

Ocupaciones laborales: Clasificaciones, taxonomías y ontologías para los mercados laborales del siglo XXI^{1 2}

Carlos G. Ospino Hernandez ³

División de Mercados
Laborales (LMK)

NOTA TÉCNICA N°
IDB-TN-1513

Ocupaciones laborales: Clasificaciones, taxonomías y ontologías para los mercados laborales del siglo XXI

Carlos G. Ospino Hernandez

Septiembre 2018

Catalogación en la fuente proporcionada por la
Biblioteca Felipe Herrera del
Banco Interamericano de Desarrollo
Ospino, Carlos.

Ocupaciones laborales: clasificaciones, taxonomías y ontologías para los mercados
laborales del siglo XXI / Carlos G. Ospino Hernandez.

p. cm. — (Nota técnica del BID ; 1513)

Incluye referencias bibliográficas.

1. Occupations-Classification. 2. Job descriptions. I. Banco Interamericano de
Desarrollo. División de Mercados Laborales. II. Título. III. Serie.
IDB-TN-1513

1 Esta nota hace parte de los productos del Economic and Sector Work, Skills for the
XXI Century: Revamping Technical Vocational Education and training in LAC,
número RG-E1554.

2 Agradezco los valiosos comentarios y sugerencias de Graciana Rucci,
Carolina Gonzalez-Velosa y Oliver Azuara.

3 Consultor en economía de La División de Mercados Laborales del Banco
Interamericano de Desarrollo.

<http://www.iadb.org>

Copyright © 2018 Banco Interamericano de Desarrollo. Esta obra se encuentra sujeta a una licencia Creative Commons IGO 3.0 Reconocimiento-NoComercial-SinObrasDerivadas (CC-IGO 3.0 BY-NC-ND) (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/igo/legalcode>) y puede ser reproducida para cualquier uso no-comercial otorgando el reconocimiento respectivo al BID. No se permiten obras derivadas.

Cualquier disputa relacionada con el uso de las obras del BID que no pueda resolverse amistosamente se someterá a arbitraje de conformidad con las reglas de la CNUDMI (UNCITRAL). El uso del nombre del BID para cualquier fin distinto al reconocimiento respectivo y el uso del logotipo del BID, no están autorizados por esta licencia CC-IGO y requieren de un acuerdo de licencia adicional.

Note que el enlace URL incluye términos y condiciones adicionales de esta licencia.

Las opiniones expresadas en esta publicación son de los autores y no necesariamente reflejan el punto de vista del Banco Interamericano de Desarrollo, de su Directorio Ejecutivo ni de los países que representa.



Ocupaciones laborales: Clasificaciones, taxonomías y ontologías para los mercados laborales del siglo XXI¹².

Carlos G. Ospino Hernandez³

División de Mercados Laborales y Seguridad Social (LMK)

Sector Social (SCL)

Tabla de Contenido

Introducción.....	2
Generalidades de las clasificaciones y taxonomías ocupacionales	2
Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO-08).	4
Clasificación Estándar de Ocupaciones (SOC-2018)	5
Ontologías ocupacionales	5
O*NET-SOC 2010.....	6
ESCO	11
El uso de catálogos de tareas y habilidades para analizar los mercados laborales en América Latina	13
El uso de las ciencias de la computación para potencializar la utilidad de las clasificaciones y taxonomías ocupacionales.....	14
Oportunidades y limitaciones para la región.....	16
Bibliografía	17
Anexo	18

Palabras claves: Ocupaciones laborales, mercados laborales, taxonomías, ontologías.
Códigos JEL: J01.

¹ Esta nota hace parte de los productos del Economic and Sector Work, Skills for the XXI Century: Revamping Technical Vocational Education and training in LAC, número RG-E1554.

² Agradezco los valiosos comentarios y sugerencias de Graciana Rucci, Carolina Gonzalez-Velosa y Oliver Azuara.

³ Consultor en economía de La División de Mercados Laborales y Seguridad Social del Banco Interamericano de Desarrollo.

Ocupaciones laborales: Clasificaciones, taxonomías y ontologías para los mercados laborales del siglo XXI.

Introducción

¿Cuál es tu ocupación actual (anterior)? Es una pregunta común en escenarios tan diversos como una encuesta de hogares, un formulario de postulación en un portal de empleo o una conversación de elevador con un potencial empleador. En todos estos casos, la respuesta comprende un conjunto de palabras o una breve descripción. La mayoría de las personas nos sentimos cómodas interpretando la información contenida en la respuesta. No obstante, cuando un encuestador debe ingresar esta respuesta a su sistema de captura electrónica o manual, cuando un funcionario del servicio público de empleo de un país desea hacer uso de esta información para tomar decisiones de política pública o cuando un funcionario del departamento de recursos humanos quiere evaluar si una hoja de vida cumple con los requisitos mínimos para llenar una vacante, la respuesta tal cual fue expresada por quien contestó se vuelve más difícil de procesar. Aquí es donde los sistemas de clasificación de ocupaciones pueden proveer soluciones a estos problemas.

