0,009	0,030	0,082	0,142
Proporción con 6 competencias	0,004	0,017	0,043	0,113
Proporción con 7 competencias	0,001	0,009	0,016	0,073
Proporción con 8 competencias o más	0,000	0,006	0,007	0,063
N	843,761	843,761	87,019	87,019

Notas: Las columnas (1) y (3) se refieren a las subcategorías de competencias codificadas utilizando las palabras clave y expresiones iniciales, mientras que las columnas (2) y (4) se refieren a las codificadas teniendo en cuenta también los sinónimos; véase el capítulo 1 para la definición de las 14 subcategorías de competencias (es decir, cada subcategoría de competencias es igual a uno, siempre que haya al menos una palabra única de competencia/descripción en los datos, e igual a cero en caso contrario). En el caso de los datos de los solicitantes, el nivel de observación se sitúa en el nivel del período solicitante - trabajo. Los datos de las vacantes se refieren a anuncios individuales.

¿Por qué no se pueden clasificar algunas observaciones? A pesar del éxito general de nuestro modelo de minería de textos, observamos que una parte importante de las observaciones, sobre todo en los datos de los solicitantes, no tiene ninguna subcategoría de competencias asociada. La falta de suficiente descripción de texto impulsa este patrón. Los períodos de empleo no clasificados tienen sólo un promedio de 5,5 palabras (es decir, muchos no contienen ninguna descripción significativa), mientras que el número de palabras aumenta significativamente para los períodos de empleo con una o varias subcategorías de competencias mapeadas (véase la tabla 3). Esto puede estar relacionado, en parte, con el hecho de que algunos

solicitantes incluyen descripciones que se explican por sí mismas. Por ejemplo, hay observaciones que sólo incluyen la descripción "profesor de biología", presumiblemente porque las tareas y competencias de un profesor de biología se consideran de conocimiento común.

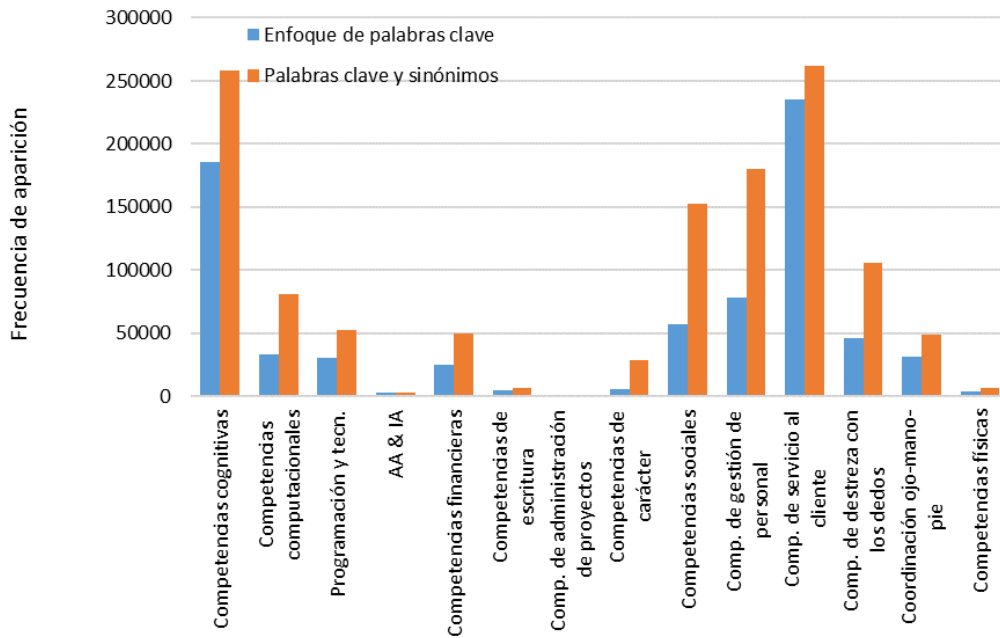
► **Tabla 3. Correlación entre el número de subcategorías de competencias identificadas y el número de palabras disponibles en las descripciones de los textos, todos los años**

Número de subcategorías de competencias asignadas	Datos de los solicitantes		Datos de vacantes	
	Número de palabras (promedio)	Palabras por subcategoría de competencia	Número de palabras (promedio)	Palabras por subcategoría de competencia
	(1)	(2)	(3)	(4)
0	5,5		21,0	
1	9,9	9,9	30,1	30,1
2	18,5	9,3	41,0	20,5
3	31,0	10,3	54,5	18,2
4	46,5	11,6	66,6	16,7
5	66,3	13,3	79,5	15,9
6	91,0	15,2	95,0	15,8
7	121,5	17,4	111,9	16,0
8	161,8	20,2	145,2	18,2
9	223,0	24,8	184,7	20,5
10	456,0	45,6	275,8	27,6
11	333,0	30,3	-	-
12	-	-	524,0	43,7

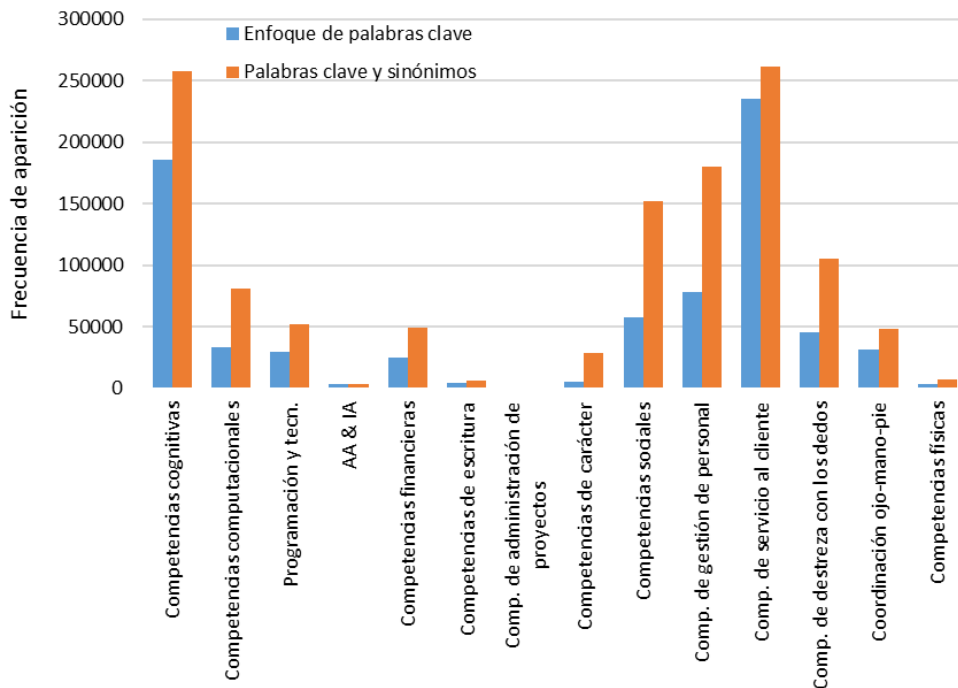
Notas: Las columnas (1) y (3) se refieren al número promedio de palabras necesarias para identificar el número determinado de subcategorías de competencias para los períodos de empleo de los solicitantes y las vacantes, respectivamente. Las columnas (2) y (4) muestran el número promedio de palabras por subcategoría de competencias (es decir, con variables indicadoras iguales a uno). Los resultados se basan en las palabras clave y expresiones iniciales, sin tener en cuenta los sinónimos. Las conclusiones no cambian cuando también se incluyen los sinónimos.

La figura 8 destaca además la importancia de incluir los sinónimos en el proceso de codificación de las variables. Por definición, el número de observaciones clasificadas aumenta para cada una de las catorce subcategorías. Curiosamente, este efecto no es uniforme en todas las categorías. En el caso de los datos de los solicitantes, los sinónimos suponen una diferencia sustancial para capturar las competencias cognitivas (en sentido estricto), las competencias sociales, las competencias de gestión de personas y las competencias de destreza con los dedos. En el caso de los datos de las vacantes, los sinónimos son además decisivos para aumentar significativamente el número de competencias de carácter identificadas. Además, las competencias cognitivas (en sentido estricto), las competencias de servicio al cliente, las competencias de gestión de personas, las competencias sociales y las competencias de destreza con los dedos son las cinco categorías que aparecen con más frecuencia en los datos de los solicitantes (es decir, si se observa la variable que da cuenta de los sinónimos). Estas subcategorías, igualmente, son las más importantes en los datos de las vacantes, aunque hay algunas diferencias en el orden. Además, las competencias de carácter, las competencias informáticas y en materia de software ocupan un lugar destacado en los datos de las vacantes, pero esta tendencia es menos evidente en los datos de los solicitantes.

► **Figura 8. Distribución de competencias para los datos de los solicitantes y de las vacantes, comparando el enfoque de palabras clave iniciales y el enfoque ampliado basado en palabras clave y sinónimos, todos los años**



a) Datos de los solicitantes



b) Datos de las vacantes

Notas: La figura muestra la frecuencia con la que aparecen las catorce subcategorías de competencias en los datos de los solicitantes (panel (a)) y en los datos de las vacantes (panel (b)), comparando el enfoque que se basa en las palabras clave y expresiones iniciales (barras azules) con el enfoque que también aprovecha los sinónimos (barras naranjas).

A pesar del éxito de los métodos de PLN a la hora de extraer la información sobre las competencias de las vacantes y los períodos de empleo de los solicitantes y crear nuestras variables de competencias, complementar este esfuerzo con un modelo de predicción podría tener potencial. Sin embargo, un modelo de predicción requiere que una parte de los datos se clasifique utilizando una fuente externa de categorización (es decir, que no esté vinculada a nuestra taxonomía ni a su implementación). De este modo, la parte ya clasificada de los datos puede servir como punto de referencia para entrenar el modelo de predicción con el que se pueden comparar los resultados obtenidos de nuestra codificación de variables. Por ejemplo, este punto de referencia puede ser una clasificación realizada por un grupo de expertos, basada en criterios claramente definidos y en un proceso de revisión de los resultados de la clasificación. Además, este punto de referencia debe ser lo suficientemente largo y variado como para "enseñarle" a la computadora y entrenar adecuadamente el modelo, lo que lo convierte en un ejercicio exigente. La falta de un punto de referencia de este tipo para las variables de competencias nos impide actualmente emplear un modelo de predicción. En el futuro, exploraremos si es posible utilizar una clasificación de referencia de O-NET Uruguay, que actualmente se encuentra en su fase piloto.

Ya hemos seguido un enfoque similar para codificar las ocupaciones a dos dígitos de la CIUO 08 tanto para los datos de las vacantes como para los de los solicitantes de empleo. Se aprovecharon las mismas variables de texto utilizadas para clasificar las competencias, y el procesamiento previo de las variables siguió las mismas etapas descritas anteriormente, a saber, traducción, normalización del texto, stemming y tokenización. Sin embargo, aprovechamos la existencia de una clasificación externa de ocupaciones (realizada por *BuscoJobs*) para ejecutar dos procesos de clasificación mediante técnicas de aprendizaje automático: (i) una clasificación basada en técnicas de minería de textos y PLN, similar a la realizada en nuestra clasificación de competencias; y (ii) una clasificación basada en un modelo predictivo, utilizando como referencia la clasificación existente realizada por *BuscoJobs*.

Como parte del proceso (i), creamos un diccionario de palabras clave y expresiones con alta frecuencia utilizando los textos libres de las variables de vacantes y períodos de empleo de los solicitantes, a las que se asignó el código CIUO-08 correspondiente. En determinadas situaciones, esto requirió una clasificación manual. Luego, este diccionario se emparejó con los textos previamente procesados y se logró la clasificación basada en las coincidencias textuales. En cuanto al proceso (ii), notamos aproximadamente 5.000 observaciones ya clasificadas por parte de *BuscoJobs* a nivel de cuatro dígitos en cada una de las bases de datos. Basándonos en esto y en el proceso (i), entrenamos un modelo predictivo. Tras varias pruebas, llegamos a la conclusión de que un modelo en dos etapas sería el mejor enfoque. En la primera etapa, el modelo fue capaz de predecir la clasificación de la CIUO a nivel de un dígito, y la segunda etapa se utilizó para el modelo de clasificación de la CIUO a nivel de dos dígitos. La estrategia de entrenamiento del modelo también incluyó varias etapas: reducir las bases de datos a aquellas observaciones en las que el modelo basado en el diccionario difería de la clasificación de *BuscoJobs*; separar este subconjunto en una muestra de entrenamiento (dos tercios de los datos) y una muestra de prueba (un tercio); y buscar la mejor combinación de modelo y parámetros según los resultados. Finalmente, probamos tres modelos para procesar las columnas de texto: *Random Forest*, *Support Vector Machine* y *Gradient Boosting*. Mediante una estrategia de prueba exhaustiva de diferentes combinaciones de hiperparámetros y diversas validaciones cruzadas para cada combinación, elegimos *Gradient Boosting* para codificar las ocupaciones a uno y dos dígitos de la CIUO 08 en los datos de las vacantes y *Random Forest* para los datos de los solicitantes.

3.3 Relevancia de los tipos de fuentes y comparación con los resultados basados en O-NET

A continuación investigamos la utilidad de haber combinado un amplio conjunto de estudios y fuentes para desarrollar nuestra taxonomía inicial de competencias (véase el capítulo 1). Otra posibilidad es que los investigadores se limiten a uno o varios de los estudios destacados que utilizan datos sobre las vacantes en línea. La tabla 4 indica que la mayoría de las palabras clave y expresiones identificadas proceden de dichos

estudios (72,3% para los datos de las vacantes y 60,6% para los datos de los solicitantes).³⁹ Sin embargo, las palabras clave y expresiones complementarias procedentes de fuentes de datos no en línea desempeñan un papel importante, ya que representan el 17,7% de las competencias únicas identificadas en las vacantes y el 30,6% en los períodos de empleo de los solicitantes.

La fuente final de O-NET Uruguay añade un 10,0% adicional para las vacantes y 8,8% para los solicitantes. Estas dos últimas fuentes son importantes para capturar un conjunto más amplio de competencias. En particular, las dos últimas fuentes nos permiten capturar las competencias manuales, que siguen siendo comparativamente más importantes fuera de Europa y Estados Unidos. En general, esto confirma la utilidad de nuestro enfoque de combinar un conjunto exhaustivo de fuentes diferentes y fecundas.

► **Tabla 4. Número de palabras clave/expresiones identificadas en los datos de las vacantes y de los solicitantes, atribuibles a diferentes tipos de fuentes (absoluto y % para todos los años)**

Competencias únicas (palabras clave/expresiones capturadas)	Tipo de fuente 1 : Datos en línea	Tipo de fuente 2 : Datos no en línea	Tipo de fuente 3 : O-NET Uruguay
(1)	(2)	(3)	(4)
Vacantes	372.879	269.603 (72,31%)	65.853 (17,66%) (10,03%)
Solicitantes	1.065.305	645.809 (60,62%)	325.416 (30,55%) (8,83%)

Notas: La tabla muestra el número de palabras clave/expresiones identificadas en las vacantes y en los datos de trabajo de los solicitantes, así como su atribución a diferentes tipos de fuentes. Para cada puesto vacante o período de empleo de los solicitantes, sólo consideramos las competencias únicas (es decir, una palabra clave/expresión podría aparecer varias veces, pero se considera sólo una vez por observación). Además, sólo tenemos en cuenta las palabras clave/expresiones iniciales y dejamos de lado los sinónimos, ya que son menos fáciles de atribuir a los tipos de fuentes. Los tipos de fuentes son los siguientes: El tipo 1 se refiere a los estudios basados en datos en línea, a saber, DK (2018), DN (2020), HK (2012), KBHT (2016). El tipo 2 se refiere a los datos no basados en línea, a saber, ALM (2003), S-O (2006), APST (2020). El tipo 3 se refiere a O-NET Uruguay, que hemos utilizado como fuente complementaria. Véase el capítulo 1 y la tabla 1 para más detalles.

También evaluamos cómo se compara nuestro enfoque con uno que se hubiera basado en la imputación de los datos de O-NET estadounidense a nivel ocupacional. Para ello, asignamos las categorías de competencias de O-NET a nuestra taxonomía. Tanto para los datos de O-NET como para los datos de los solicitantes de *BuscoJobs*, calculamos las puntuaciones que registran la relevancia de las competencias cognitivas, socioemocionales y manuales a nivel ocupacional a un dígito, normalizadas para sumar 100. Esta comparación arroja claras diferencias entre los resultados de *BuscoJobs* específicos de cada país y los resultados de O-NET de Estados Unidos. Entre las ocupaciones, las competencias manuales importan comparativamente poco, según los datos de Estados Unidos. Por el contrario, las competencias manuales desempeñan un papel más importante en los datos uruguayos, en consonancia con lo esperable, esto es, que las competencias manuales importan más fuera de las economías de altos ingresos (figura 9).⁴⁰ Este es especialmente el caso de los operadores de plantas y máquinas, y los ensambladores, las ocupaciones elementales y los trabajadores de artesanía y oficios relacionados. En consecuencia, estas ocupaciones tienen puntuaciones más bajas en la categoría de competencias socioemocionales y, especialmente, en la categoría de competencias cognitivas.