Al ser un lenguaje estandarizado para describir el trabajo desempeñado por las personas, los sistemas de clasificación de ocupaciones sirven tres propósitos básicos: Apoyar la recolección de información estadística, facilitar el análisis de los mercados laborales, y apoyar la planeación de carrera y la búsqueda de empleo (Government of Canada 2016). En el primer caso, permite codificar las respuestas de los encuestados de manera eficiente y apoya la planeación estadística y la recolección de la información. En el segundo caso permite capturar e interpretar de mejor manera las estadísticas laborales, ayudando a identificar tendencias, guiar el diseño de política y apoyar los servicios de empleo públicos y privados. Finalmente, las clasificaciones usualmente contienen los requerimientos de las ocupaciones, su nivel de competencias, y características muy precisas de las ocupaciones que apoyan a los profesionales de gestión del talento humano, y a los buscadores de empleo a tomar mejores decisiones.

Un ejemplo de cómo las clasificaciones ocupacionales apoyan la recolección de información estadística se da en los Estados Unidos, donde las estadísticas de empleo y salarios se pueden desagregar al nivel de ocupaciones puesto que su clasificación tiene como condición que una ocupación solo puede hacer parte de la clasificación si es posible capturar información estadística de la misma. En contraste en América Latina, no es posible generar las estadísticas de empleo al nivel de ocupación puesto que las encuestas de hogares con las que se construye esta información no cuentan con representatividad estadística a este nivel de desagregación. Parte de la razón tiene que ver con el hecho que al utilizar la clasificación internacional de ocupaciones las ocupaciones contenidas no cuentan con un criterio de representatividad estadística como en los Estados Unidos.

Si bien en la actualidad, el apoyo en la búsqueda de empleo se realiza utilizando algoritmos que analizan la información del aspirante y lo compara con los requerimientos de una vacante, un pilar fundamental que permite el desarrollo de estos métodos es la existencia de una taxonomía inicial. Son las taxonomías las que permiten relacionar las distintas características del trabajador con los elementos de una ocupación como las tareas, las competencias, los requerimientos de conocimientos, y otras características del puesto de trabajo. En este sentido, las taxonomías sirven como catalizadores de herramientas que pueden ayudar en la gestión y colocación de empleo. A continuación, ahondamos en algunas definiciones y ejemplos de clasificaciones y taxonomías ocupacionales.

Generalidades de las clasificaciones y taxonomías ocupacionales

Una clasificación o taxonomía es un arreglo sistemático de objetos en grupos o categorías de acuerdo con un criterio establecido (European Commission 2017). En este documento los objetos corresponden a las distintas ocupaciones presentes en los mercados laborales de América Latina y el Caribe. Las ocupaciones y los empleos son elementos distintos en una taxonomía ocupacional. Un empleo se define como un conjunto de tareas y responsabilidades desarrolladas por una persona, para un empleador o para sí misma (International Labor Office (ILO) 2012). Mientras

que una ocupación se entiende como un conjunto de empleos que se desarrollan, con ligeras diferencias, en múltiples establecimientos y no necesariamente en la misma industria (Emmel and Cosca 2010).

La Tabla 1 muestra los dos grandes tipos de sistemas de clasificación de las ocupaciones que existen en el mundo. El primero, ordena las ocupaciones principalmente basado en las competencias necesarias para la realización del empleo mientras que el segundo lo hace basado en la similitud de las tareas realizadas en una ocupación independientemente del nivel educativo requerido para ello. La Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO-08) desarrollada por la Organización Internacional del Trabajo (OIT) corresponde a las primeras, mientras que la Clasificación Estándar de Ocupaciones (SOC-2018) desarrollada por el departamento de estadísticas laborales de los Estados Unidos (BLS) corresponde a las segundas.

Tabla 1 Grandes tipos de sistemas de clasificación de ocupaciones

Característica principal	Basada en niveles de competencias (Educación) requeridos para desarrollar la ocupación.	Basada en tareas y actividades desarrolladas por los trabajadores en una ocupación.
Ejemplo	Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones	Standard Occupations Classification
Versión más reciente	2008	2018
País	Internacional	Estados Unidos
Desarrollador	Organización Internacional del Trabajo	Bureau of Labor Statistics
Número de ocupaciones al nivel más detallado	436	867
Número de ocupaciones al nivel más agregado	10	23
Puede haber diferentes niveles educativos para una misma ocupación	No	Si
Jerárquica (Los niveles superiores contienen a los inferiores)	Si	Si
Incluye trabajo que se hace sin ánimo de lucro	Si	No
Busca generar información estadística al nivel de la ocupación	No	Si
Años en que ha sido actualizada	1968, 1988, 2008	2000, 2010, 2018

Elaboración propia. Fuente: (International Labor Office (ILO) 2012; Bureau of Labor Statistics 2018)

Cada sistema de clasificación está definido por sus principios de clasificación. Estos determinan la manera en que se incluyen, excluyen, ordenan y clasifican cada una de las ocupaciones vigentes en los mercados laborales de cada país. Las clasificaciones buscan ser excluyentes y exhaustivas. La exclusividad permite que las ocupaciones que sean distintas con base en los principios de clasificación les sean asignadas códigos distintos. La exhaustividad permite que todas las ocupaciones vigentes en los mercados laborales sean incorporadas en la clasificación. Para esto último generalmente se designa un código especial al interior del nivel más bajo de desagregación para incluir las ocupaciones que no pudieron ser clasificadas en las categorías existentes.