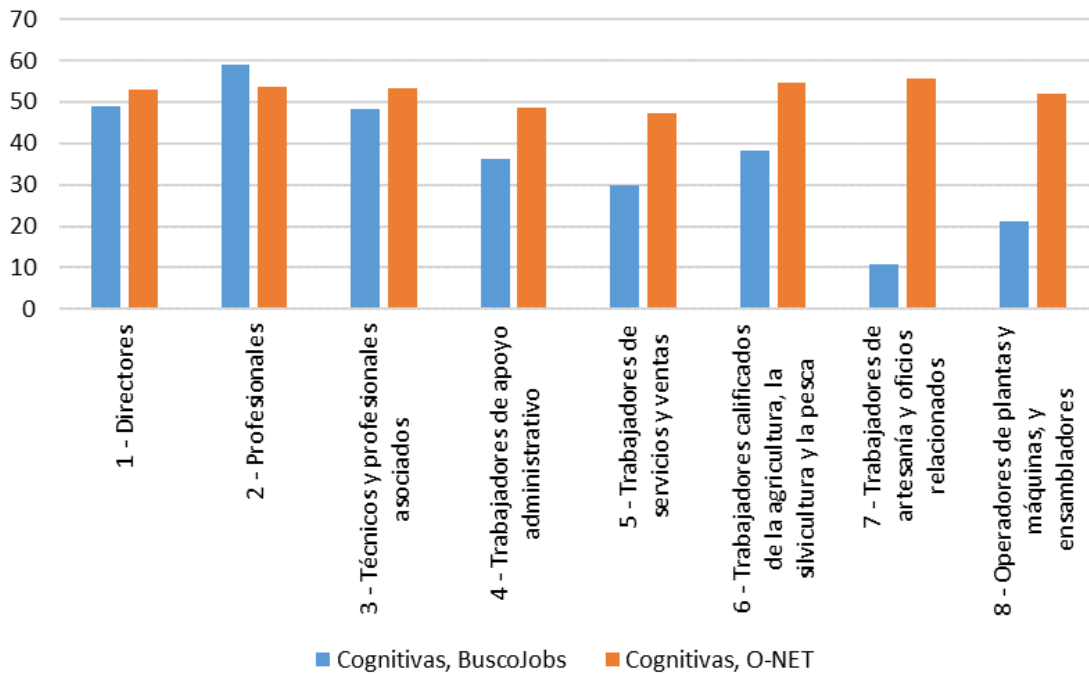
Una posible preocupación con esta comparación es que los datos de O-NET son representativos de las ocupaciones en Estados Unidos, mientras que en el capítulo 2 documentamos que los datos de *BuscoJobs* no son representativos del mercado de trabajo uruguayo. Posiblemente, la comparación en la figura 9 está en parte conformada por las diferencias en la población cubierta. Sin embargo, incluso cuando consideramos

³⁹ Por construcción, esperamos que el tipo de fuente 1 sea el más relevante. Este tipo de fuente fue nuestro punto de partida para elaborar la taxonomía en el capítulo 1, dada la similitud de los datos subyacentes. En cambio, los otros dos tipos de fuentes se utilizaron como fuentes complementarias, en las que incluimos conceptos que el tipo de fuente 1 aún no había capturado.

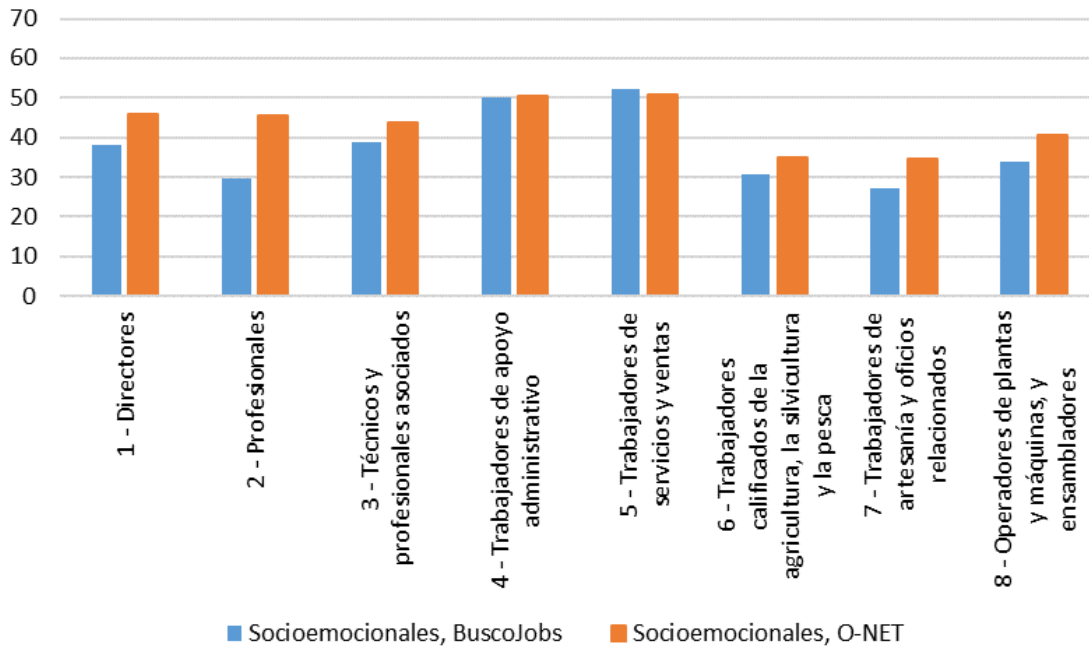
⁴⁰ Como se explica en el capítulo 2.1, nos aseguramos de que esto no sea un artefacto de los sinónimos incluidos, al excluir manualmente aquellos sinónimos que hubieran asignado erróneamente las competencias manuales a las actividades directivas y afines.

el ejemplo de los empleados de apoyo administrativo, para los cuales los datos de *BuscoJobs* tienen una cobertura particularmente alta, hay discrepancias entre los resultados de O-NET y *BuscoJobs*. Los datos uruguayos sugieren un papel menos importante para las competencias cognitivas, mientras que enfatizan más las competencias manuales. En consonancia con nuestra motivación general para este estudio y con comprobaciones anteriores en la literatura (Lewandowski et al. 2019; Lewandowski, Park y Schotte 2020), estos resultados confirman la importancia de emplear datos específicos de cada país al evaluar la dinámica de las competencias fuera de Europa y Estados Unidos.

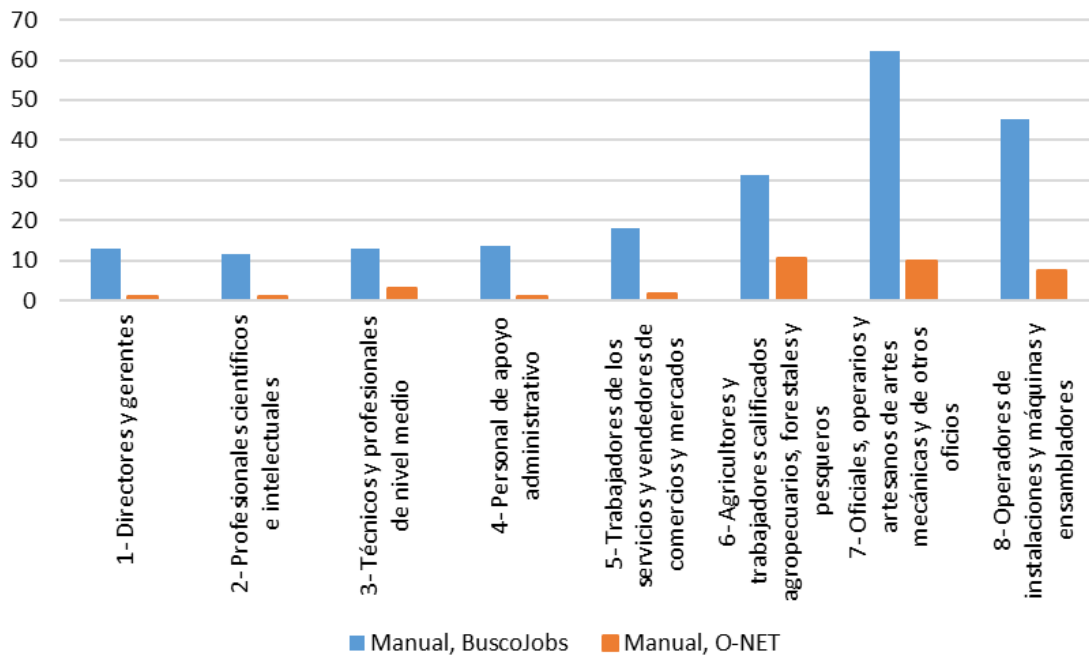
► **Figura 9. Importancia relativa de las competencias cognitivas, socioemocionales y manuales en el nivel ocupacional a un dígito, comparando los datos de O-NET y los datos de los solicitantes de *BuscoJobs* (2019)**



a) Competencias cognitivas



b) Competencias socioemocionales



c) Competencias manuales

Notas: Nos centramos en 2019 ya que este año constituye el más reciente antes de cualquier distorsión inducida por la pandemia del COVID-19. Para el análisis de *BuscoJobs*, nos centramos en los datos de los solicitantes, transformados en un panel anual. A través de los datos de empleo de los solicitantes, sumamos el número de palabras clave y expresiones relevantes (incluyendo sinónimos) identificadas en los datos, por categoría amplia de competencias y ocupación de un dígito de la CIUO-08; expresado en relación con el número total de palabras clave y expresiones únicas, incluyendo sinónimos, que definen cada categoría

amplia de competencias. A continuación, normalizamos las puntuaciones resultantes para los tres niveles amplios de competencias, de forma que su suma sea igual a 100. Los resultados de O-NET se obtuvieron asignando primero las competencias de O-NET a las 14 subcategorías de competencias utilizadas en este documento. Nos basamos en la base de datos 24.1 de O-NET, en la que los códigos de la SOC 2010 se mapearon a los cuatro dígitos de la CIUO-08 utilizando la tabla de correspondencias de la Oficina de Estadísticas Laborales. Las puntuaciones de importancia y nivel de O-NET se estandarizaron en una escala que va de cero a 100. A continuación, los datos se agregaron a las ocupaciones de la CIUO-08 para cada competencia, tomando un promedio simple de las puntuaciones estandarizadas de importancia y nivel. Por último, se calculó una puntuación compuesta tomando el producto entre las puntuaciones medias estandarizadas de importancia y nivel.

► Conclusiones

Muchos países fuera de Europa y Estados Unidos carecen actualmente de datos longitudinales sobre las competencias, a pesar de la importancia del tema para los responsables políticos y los debates académicos. Evaluamos si los datos en línea de ofertas de empleo y perfiles de los solicitantes, cada vez más disponibles, pueden ser una fuente adecuada para estudiar la dinámica de las competencias. Basándonos en la literatura de las ciencias sociales, en particular de la psicología y la economía del trabajo, elaboramos una taxonomía de competencias que es exhaustiva pero sucinta, así como aplicable a los contextos de cada país y a los datos en línea. La taxonomía se compone de tres amplias categorías de competencias cognitivas, socioemocionales y manuales, así como de catorce subcategorías más detalladas, que se definen en términos de palabras clave y expresiones. Basándonos en técnicas de procesamiento del lenguaje natural, implementamos la taxonomía, aprovechando los datos del portal de empleo uruguayo *BuscoJobs*. Estamos en condiciones de clasificar los requisitos de competencias y las competencias que poseen los solicitantes para un gran número de ofertas de trabajo y de períodos de empleo de los solicitantes (94 y 64 por ciento, respectivamente). Consideramos que esto es un éxito que va más allá de nuestras expectativas iniciales, especialmente si tenemos en cuenta que la aplicación se basa en descripciones de texto libre que no siguen necesariamente un formato estandarizado.

Llegamos a la conclusión de que los datos procedentes de las ofertas de empleo y los perfiles de los solicitantes en línea son una fuente prometedora para analizar la dinámica de las competencias, incluso en los países en los que los portales de empleo y los agregadores de empleo no tienen una larga tradición. Se trata de un hallazgo relevante, dado que estos datos capturan la evolución específica de cada país, están disponibles en muchos países y conllevan información granular y longitudinal, a menudo tanto para la demanda como para la oferta de trabajo. También analizamos y discutimos que estos datos no son totalmente representativos de las fuerzas de trabajo de los países, lo que podría requerir técnicas de ponderación y/o un enfoque analítico en segmentos seleccionados del mercado de trabajo. Los datos de *BuscoJobs* no son una excepción a esta tendencia. Sin embargo, al contrario de lo que cabría esperar a priori, los datos recogen de forma significativa los niveles educativos intermedios e incluso inferiores de los puestos de trabajo y de las personas que buscan trabajo, además de la mano de obra altamente calificada. Asimismo, los sesgos de representatividad no parecen fluctuar sustancialmente a lo largo del tiempo. Y lo que es más importante, *BuscoJobs* y otras fuentes de datos similares permiten estudiar la dinámica de las competencias en países en los que de otro modo no sería posible, dado el estado actual de las fuentes de datos alternativas disponibles.

Este esfuerzo conceptual y metodológico, el primero realizado fuera de Europa y Estados Unidos, abre nuevas puertas para futuras investigaciones sobre la dinámica de las competencias. Estas investigaciones futuras podrían abordar cuestiones empíricas relacionadas con el papel de las competencias en el fomento de las transiciones hacia mejores empleos y en el aumento de la resiliencia de las empresas y los individuos cuando se enfrentan a transformaciones globales que afectan los mercados de trabajo. Además, ahora se podría estudiar la composición de competencias de las ocupaciones y el cambio de competencias dentro de las ocupaciones a nivel nacional, ya sea para comprender las tendencias, evaluar el impacto de los choques y las regulaciones, o para probar el uso generalizado de otras clasificaciones de competencias inspiradas en los países de altos ingresos.

Anexo

► **Tabla A1. Comparación de la distribución industrial en 2020, datos de las vacantes de *BuscoJobs* frente a los datos de la encuesta de hogares**

	Proporción Vacantes BJ (1)	Proporción Datos EH (2)
A – Agricultura, ganadería, silvicultura y pesca	ND	8,01
B – Explotación de minas y canteras	0,05	0,15
C – Industrias manufactureras	10,19	10,28
D – Suministro de electricidad, gas, vapor y aire acondicionado	0,02	0,46
E – Suministro de agua, evacuación de aguas residuales, gestión de desechos y descontaminación	0,09	0,65
F – Construcción	4,04	6,69
G – Comercio al por mayor y al por menor; reparación de automotores y motocicletas	28,70	17,07
H – Transporte y almacenamiento	1,60	5,17
I – Actividades de alojamiento y servicios de comida	1,74	3,44
J – Información y comunicaciones	7,13	2,45
K – Actividades financieras y de seguros	2,13	1,74
L – Actividades inmobiliarias	1,61	0,57
M – Actividades profesionales, científicas y técnicas	11,97	4,07
N – Actividades de servicios administrativos y de apoyo	23,71	4,98
O – Administración pública y defensa; planes de seguridad social de afiliación obligatoria	ND	7,60
P – Enseñanza	1,48	7,12
Q – Actividades de atención de la salud humana y de asistencia social	3,84	8,96
R – Actividades artísticas, de entretenimiento y recreativas	0,78	1,62
S – Otras actividades de servicios	0,93	3,18
T – Actividades de los hogares como empleadores ; actividades no diferenciadas de los hogares como productores de bienes y servicios para uso propio	ND	5,69
U – Actividades de organizaciones y órganos extraterritoriales	ND	0,09
X – No clasificado en otra parte	ND	0,01

Notas: La tabla muestra la distribución por sectores de los datos de vacantes de *BuscoJobs* (columna (1)) en comparación con el empleo global tal y como se recoge en la encuesta de hogares (columna (2)), en 2020. Los sectores se clasifican según el nivel de un dígito de la CIIU Revisión 4.