Las dos diferencias más importantes entre el SOC-2018 la CIUO-08 son sus principios de clasificación y el tratamiento de los trabajadores de subsistencia (Emmel and Cosca 2010). Ambos sistemas se basan en las tareas desarrolladas por los trabajadores en cada ocupación. No obstante, mientras que la CIUO ordena la mayoría de los grandes grupos con base en niveles de competencias --lo que define como un sistema de clasificación basado en la educación-- SOC clasifica exclusivamente en las tareas desarrolladas independientemente del nivel educativo requerido para ello. De otra parte, la CIUO-08 incluye ocupaciones de subsistencia, principalmente en los sectores primario. No obstante, estas podrían incluir a

trabajadores informales de subsistencia en otros sectores. En contraste, SOC solo considera ocupaciones que se desempeñan con el ánimo de recibir una ganancia excluyendo, por ejemplo, las tareas que son exclusivamente de voluntariado.

Otra diferencia es que la CIUO as ser una clasificación internacional, pretende ser un estándar que sea adaptado por los países para reflejar sus mercados laborales locales y en este sentido puede o no contar con las ocupaciones relevantes para todos los países o guardar representatividad estadística de cada ocupación. El SOC, tiene por objeto representar las ocupaciones vigentes en el mercado laboral de los Estados Unidos con el fin de generar información estadística al nivel de ocupación. En este sentido requiere que cada ocupación incluida en la clasificación pueda ser medida por el departamento de estadística laborales o por la oficina del censo de los Estados Unidos.

A pesar de sus diferencias, tanto la OIT como el BLS de los Estados Unidos, cuentan con tablas de correspondencia que permiten emparejar los códigos de ambas clasificaciones para hacer análisis comparativos internacionales. Quizás una de las dificultades más importantes de las diferencias entre ambas estructuras de clasificación es al tratar de identificar ocupaciones que se desempeñan en ambientes mayoritariamente informales, pues estos no son directamente comparables en SOC. Otra diferencia, es encontrar múltiples coincidencias al intentar pasar de una clasificación a la otra debido a las diferencias en el nivel educativo asociado con una ocupación. Un ejemplo son los vendedores ambulantes. La categoría de SOC que más se acerca a los vendedores ambulantes corresponde al código 41-9091 (Vendedores puerta a puerta, vendedores de noticias y de calle, y trabajadores relacionados). En la correspondencia de clasificaciones, este código está asociado a cuatro códigos de ISCO, 5211 (Vendedores de quioscos y de puestos de mercado), 5212 (Vendedores ambulantes de productos comestibles), 5243 (Vendedores puerta a puerta), y 9520 (Vendedores ambulantes (excluyendo de comida)). Las categorías 5212 y 9520 corresponde a niveles de competencias distintos en ISCO. Las notas aclaratorias justifican esta diferenciación por las habilidades requeridas para el manejo de alimentos entre unos y otros. De otra parte, el hecho de que el número de ocupaciones detalladas sea tan distinto (436 en CIUO y 867 en SOC), acentúa el problema de múltiples coincidencias. A continuación, proveemos más detalles de la estructura de estas dos clasificaciones.

Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO-08).

Esta clasificación utiliza los conceptos de nivel de competencias⁴ y especialización de las competencias como criterio para agrupar ocupaciones similares. Su estructura incorpora el concepto de “contenido de competencias” de la ocupación, donde las diferencias en los contenidos de competencias surgen al comparar los grandes grupos de ocupaciones (ver Tabla 2). La estructura es además jerárquica, pues las ocupaciones de niveles superiores son las que requieren de un mayor nivel educativo. Es importante anotar que la clasificación considera el nivel de competencias como aquel requerido para desempeñar de manera competente las tareas requeridas en los empleos de nivel de entrada en cada grupo ocupacional (International Labor Office (ILO) 2012).

Tabla 2 Correspondencia de grandes grupos CIUO-08 con niveles de competencias

Codificación	CIUO-08 Grandes grupos	Nivel de Competencias			
		1	2	3	4
1	Directores y gerentes			X	X
2	Profesionales científicos e intelectuales				X
3	Técnicos y profesionales de nivel medio			X	
4	Personal de apoyo administrativo		X		
5	Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados				
6	Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros				
7	Oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios				
8	Operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores				
9	Ocupaciones elementales	X			
0	Ocupaciones militares	X	X		X

Fuente: (International Labor Office (ILO) 2012). Los niveles de competencia corresponden a los siguientes niveles de educación de la Clasificación Internacional de Niveles de Educación (CINE-97): 1 - Educación primaria o primer ciclo de educación básica; 2 - Primer ciclo de educación secundaria o segundo ciclo de educación básica, Segundo ciclo de educación secundaria, Educación

⁴ “skill level” y “skill specialization” son los términos utilizados en la documentación oficial en inglés.

postsecundaria no terciaria; 3 - Primer ciclo de la educación terciaria (duración corta o media); 4 - Primer ciclo de la educación terciaria, 1er título (duración media), Segundo ciclo de la educación terciaria (Conlleva a cualificación avanzada en investigación).

Clasificación Estándar de Ocupaciones (SOC-2018)

Los principios de clasificación del SOC lo definen como un sistema de clasificación basado en tareas que cubre todas las ocupaciones en las que se realiza trabajo remunerado⁵. “El SOC es un sistema mono-jerárquico, bajo el cual cada ocupación se encuentra en solo un lugar. Además, las categorías del SOC son excluyentes, exhaustivas y los niveles superiores son completamente descritos por los niveles de agregación inferiores” (Emmel and Cosca 2010, Traducción de los autores). En este sentido trabajadores que difieran en su nivel de competencia, educación o experiencia pero que desempeñen las mismas tareas, quedarían clasificados bajo la misma ocupación (Emmel and Cosca 2010). En ese mismo sentido las ocupaciones no necesariamente tendrían una clasificación basada en la industria donde se desempeña el trabajador, de tal forma que un trabajador que desempeñe las mismas tareas en industrias distintas podría tener títulos distintos (e.g. vendedor o asociado de servicio al cliente), aun cuando se encuentran bajo la misma clasificación ocupacional. En estos casos cobran especial importancia los índices de títulos ocupacionales donde se identifican las distintas denominaciones de títulos que corresponden a una misma ocupación.

De otra parte, el principio nueve de clasificación establece que la recolección de información estadística de las ocupaciones en SOC está bajo la responsabilidad del departamento de estadísticas laborales y de la oficina del censo de los Estados Unidos. Así para que una ocupación pueda ser incluida en la clasificación al nivel detallado, debe ser posible recolectar información estadística por parte de alguna de estas dos entidades. SOC cuenta con 23 grupos de ocupaciones al nivel más detallado⁶. La Tabla 3 muestra una agregación alternativa sugerida por SOC con fines estadísticos y que se acerca más al nivel de agregación de la CIUO.

Tabla 3 Agregación alternativa del SOC-2018 a un nivel intermedio de la clasificación.

Agregación intermedia	Grupos principales incluidos	Título de agregación intermedia
1	11 – 13	Administración, negocios y ocupaciones financieras
2	15 – 19	Ocupaciones informáticas, de ingeniería y de Ciencias
3	21 – 27	Educación, legal, servicio comunitario, artes, y ocupaciones de los medios
4	29	Profesionales de la salud y ocupaciones técnicas
5	31 – 39	Ocupaciones de los servicios
6	41	Ventas y profesiones afines
7	43	Ocupaciones de la oficina y de la ayuda administrativa
8	45	Ocupaciones agropecuarias, pesqueras y forestales
9	47	Ocupaciones de la construcción y de la extracción
10	49	Ocupaciones de la instalación, del mantenimiento, y de la reparación
11	51	Ocupaciones de la producción
12	53	Transporte y ocupaciones de transporte de materiales
13	55	Ocupaciones específicas militares

Fuente: (Bureau of Labor Statistics 2018)

Si bien los sistemas de clasificación de ocupaciones cumplen el propósito de proveer comparabilidad en el tiempo y entre países con el fin de generar información estadística comparable, su utilidad para generar información para la toma de decisiones en el mercado laboral tiene limitaciones. Por esta razón, se han desarrollado clasificaciones más detalladas, que pueden informar de mejor manera a quienes requieren buscar empleo u oportunidades de formación. A continuación, discutimos cómo las ontologías ocupacionales complementan y expanden a las clasificaciones nacionales de ocupaciones para generar mejor información sobre el mercado laboral.

Ontologías ocupacionales

Una ontología se define como “un conjunto de términos de conocimiento, incluyendo el vocabulario, las interconexiones semánticas, y algunas sencillas reglas de lógica e inferencia para algún tema en particular” (Hendler 2001). La ontología define cada uno de los elementos de una base de conocimientos y la forma como se relacionan entre sí. En el contexto de ocupaciones laborales, una ontología permite relacionar una taxonomía

⁵ Incluye el trabajo en negocios familiares donde no hay una compensación directa para los miembros de la familia, pero excluye ocupaciones que son exclusivamente realizadas por voluntarios.

⁶ Para una descripción detallada de SOC, ver <https://www.bls.gov/soc/2018/home.htm>.

de ocupaciones con otras taxonomías. Por ejemplo, taxonomías de habilidades o de cualificaciones asociadas a esas ocupaciones. Así, cuando se identifica una ocupación, también se pueden conocer las habilidades y cualificaciones vinculadas a la misma. De esta forma se abre la posibilidad a realizar gestión laboral de individuos con base en las competencias requeridas y no con base en los títulos de la ocupación o el cargo. Esto es particularmente importante en un mercado laboral cambiante, donde las tareas que realizan los trabajadores pueden cambiar con la adopción de tecnología (African Development Bank Group et al. 2018). Así, cobra importancia poder medir de cerca el contenido de tareas, habilidades y competencias asociadas a una ocupación con un nivel muy alto de granularidad. Las ontologías facilitan este tipo de procesos.