► **Tabla A2. Diccionario de palabras clave y expresiones iniciales, por subcategoría de habilidades**

Subcategoría de competencias	palabras clave/expresiones iniciales
HABILIDADES COGNITIVAS (SENTIDO ESTRICTO)	resolver problemas, investigación, análisis, pensamiento crítico, matemática, estadística, matemática, adaptabilidad, dirección, control, planificación análisis datos, ingeniería datos, modelamiento, datos, visualización datos, minería datos, ciencia datos, análisis predictivo, modelos predictivos, analizar, diseñar, reglas diseño, evaluación, interpretación, calculo, contabilidad, corregir, medición, procesamiento información toma decisiones, generación ideas, memoria
HABILIDADES COMPUTACIONALES (GENERALES)	computadora, hojas calculo, programa, software, excel powerpoint, internet, word, outlook, office, windows
HABILIDADES COMPUTACIONALES (ESPECÍFICAS)	lenguaje programación, programación, java, sql, python, instalación de computadoras, reparación de computadoras, mantenimiento computadoras, desarrollo web, diseño web
HABILIDADES DE APRENDIZAJE MAQUINAL E INTELIGENCIA ARTIFICIAL	inteligencia artificial, <i>machine learning</i> , arboles de decision, <i>apache hadoop</i> , redes bayesianas, automatización, redes neuronales, support vector machines, svm, tensorflow, mapreduce, splunk, convolutional neural network, análisis cluster
HABILIDADES FINANCIERAS	presupuesto, contabilidad, finanzas, costos
HABILIDADES DE ESCRITURA	escribir, editar, reportes, propuestas
HABILIDADES DE ADMINISTRACIÓN DE PROYECTOS	administración proyectos
HABILIDADES DE CARÁCTER	organizado, detallista, multitarea, puntual, enérgico, iniciativa propia, motivado, competente, diligente, esforzado, confiable, puntual, resistente estrés, creativo, independiente
HABILIDADES SOCIALES	comunicación, trabajo equipo, colaboración, negociación, presentación, equipo, persuasión, escucha, flexibilidad, empatía, asertividad, consejo, entretener, lobby, enseñar, interacción, habilidades verbales
HABILIDADES DE GESTION DE PERSONAL	supervisión, liderazgo, gestión, mentoría, staff, supervisión equipo, desarrollo equipo, gestión desempeño, gestión personas
HABILIDADES DE SERVICIO AL CLIENTE	cliente, venta, paciente, persuadir, vender, publicitar, vender, comprar, pagar, servicio cliente
HABILIDADES DE DESTREZA CON LOS DEDOS	recolección, clasificación, ensamblaje, mezclar ingredientes, hornear, costura, corte, maquina tabulación, empaque productos agrícola, controlar maquinas, controlar aparatos, controlar artefactos, equipar, operar, movimientos repetitivos
HABILIDADES DE COORDINACION OJO MANO-PIE	atender ganado, atender animales, conducir transporte pasajeros, conducir transporte carga, pilotar aviones, podar árboles, gimnasia, deporte equilibrio, acomodar, reparar, renovar, restaurar, servir, limpiar, reaccionar tiempo, manipulación fina
HABILIDADES FÍSICAS	resistencia, caminar, correr, cargar peso

Notas: Las palabras clave y las expresiones corresponden a las introducidas en el capítulo 1.

► **Tabla A3. Diccionario de sinónimos de palabras clave**

resolver	solucionar, aclarar, averiguar, descifrar, solventar
investigación	exploración, indagación, averiguación, búsqueda, encuesta, pesquisa, sondeo
análisis	estudio, examen, observación, comparación, partición, separación, distinción
matemático	exacto, cabal, preciso, justo, riguroso, automático
estadístico	catastral, censual, demográfico, descriptivo
adaptabilidad	ductilidad, elasticidad
dirección	gobierno, mando, jefatura, administración, directivo, gerencia
control	inspección, observación, examen, comprobación, registro
planificación	proyecto
ingenio	genio, inteligencia, listeza, talento, perspicacia, capacidad, seso, lucidez, razón
ciencia	sabiduría, sapiencia, conocimiento, erudición
analizar	examinar, estudiar, observar, averiguar, comparar, considerar, descomponer, detallar, distinguir, individualizar, separar
diseñar	proyectar, trazar, esbozar, esquematizar, abocetar, delinear, plantear
evaluación	valoración, tasación, peritaje, estimación, apreciación
interpretación	comentario, explicación, análisis, apreciación, lectura, glosa, definición, conclusión, deducción, entendimiento, exegesis
calculo	computo
contabilidad	administración, tesorería, caja
corregir	enmendar, subsanar, reformar, rehacer, modificar, retocar, perfeccionar
medición	medida, evaluación, calculo, sondeo
procesamiento	proceso
decisión	determinación, resolución
idea	representación, sensación, percepción, imaginación, ilusión, pensamiento, juicio, comprensión, conocimiento, concepto, noción, reflexión, designio, arquetipo, modelo
memoria	recuerdo, evocación, retentivo, rememoración, mención, conmemoración
programa	exposición, plan, planteamiento, proyecto, sistema, línea, conducto, programación, esquema, borrador, boceto, bosquejo, anuncio, aviso
programación	programa
computadora	ordenador, calculadora, procesador, electrónico
presupuesto	calculo, computo, estimación, evaluación, partida, fondo, coste, determinación
finanzas	negocio, economía, dinero, inversión, hacienda, capital
costos	coste, precio, importe, gasto, tarifa
*	soft land, ERP, SAP, Xubio, WAVE, Cloud books, Nubox, Bloomberg, Anfix
escribir	transcribir, manuscibir, copiar, anotar, firmar, rubricar, autografiar, trazar, caligrafiar, mecanografiar, taquígrafiar
editar	publicar, imprimir, difundir, reproducir, reimprimir
reportar	contener, refrenar, frenar, aplacar, apaciguar, calmar, sosegar
propuesta	proposición
organizado	orgánico, estructurado, sistematizado, planeado, ideado

puntual	regular, exacto, preciso, formal, metódico, escrupuloso, diligente, rápido
enérgico	activo, decidido, resuelto, firme, eficaz, eficiente, emprendedor, dinámico, intenso, poderoso, tenaz, vigoroso, fuerte, concluyente, autoritario
iniciativa	decisión, dinamismo, imaginación, idea, adelanto, advenimiento, delantera, iniciación, proyecto
motivado	originar, causar, promover, producir
competente	capacitado, cualificado, apto, idóneo, entendido, experto, diestro, capaz, especialista, eficiente, eficaz, hábil, preparado
diligente	rápido, activo, ágil, presto, resuelto, solícito, vivo, inquieto, expeditivo, listo
esforzado	animoso, atrevido, bizarro, valiente, luchador, ardoroso, brioso, afanoso
independiente	individualista, autosuficiente, liberado, emancipado, libre, autogobernado, autónomo, autonómico, alejado, aislado, neutral, autárquico, imparcial
comunicación	comunicado, mensaje, oficio, nota, misiva, escrito, telegrama, circular, aviso, saludo, notificación
equipo	conjunto, agrupación, grupo, personal, cuadrilla, brigada, pandilla, camarillo
colaboración	cooperación, asistencia, auxilio, ayuda, contribución
negociación	convenio, pacto, tratar, concierto, tratado
presentación	mostrar, manifestación, exhibición, exposición, aparición
persuasión	argumentación, convencimiento, atracción, seducción, incitación, sugestión
escuchar	atender, percibir, enterar
flexibilidad	ductilidad, elasticidad, maleabilidad, cimbreo, plasticidad
consejo	recomendación, sugerencia, advertencia, aviso, exhortación, asesoramiento, indicación, invitación, observación, opinión, parecer
entretener	distraer, divertir, agradar, amenizar, animar, recrear, alegrar, deleitar, aliviar
enseñar	instruir, adiestrar, educar, criar, adoctrinar, ilustrar, alfabetizar, catequizar, iniciar, explicar, aleccionar, preparar
supervisión	inspección, control, revisión, verificación, vigilancia
gestión	tramite, diligencia, papeleo, mandato, encargo, misión, cometido
desempeño	desembargo, rescate, recuperación, descargo
persona	individuo, sujeto, semejante
cliente	parroquiano, asiduo, comprador, consumidor, usuario
venta	enajenación, transacción, cesión, oferta, reventar, negocio, adjudicación, saldo, comercio, despacho, exportación
paciente	tolerante, sosegado, calmoso, tranquilo, estoico, resignado, sufrido, enfermo, flemático, manso
persuadir	convencer, inducir, mover, seducir, fascinar, impresionar, atraer, inclinar, incitar, arrastrar, impulsar
vender	traspasar, enajenar, expender, despachar, subastar, saldar, liquidar, exportar
comprar	adquirir, obtener, mercar, comerciar, traficar, negociar, chalanear, comerciar
pagar	abonar, remunerar, sufragar, apoquinar, retribuir, reembolsar, cotizar, desembolsar, compensar, recompensar, gratificar, costear, reintegrar, cancelar, liquidar
servicio	encargo, prestación, asistencia, actuación, destino, función, misión, oficio, ocupación, favor, ayuda, auxilio
recolección	cosecha, siega, vendimia, acopio, acumulación
clasificación	ordenación, separación, distribución
ensamblaje	ensambladura