O*NET-SOC 2010

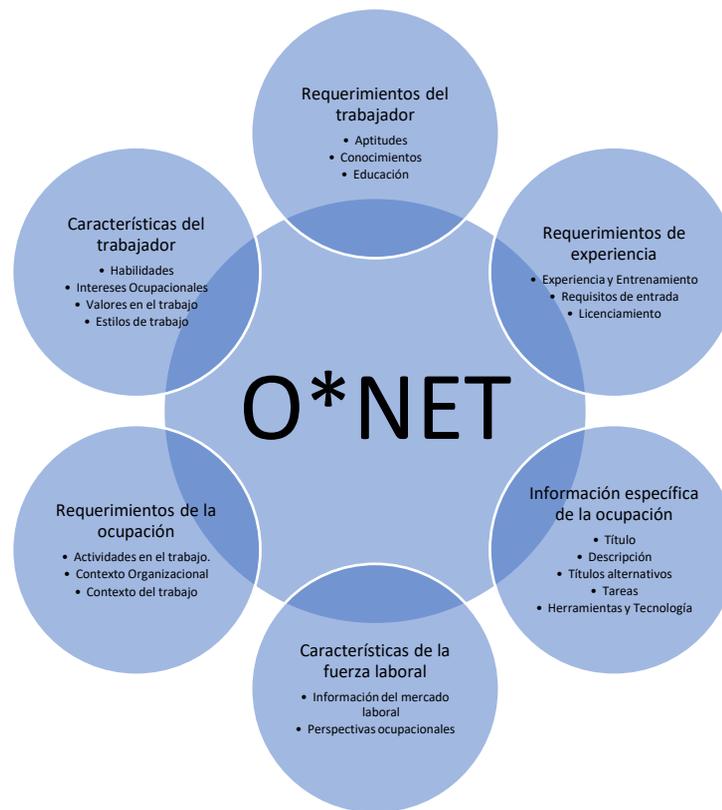
La red de información sobre ocupaciones (O*NET, por sus siglas en inglés) es un sistema de información mantenido y actualizado por el departamento del trabajo de los Estados Unidos. O*NET expande la taxonomía de la clasificación estándar de ocupaciones (SOC-2010) desarrollada por el Bureau of Labor Statistics de los Estados Unidos. O*NET utiliza la misma estructura de SOC, hasta el nivel de ocupación detallada (seis dígitos) y agrega dos dígitos al final de cada ocupación en SOC para sus ocupaciones. Esto se hace con el fin de mantener o expandir el nivel de detalle de una categoría ocupacional. Si se mantiene el nivel se le agregan los dígitos 00, mientras que, si se expande una ocupación de SOC, los dígitos comienzan en 01. La última versión de la taxonomía de O*NET corresponde a la estructura del SOC 2010⁷. O*NET-SOC 2010 cuenta con 1110 títulos ocupacionales, de los cuales 840 provienen directamente de la estructura de SOC 2010, 269 corresponden al nivel O*NET-SOC, es decir que expande el detalle de SOC, y 1 corresponde a un caso excepcional. O*NET-SOC 2010 cuenta con información detallada para 974 ocupaciones (704 del nivel SOC y 270 del nivel O*NET-SOC), y 136 ocupaciones para las cuales solo hay un título que acompaña la codificación.

O*NET captura información detallada sobre los trabajadores y sus puestos de trabajo para todas las ocupaciones de los Estados Unidos. Por información detallada nos referimos a los procesos de recolección de información por parte de trabajadores, analistas expertos y expertos ocupacionales de acuerdo con el modelo de contenido de O*NET. La Ilustración 1 detalla este modelo de contenido de O*NET que cuenta con seis dominios de información⁸. Hay información que se captura desde la perspectiva del trabajador como sus características, los requerimientos, y la experiencia, mientras que hay información que se captura desde la perspectiva del puesto de trabajo, como los requerimientos ocupacionales, las características de la fuerza de trabajo e información específica a la ocupación.

⁷ Desde enero de 2018 se encuentra disponible la versión de SOC 2018 que reemplaza SOC 2010. Se espera que la taxonomía O*NET-SOC se actualice en consecuencia.

⁸ Los seis dominios de información están contenidos en cuatro dimensiones: Orientada hacia el trabajador, Orientada hacia el trabajo, transversal a la ocupación y específica a la ocupación.

Ilustración 1 Modelo de contenido de O*NET.



Fuente: <https://www.onetcenter.org/content.html>

La información relativa a habilidades⁹ y aptitudes¹⁰ es capturada a través de encuestas a analistas ocupacionales, considerando que estos entienden los constructos de habilidades y aptitudes mejor que quienes se desempeñan en el puesto de trabajo (Reeder and Tsacoumis 2017b, 2017a). La Ilustración 2 describe el proceso de recolección. Las aptitudes son definidas como competencias desarrolladas a través del entrenamiento o la experiencia, mientras que las habilidades como atributos relativamente estables del individuo respecto de su capacidad para desarrollar un conjunto particular de tareas (Fleisher and Tsacoumis 2012a, 2012b). Las habilidades son agrupadas en cuatro categorías: Cognitivas, psicomotoras, físicas y sensoriales-perceptivas. Por su parte las aptitudes son agrupadas en siete categorías: Contenidos, procesos, sociales, resolución de problemas complejos, técnicas, sistemas, y manejo de recursos. La Tabla 4 describe con mayor detalle estas categorías.

⁹ Abilities.

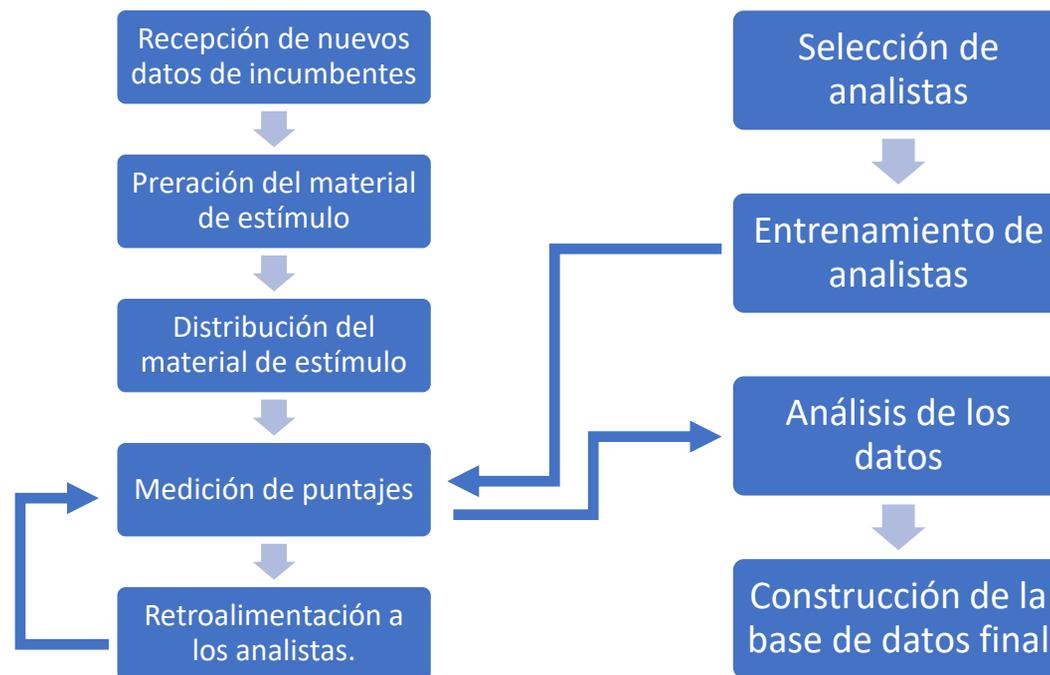
¹⁰ Skills.

Tabla 4 Habilidades y Aptitudes en O*Net.

Habilidades	Definición	Ejemplos
Habilidades cognitivas	Habilidades que influyen la adquisición y aplicación de conocimientos en la resolución de problemas.	Habilidades verbales, Generación de ideas y habilidades de razonamiento, habilidades cuantitativas, memoria, habilidades de percepción, habilidades espaciales, atención.
Habilidades psicomotoras	Habilidades que influyen en la capacidad de manipular y controlar objetos.	Habilidades de manipulación fina, habilidades de control del movimiento, tiempo de reacción
Habilidades físicas	Habilidades que influyen sobre la fuerza, la resistencia, la flexibilidad y la coordinación.	Habilidades de fuerza física, resistencia, flexibilidad, balance y coordinación.
Habilidades sensoriales-perceptivas	Habilidades que influyen sobre la percepción visual, auditiva y del habla.	Habilidades visuales, Habilidades auditivas y del habla.
Aptitudes	Definición	Ejemplos
Contenidos	Estructuras de soporte necesarias para utilizar y adquirir aptitudes más específicas una diversidad de dominios.	Comprensión lectora, Escucha activa, escritura, conversación, matemáticas, ciencia.
Procesos	Procedimientos que contribuyen a una rápida adopción de conocimiento ay aptitudes entre diversos dominios.	Pensamiento crítico, aprendizaje activo, estrategias de aprendizaje, monitoreo
Sociales	Capacidades desarrolladas utilizadas para trabajar con personas y alcanzar metas	Percepción social, coordinación, persuasión, negociación, Instrucción, Orientación al servicio.
Resolución de problemas complejos	Capacidades desarrolladas para resolver problemas complejos novedosos y poco definidos en contextos reales.	Resolución de problemas complejos.
Técnicas	Capacidades desarrolladas y utilizadas para diseñar, organizar y corregir fallas que involucran la utilización de maquinaria o sistemas tecnológicos.	Análisis de operaciones, diseño de tecnología, selección de equipos, instalación, programación, monitoreo de operaciones, operación y control, mantenimiento de equipos, solución de problemas, reparación, análisis de control de calidad.
Sistemas	Capacidades desarrolladas para entender, monitorear y mejorar sistemas sociotecnológicos.	Juicio y toma de decisiones, análisis de sistemas, evaluación de sistemas.
Manejo de recursos	Capacidades desarrolladas para asignar recursos eficientemente.	Gestión del tiempo, gestión de recursos financieros, gestión de recursos materiales, gestión de personal.

Fuente: (Fleisher and Tsacoumis 2012b, 2012a)

Ilustración 2- Proceso de recolección de información de habilidades y destrezas en O*NET.



Ocho analistas ocupacionales diligencian las encuestas correspondientes a cada una de las 52 habilidades y 35 destrezas que hacen parte del modelo de contenido de O*NET, para cada una de las ocupaciones. Cada ronda (la número 18 se finalizó en diciembre de 2017) evalúa alrededor de 100 ocupaciones por año. En este sentido, considerando que en la versión 2017 de O*NET cuenta 974 ocupaciones, la principal limitante de esta estrategia es que cada ocupación tarda alrededor de 9 años en actualizarse.