mezclar	revolver, agitar, aunar, diluir, barajar, enredar
ingrediente	componente, remedio
hornear	gratinar, tostar, dorar, asar, brasear, calentar, cocer, preparar
costura	cosido, zurcido, calado, embaste, encaje, hilar, respunte, vainica, bordado, dobladillo, cadeneta, sutura
corte	tajo, cortadura, incisión, hendidura, herido, amputación, tajadura, cisura, tijeretada
empaque	
producto	artículo, fruto, manufactura, genero, elaboración, resultado, obra
equipar	abastecer, proveer, dotar, aprovisionar, surtir, suministrar, vestir
operar	actuar, ejecutar, obrar, elaborar, ejercitar, manipular, efectuar
ganado	ganadería, reses, animal, rebano, manada, hato, vacado, yeguada, transportar, acarrear, trasladar, canalizar, encauzar
transporte	acarreo, traslado, porte, traslación, carga, mudanza, pasaje, transito, transbordo
carga	fardo, bulto, embalaje, lastre
pilotar	navegar
podar	cortar, talar, limpiar, desmochar, cercenar, escamondar, mondar
gimnasia	ejercicio, atletismo, deporte, entrenamiento, acrobacia, ejercitación
deporte	ejercicio, gimnasia
equilibrio	
acomodar	
reparar	recomponer, restaurar, arreglar, remendar
renovar	restaurar, reconstruir, sustituir
restaurar	reparar, recomponer, renovar
servir	
limpiar	asear, adecentar, acicalar, higienizar, desinfectar, lavar, fregar, barrer, bañar, duchar, enjuagar, humedecer, mojar, rociar, quitar, deshollinar, lustrar, abrillantar, pulir, frotar
manipulación	fabricación
resistencia	aguante, vigor, vitalidad, fuerza, energía, fortaleza, entereza, potencia
caminar	andar, pasear, trotar, vagar, trasladar, deambular, transitar
correr	trotar, galopar
cargar	embarcar, abarrotar, lastrar, colmar, estibar, transportar, acarrear

Notas: En el capítulo 3.1 se explica cómo se obtuvieron los sinónimos. El campo marcado con un * se añadió en forma manual para registrar los programas de software que suelen utilizar los contables, que se clasifican en las competencias financieras. Además, revisamos manualmente todos los sinónimos y eliminamos los que capturan otros significados distintos de la palabra clave inicial y el concepto subyacente. Por ejemplo, un sinónimo de "transportar" es "conducir", que puede capturar una actividad de supervisión en la que alguien dirige un equipo. Esto explica por qué algunas celdas están vacías y otras tienen menos sinónimos de los que se identificarían si no se hace una corrección manual.

Referencias

Acemoglu, Daron; David Autor. 2011. "Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings". In *The Handbook of Labor Economics*, editado por Orley Ashenfelter y David Card, 4:1043–1171. Amsterdam: Elsevier.

Acevedo, Paloma; Guillermo Cruces; Paul Gertler; Sebastian Martinez. 2017. "Living Up to Expectations: How Job Training Made Women Better Off and Men Worse Off". National Bureau of Economic Research Working Paper No. 23264.

Adhvaryu, Achyuta; Namrata Kala; Anant Nyshadham. 2018. "The Skills to Pay the Bills: Returns to On-the-Job Soft Skills Training". National Bureau of Economic Research Working Paper No. 24313.

Almeida, Rita; Carlos Corseuil; Jennifer Poole. 2017. "The Impact of Digital Technologies on Routine Tasks. Do Labor Policies Matter?" World Bank Policy Research Working Paper No. 8187.

Almeida, Rita; Ana Fernandez; Mariana Viollaz. 2020. "Software Adoption, Employment Composition, and the Skill Content of Occupations in Chilean Firms". *The Journal of Development Studies* 56 (1): 169–85.

Almlund, Mathilde; Duckworth, Angela Lee; Heckman, James; Kautz, Tim. 2011. "Chapter 1 - Personality Psychology and Economics". In *Handbook of the Economics of Education*, edited by Eric A. Hanushek, Stephen Machin, and Ludger Woessmann, 4:1–181. Amsterdam and Oxford: Elsevier.

American Psychological Association. 2020. "APA Dictionary of Psychology". <https://dictionary.apa.org/openness-to-experience>.

Arntz, Melanie; Gregory, Terry; Zierahn, Ulrich. 2016. "The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis". OECD Social, Employment and Migration Working Paper Series No. 189. Paris: OECD.

Atalay, Engin; Phongthientham, Phai; Sotelo, Sebastian; Tannenbaum, Daniel. 2020. "The Evolution of Work in the United States". *American Economic Journal: Applied Economics* 12 (2): 1–34.

Autor, David. 2014. "Polanyi's Paradox and the Shape of Employment Growth". National Bureau of Economic Research Working Paper No. 20485.

Autor, David; Dorn, David. 2013. "The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market". *American Economic Review* 103 (5): 1553–97.

Autor, David; Levy, Frank; Murnane, Richard. 2003. "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration". *Quarterly Journal of Economics* 118 (4): 1279–1333.

Bakker, Arnold; Demeranti, Evangelia; Lieke L. ten Brummelhuis. 2012. "Work Engagement, Performance, and Active Learning: The Role of Conscientiousness". *Journal of Vocational Behavior* 80: 555–64.

Ballon, Paola; Dávalos, Jorge. 2020. "Inequality and the Changing Nature of Work in Peru". UNU-WIDER Working Paper No. 168.

Barbarasa, Estera; Barrett, Jacqueline; Goldin, Nicole. 2017. *Skills Gap or Signaling Gap?: Insights from LinkedIn in Emerging Markets of Brazil, India, Indonesia, and South Africa*. Report, Solutions for Youth Employment and LinkedIn.

Beaudry, Paul; Green, David and Benjamin M. Sand. 2016. "The Great Reversal in the Demand for Skill and Cognitive Tasks". *Journal of Labor Economics* 34 (S1): S199–247.

Bhorat, Haroon; Ossthuizen, Morne; Lilenstein, Kezia; Thornton, Amy. 2018. "The Rise of the "missing Middle" in an Emerging Economy: The Case of South Africa". Mimeo.

Bidisha, Sayema Haque; Mahmood, Tanveer; Rahman, Mahir. 2021. "Earnings Inequality and the Changing Nature of Work: Evidence from Labour Force Survey Data of Bangladesh". UNU-WIDER Working Paper No. 7.

Blair, Peter; Deming, David. 2020. "Structural Increases in Demand for Skill after the Great Recession". AEA Papers and Proceedings 110 (May): 362–65.

Borghans, Lex; Lee Duckworth, Angela; Heckman, James; Baster Weel. 2008. "The Economics and Psychology of Personality Traits". *Journal of Human Resources* 43 (4): 972–1059.

Borghans, Lex; Bas ter Weel; Weinberg, Bruce. 2014. "People Skills and the Labor-Market Outcomes of Underrepresented Groups". *Industrial and Labor Relations Review* 67 (2): 287–334.

Bowles, Samuel; Gintis, Herbert; Osborne, Melissa. 2001. "The Determinants of Earnings: A Behavioral Approach". *Journal of Economic Literature* 39 (4): 1137–76.

Boyatzis, Richard E. 2008. "Competencies in the 21st Century". *Journal of Management Development* 27 (1): 5–12.

Brunello, Giorgio; Schlotter, Martin. 2011. "Non Cognitive Skills and Personality Traits: Labour Market Relevance and Their Development in Education & Training Systems". IZA Discussion Paper No. 5743.