El proceso se resume en la Ilustración 2. En primer lugar, los analistas son seleccionados con base en los siguientes criterios: Al menos dos años de experiencia profesional; dos años de educación de postgrado en psicología Industrial/Organizacional, Psicología Vocacional, Recursos Humanos o Relaciones Industriales; Haber completado cursos tanto en análisis de empleo y métodos de investigación. Luego éstos reciben un entrenamiento de ocho horas donde se detalla el proceso de evaluación y practican la forma de realizar las evaluaciones. Un total de 16 analistas son aleatoriamente separados en dos grupos. El operativo de diligenciamiento de información se programa para que cada analista evalúe un grupo de 5 ocupaciones por semana hasta agotar su carga, de tal forma que cada ocupación sea evaluada por 8 analistas. Los primeros dos grupos de ocupaciones son evaluadas por ambos grupos de especialistas con el fin de realizar pruebas de confiabilidad de los puntajes para 10 ocupaciones.

En paralelo al proceso de selección se prepara un paquete ilustrativo que apoya el proceso de evaluación de cada analista. Dicho paquete incluye información acerca del título, la definición, el nivel de educación, experiencia y entrenamiento necesario para realizar el trabajo, las tareas de la ocupación y su importancia, las actividades generales relevantes para la ocupación y el contexto del lugar de trabajo relevante para la ocupación. Toda esta información se construye a partir de información de trabajadores en cada una de las ocupaciones que recolecta O*NET. En este sentido cobra importancia la apreciación que sobre cada ocupación brindan quienes se desempeñan en ella pues si bien los analistas son los más idóneos para evaluar el contenido de habilidades y destrezas de cada ocupación, los trabajadores brindan importante información que contextualiza y es fundamental para el concepto del analista.

Además de la base de datos con información detallada de cada ocupación proveniente de entrevistas tanto a expertos como a trabajadores que se desempeñan en cada ocupación, O*NET cuenta con diversas aplicaciones web para apoyar la búsqueda de empleo y proveer información útil para la orientación profesional. En la siguiente sección describimos en detalle la taxonomía de O*NET, conocida como O*NET-SOC 2010.

Con el fin de incorporar los cambios en el mercado laboral, O*NET cuenta además con una lista de ocupaciones nuevas y emergentes (N&E). Estas ocupaciones, a pesar de no provenir de SOC pueden ser incorporadas a la taxonomía SOC-O*NET. O*NET utiliza la definición del departamento de estadística laborales para determinar cuáles son las ocupaciones de mayor crecimiento. De otra parte, utiliza la información la iniciativa presidencial [High Growth Job Training Initiative](#), para determinar las industrias de alto crecimiento. Al interior de estas industrias se buscan ocupaciones nuevas y emergentes. Durante la revisión de la taxonomía en 2009, se incorporaron 153 ocupaciones N&E. 52 fueron desagregaciones de la clasificación SOC, y los 101 restantes, se incluyeron como parte de la categoría residual SOC, “Todas las demás”.

Tabla 5- Pasos para incorporar ocupaciones nuevas y emergentes (N&E) en O*NET.

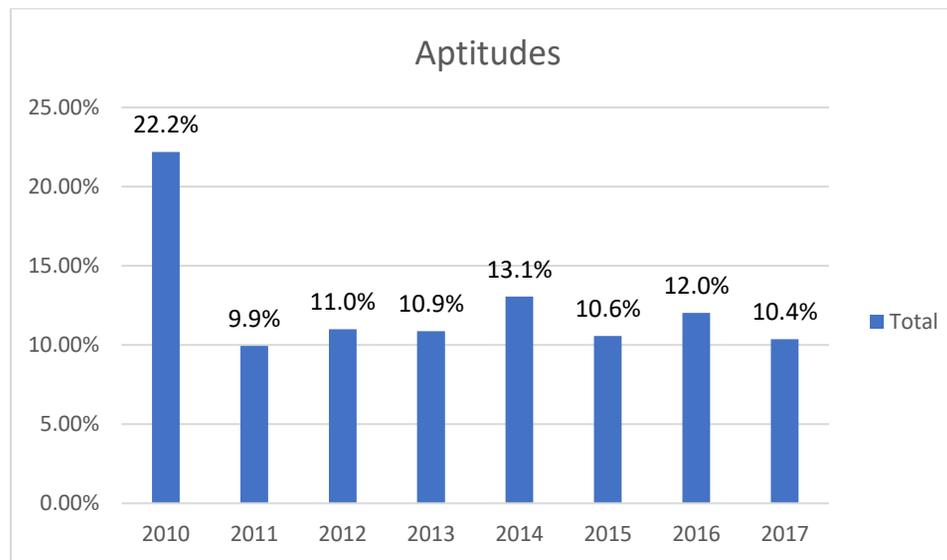
Paso	Proceso	Notas
1	Construir una lista de potenciales ocupaciones N&E en las industrias de alto crecimiento.	Búsqueda web en sitios de asociaciones industriales, profesionales y educativas relevantes. Además de búsquedas en sitios de vacantes (Monster, Careerbuilder, entre otros). Consultar a instituciones gubernamentales como el departamento del trabajo y la agencia para el empleo y el entrenamiento respecto de posibles candidatos a N&E ocupaciones.
2	El departamento del trabajo y la agencia para el empleo y el entrenamiento revisan y aprueban las propuestas de ocupaciones N&E que prepara el equipo de O*NET.	
3	Se preparan una lista preliminar de tareas para las ocupaciones N&E aprobadas.	
4	Se finalizan los perfiles ocupacionales.	Incluye la identificación de tareas esenciales, títulos alternativos, y ocupaciones excluidas.
5	Se crean los perfiles ocupacionales.	Incluyendo código SOC-O*NET, título y descripción.
6	Se inicia el proceso de recolección de información.	Las ocupaciones se asignan a recolección en establecimientos o expertos ocupacionales.
7	Se refinan los criterios y la metodología.	Como producto de documentar el proceso, se sugieren mejoras a los criterios de identificación y la metodología para la creación de códigos, tareas, y descripciones para ocupaciones N&E.