BuscoJobs Uruguay. 2021. "BuscoJobs". <https://www.buscojobs.com.uy/paginas/quienes-somos>

BuscoJobs Internacional. 2021. "BuscoJobs Internacional". <https://www.buscojobs.com/>

Bustelo, Monserrat; Flabbi, Luca; Viollaz, Mariana. 2019. "The Gender Labor Gap in the Digital Economy". IDB Working Paper No. 01056. Washington, D.C.: Inter-American Development Bank.

Campos, Francisco; Frese, Michael; Goldstein, Markus; Iacovone, Leonardo; Johnson, Hillary C.; McKenzie, David; Mensmann, Mona. 2017. "Teaching Personal Initiative Beats Traditional Training in Boosting Small Business in West Africa". *Science* 357 (6357): 1287–90.

Carbonero, Francesco; Davies, Jeremy; Ernst, Ekkehard; Fossen, Frank; Samaan, Daniel; Sorgner, Alina. 2021. "The Impact of Artificial Intelligence on Labor Markets in Developing Countries: A New Method with an Illustration for Lao PDR and Viet Nam". IZA Discussion Paper No. 14944.

Carneiro, Pedro; Heckman, James. 2005. "Human Capital Policy". In *Inequality in America: What Role for Human Capital Policies?*, editado por James Heckman and Alan Krueger, Revised ed. edition. Cambridge, Mass.: The MIT Press.

Caunedo, Julieta; Keller, Elisa; Shin, Yongseok. 2021. "Technology and the Task Content of Jobs across the Development Spectrum". National Bureau of Economic Research Working Paper No. 28681.

Cedefop (European Centre for the Development of Vocational Training). 2015. "Work-Based Learning in Continuing Vocational Education and Training: Policies and Practices in Europe". CEDEFOP Research Paper No. 49.

———. 2019. "Online Job Vacancies and Skills Analysis: A Cedefop Pan-European Approach". Luxembourg: Publications Office of the European Union.

———. 2021. "Perspectives on Policy and Practice: Tapping into the Potential of Big Data for Skills Policy". Luxembourg: Publications Office of the European Union.

Cherniss, Cary; Goleman, Daniel; Emmerling, Robert; Cowan, Kimberly; Adler, Mitchel. 1998. "Bringing Emotional Intelligence to the Workplace". In *The Consortium for Research on Emotional Intelligence in Organizations*, Rutgers University.

D'Anchiano. 2021. "D'Anchiano, The Easiest and Fastest Way to Evaluate Talent". <https://danchiano.com/>.

Davies, Robert H.; van Seventer, Dirk. 2020. "Labour Market Polarization in South Africa: A Decomposition Analysis". UNU-WIDER Working Paper No. 17.

Deming, David; Kahn, Lisa. 2018. "Skill Requirements across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals". *Journal of Labor Economics* 36 (S1): S337–69.

Deming, David; Kadeem, Noray. 2020. "Earnings Dynamics, Changing Job Skills, and STEM Careers". *Quarterly Journal of Economics* forthcoming.

Di Capua, Laura; Queijo, Virginia; Rucci, Graciana. 2020. *Demanda de Trabajo En Uruguay: Un Análisis de Vacantes on Line*. Inter-American Development Bank.

Equipos Consultores. 2020. *Uruguay: Análisis de Oferta y Demanda de Empleo a Partir de Bases de Datos a 4 Meses de La Pandemia COVID-19*. Montevideo: Equipos Consultores.

European Commission. 2013. "Work-Based Learning in Europe: Practices and Policy Pointers". Brussels.

Fabo, Brian; Mýtina Kureková, Lucia. 2022. "Methodological Issues Related to the Use of Online Labour Market Data". ILO Working Paper No. 68.

Frey, Carl; Osborne, Michael. 2017. "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerization?" *Technological Forecasting and Social Change* 114: 254–80.

Gentzkow, Matthew; Shapiro, Jesse M.; Taddy, Matt. 2019. "Measuring Group Differences in High-Dimensional Choices: Method and Application to Congressional Speech". *Econometrica* 87 (4): 1307–40.

Goleman, Daniel. 2000. "Leadership That Gets Results". *Harvard Business Review*, no. March-April: 2–17.

Goos, Maarten; Manning, Alan; Salomons, Anna. 2014. "Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring". *American Economic Review*. 104 (8): 2509–26.

Green, Francis; Ashton, David; Felstead, Alan. 2001. "Estimating the Determinants of Supply of Computing, Problem-Solving, Communication, Social, and Teamworking Skills". *Oxford Economic Papers* 53 (3): 406–33.

Groh, Matthew; Krishnan, Nandini; McKenzie, David; Vishwanath, Tara. 2016. "The Impact of Soft Skills Training on Female Youth Employment: Evidence from a Randomized Experiment in Jordan". *IZA Journal of Labor & Development* 5 (1): 9.

Grugulis, Irena; Vincent, Steven. 2009. "Whose Skill Is It Anyway? "Soft" Skills and Polarization". *Work, Employment and Society* 23 (4): 597–615.

Hardy, Wojciech; Lewandowski, Piotr; Park, Albert; Yang, Du. 2018. "The Global Distribution of Routine and Non-Routine Work". Institute for Structural Research Working Paper No. 5.

Heckman, James; Jagelka, Tomáš; Kautz, Timothy D.. 2019. "Some Contributions of Economics to the Study of Personality". National Bureau of Economic Research Working Paper No. 26459.

Heckman, James; Kautz, Tim. 2012. "Hard Evidence on Soft Skills". *Labour Economics* 19 (4): 451–64.

Heckman, James; Stixrud, Jora; Urzua, Sergio. 2006. "The Effects of Cognitive and Noncognitive Abilities on Labor Market Outcomes and Social Behavior". *Journal of Labor Economics* 24 (3): 411–82.

Hershbein, Brad; Kahn. 2018. "Do Recessions Accelerate Routine-Biased Technological Change? Evidence from Vacancy Postings". *American Economic Review* 108 (7): 1737–72.

ILO (International Labour Organization). 2017. "ILO Toolkit for Quality Apprenticeships - Vol. 1: Guide for Policy Makers".

———. 2020. "The Feasibility of Using Big Data in Anticipating and Matching Skills Needs".

———. 2021a. "Global Framework on Core Skills for Life and Work in the 21st Century".

———. 2021b. "World Employment and Social Outlook: Trends".

INE Uruguay (Instituto Nacional de Estadística). 2020. "Ficha técnica Encuesta Continua de Hogares - 2019".

———. 2021. "Instituto Nacional de Estadística de Uruguay". <https://www.ine.gub.uy/>.

Kautz, Tim; Heckman, James; Diris, Ron; Baster Weel; Borghans, Lex. 2014. *Fostering and Measuring Skills: Improving Cognitive and Non-Cognitive Skills to Promote Lifetime Success*. Commissioned Report through the project on Education and Social Progress. Paris: OECD.

Keister, Roma; Lewandowski, Piotr. 2017. "A Routine Transition in the Digital Era? The Rise of Routine Work in Central and Eastern Europe". *Transfer: European Review of Labour and Research* 23 (3): 263–79.

Khurana, Saloni; Mahajan, Kanika. 2020. "Evolution of Wage Inequality in India (1983-2017): The Role of Occupational Task Content". *UNU-WIDER Working Paper No. 167*.

Kis, Viktoria; Catriona Windisch, Hendrickje. 2018. "Making Skills Transparent: Recognising Vocational Skills Acquired through Workbased Learning". *OECD Education Working Papers No. 180*.

Kureková, Lucia Mýtina; Beblavý, Miroslav; Haita, Corina; Thum, Anna-Elisabeth. 2016. "Employers' Skill Preferences across Europe: Between Cognitive and Non-Cognitive Skills". *Journal of Education and Work* 29 (6): 662–87.

Kureková, Lucia Mýtina; Žilinčíková, Zuzana. 2018. "What Is the Value of Foreign Work Experience for Young Return Migrants?" *International Journal of Manpower* 39 (1): 71–92.

Lewandowski, Piotr; Park, Albert; Hardy, Wojciec; Du, Yang. 2019. "Technology, Skills, and Globalization: Explaining International Differences in Routine and Nonroutine Work Using Survey Data". *IZA Discussion Paper No. 12339*.

Lewandowski, Piotr; Park, Albert; Schotte, Simone. 2020. "The Global Distribution of Routine and Non-Routine Work". *UNU-WIDER Working Paper No. 75*.

Lindqvist, Erik; Vestman, Roine. 2011. "The Labor Market Returns to Cognitive and Noncognitive Ability: Evidence from the Swedish Enlistment". *American Economic Journal: Applied Economics* 3 (1): 101–28.

Lise, Jeremy; Postel-Vinay, Fabien. 2020. "Multidimensional Skills, Sorting, and Human Capital Accumulation". *American Economic Review* 110 (8): 2328–76.

Lo Bello, Salvatore; Sanchez Puerta; Maria Laura; Winkler, Hernan. 2019. "From Ghana to America, The Skill Content of Jobs and Economic Development". *World Bank Policy Research Working Paper No. 8758*.

- Lu, Qian. 2015. "The End of Polarization? Technological Change and Employment in the U.S. Labor Market". Working Paper University of Texas at Austin.
- Marinescu, Ioana, Rathelot, Roland. 2018. "Mismatch Unemployment and the Geography of Job Search". *American Economic Journal: Macroeconomics* 10 (3): 42–70.
- Marinescu, Ioana; Skandalis, Daphné. 2021. "Unemployment Insurance and Job Search Behavior". *The Quarterly Journal of Economics* 136 (2): 887–931.
- Marinescu, Ioana; Zhao, Daniel. 2021. "The Impact of the Federal Pandemic Unemployment Compensation on Job Search and Vacancy Creation". *Journal of Public Economics* 200 (August): 104471.
- Marinescu, Ioana, and Ronald Wolthoff. 2020. "Opening the Black Box of the Matching Function: The Power of Words". *Journal of Labor Economics* 38 (2): 535–68.
- Marouani, Mohamed Ali; Le Minh, Phuong; Marshallian, Michelle. 2020. "Jobs, Earnings, and Routine-Task Occupational Change in Times of Revolution: The Tunisian Perspective". UNU-WIDER Working Paper No. 171.
- Maurizio, Roxana; Monsalvo, Ana Paula. 2021. "Changes in Occupations and Their Task Content". UNU-WIDER Working Paper No. 15.
- McCrae, Robert R.; Costa Jr, Paul T. 2008. "Empirical and Theoretical Status of the Five-Factor Model of Personality Traits". In *The SAGE Handbook of Personality Theory and Assessment: Personality Theories and Models*, edited by Gregory J. Boyle, Gerald Matthews, and Donald H. Saklofske, 1:273–94. London: SAGE Publications Ltd.
- Ministerio de Trabajo y Seguridad Social, Uruguay. 2020. *Análisis Primario de Resultados de La Primera Ola de Relevamiento Del Perfil de Ocupaciones - O*Net*. Unpublished Report.
- Mischel, Walter; Shoda, Yuichi. 1995. "A Cognitive-Affective System Theory of Personality: Reconceptualizing Situations, Dispositions, Dynamics, and Invariance in Personality Structure". *Psychological Review* 102 (2): 246–68.
- Mischel, Walter; Shoda, Yuichi. 2008. "Toward a Unified Theory of Personality: Integrating Dispositions and Processing Dynamics within the Cognitive-Affective Processing System". In *Handbook of Personality: Theory and Research*, edited by Oliver P. John, Richard W. Robins, and Lawrence A. Pervin, 3rd Edition, 208–41. New York, NY, US: The Guilford Press.
- Modestino, Alicia; Shoag, Daniel; Ballance, Joshua. 2020. "Upskilling: Do Employers Demand Greater Skill When Workers Are Plentiful?" *Review of Economics and Statistics* 102 (4): 793–805.
- Nübler, Irmgard. 2016. "New Technologies: A Jobless Future or a Golden Age of Job Creation?". ILO Research Department Working Paper No. 35.
- Reijnders, Laurie; Gaaitzen de Vries. 2018. "Technology, Offshoring and the Rise of Non-Routine Jobs". *Journal of Development Economics* 135: 412–32.
- Rodrik, Dani. 2018. "New Technologies, Global Value Chains, and Developing Economies". National Bureau of Economic Research Working Paper No. 25164.
- Roys, Nicolas A., Taber, Christopher R. 2019. "Skill Prices, Occupations, and Changes in the Wage Structure for Low Skilled Men". National Bureau of Economic Research Working Paper No. 26453.
- Spitz-Oener, Alexandra. 2006. "Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking Outside the Wage Structure". *Journal of Labor Economics* 24 (2): 235–70.

Stops, Michael; Bächmann, Ann-Christin; Glassner, Ralf; Jansen, Markus; Matthes, Britta; Metzger, Lina-Jeanette; Müller, Christoph; Seitz, Joachim; Hanebrink, Alina. 2020. "Machbarkeitsstudie Kompetenz-Kompass. Forschungsbericht 553." Bundesministerium für Arbeit und Soziales Berlin.

Thaler, Richard H. 2008. "Master Class 2008: Putting Psychology into Behavioral Economics (Class 6)". https://www.edge.org/conversation/richard_h_thaler-daniel_kahneman-sendhil_mullainathan-master-class-2008-putting

Valerio, Alexandrio; Sanchez Puerta, Maria Laura; Tognatta, Namrata; Monroy-Taborda, Sebastien. 2016. "Are There Skills Payoffs in Low- and Middle-Income Countries? Empirical Evidence Using STEP Data". World Bank Policy Research Working Paper No. 7879.

Velardez, Miguel Omar. 2021. "Análisis de distancias ocupacionales y familias de ocupaciones en el Uruguay". Documento de Proyectos LC/TS.2021/36. Desarrollo Económico. CEPAL.

Weinberger, Catherine. 2014. "The Increasing Complementarity between Cognitive and Social Skills". *Review of Economics and Statistics* 96 (4): 849–61.

World Bank. 2021. "World Bank Databank". <https://databank.worldbank.org/home.aspx>.

Xing, Chunbing. 2021. "The Changing Nature of Work and Earnings Inequality in China". UNU-WIDER Working Paper No. 105.

Yusuf, Arief Anshory; Riswani Halim, Putri. 2021. "Inequality and Structural Transformation in the Changing Nature of Work: The Case of Indonesia". UNU-WIDER Working Paper No. 81.

Zapata-Román, Gabriela. 2021. "The Role of Skills and Tasks in Changing Employment Trends and Income Inequality in Chile." UNU-WIDER Working Paper No. 48.

Agradecimientos

Este artículo fue escrito en el marco de una colaboración entre la "Unidad de Tendencias del Mercado de Trabajo y Evaluación de Políticas" del Departamento de Investigación de la OIT y el Área de Trabajo "Estrategias de desarrollo de competencias para futuros mercados de trabajo" del Departamento de Empleo de la OIT. Agradecemos a Johannes Brehm, Angela Doku, Joana Duran-Franch y Henry Stemmler su excelente ayuda en la limpieza y el procesamiento de los datos originales de *BuscoJobs*, y a Marcos Aguiar, Diego Alanis y Jorge Eguren por facilitar los datos y responder a preguntas detalladas sobre ellos. Sergio Herrera y Javiera Lobos contribuyeron a la creación de variables ocupacionales, mientras que Lucas Ng tuvo la amabilidad de compartir con nosotros las estadísticas basadas en O-NET. También agradecemos a Janine Berg, David Deming, Cornelius Gregg, Piotr Lewandowski, Clemente Pignatti, Olga Strietska-Ilina, Michael Stops y Bolormaa Tumurchudur Klok por sus valiosos comentarios y sugerencias; y a Gonzalo Graña y Fernando Vargas (de OIT/Cinterfor) por sus importantes comentarios específicos sobre el país. La responsabilidad de las opiniones expresadas en este artículo corresponde exclusivamente a sus autores, y su publicación no constituye un respaldo de la Oficina Internacional del Trabajo a las opiniones expresadas en él.

► Impulsar la justicia social, promover el trabajo decente

La Organización Internacional del Trabajo es la agencia de las Naciones Unidas para el mundo del trabajo. Reunimos a gobiernos, empleadores y trabajadores a fin de mejorar las condiciones de trabajo de todas las personas, promoviendo un enfoque del futuro del trabajo centrado en el ser humano a través de la creación de empleo, los derechos en el trabajo, la protección social y el diálogo social.

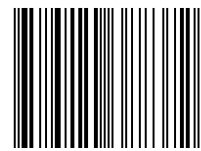
Contact details

Research Department (RESEARCH)

International Labour Organization
Route des Morillons 4
1211 Geneva 22
Switzerland
T +41 22 799 6530
research@ilo.org
www.ilo.org/research



ISBN 9789220388372



9 789220 388372