Fuente: (The National Center for O*NET Development 2006, 2009)

En el caso de O*NET, la taxonomía ocupacional (SOC) se actualizó en los años 2000, 2010 y 2018. Mientras que el contenido de cada ocupación cuenta con un calendario permanente de actualizaciones. La Ilustración 3 muestra la proporción de ocupaciones actualizadas por año en términos de las aptitudes requeridas para desempeñar la ocupación. Entre 2011 y 2017 se actualizaron en promedio 100 ocupaciones por año lo cual implica que una actualización completa de la base datos podría tardar una década¹¹.

¹¹ La Ilustración 4 en el Anexo muestra un patrón similar para las tareas y habilidades.

Ilustración 3 Porcentaje de ocupaciones actualizadas por año. O*NET



Fuente: [O*NET](#) Resource Center.

ESCO

En Julio de 2017 se lanzó la primera versión de la clasificación multilingüe europea de habilidades, competencias, cualificaciones y ocupaciones, ESCO. ESCO se propone cumplir con múltiples objetivos entre los que se encuentran:

- Mejorar la comunicación entre el sector de formación y el mercado laboral europeo;
- Apoyar la movilidad laboral en Europa, transparentar y hacer fácilmente disponible los datos para distintos agentes interesados, como los servicios públicos de empleo, las instituciones educativas y agencias de estadística;
- Facilitar intercambios de información entre empleadores, proveedores de educación, y quienes buscan empleo sin distinción del lenguaje;

Para esto, su estructura cuenta con tres pilares: 1) Ocupaciones, 2) habilidades, conocimientos y competencias, y 3) cualificaciones. El pilar de ocupaciones está basado en la clasificación internacional CIUO-08, pero su nivel de detalle es mucho mayor, mientras que CIUO cuenta con 426 ocupaciones en su nivel más detallado, ESCO cuenta con cerca de 3000 ocupaciones detalladas. No obstante, siempre es posible agregar las ocupaciones a niveles comparables con CIUO-08, lo cual le brinda comparabilidad internacional. El pilar de habilidades, conocimientos y competencias contiene un listado exhaustivo de las habilidades relevantes para el mercado laboral europeo. La versión v1 de ESCO cuenta con 13485 objetos en este pilar entre habilidades, conocimientos y competencias. El pilar de cualificaciones de ESCO recopila información de dos fuentes: 1-Las bases de datos de cualificaciones de los países miembros y 2-las suministradas directamente a ESCO por quienes otorgan estas cualificaciones.

Una característica de ESCO es que se publica como datos abiertos vinculados. Estos consisten en un conjunto de métodos de publicación de datos estructurados para que puedan ser interconectados. Utiliza la tecnología de almacenamiento de información en la red, pero con el fin de ser leídos por los computadores, no necesariamente por los humanos (Wikipedia n.d.). El universo de datos vinculados, conforma lo que se conoce como la Web Semántica o Web de datos (W3C n.d.). La principal ventaja de su publicación bajo este formato es que su información puede ser utilizada (o reutilizada como se denomina en el lenguaje de los sistemas de información) entre aplicaciones, organizaciones y comunidades (European Commission 2017). Así quienes desarrollan aplicaciones para usuarios pueden utilizar ESCO como pieza inicial en la provisión de servicios como búsqueda y emparejamiento, orientación de carrera y herramientas de auto evaluación (European Commission 2017).

El Recuadro 1 resume el proceso de construcción de ESCO y sirve como una aproximación para entender las complejidades asociadas al desarrollo de una herramienta de este tipo. El principal mensaje es que la construcción de una ontología es un proceso complejo y requiere de una institucionalidad adecuada tanto en lo político como en lo técnico. No obstante, los beneficios son claros. Estas ontologías son bienes públicos que permiten desarrollar sistemas de información a su alrededor para informar con mayor detalle a quienes toman decisiones en el mercado laboral. Además, la información es relevante al nivel local, lo que resulta valioso al momento de informar y diseñar la política pública. Una ontología

regional multilingüe como ESCO permite una mejor articulación de los mercados laborales de distintos países al facilitar la comparación de las ocupaciones y las cualificaciones necesarias para su desempeño.

Recuadro 1 El proceso de construcción de ESCO

El proceso de construcción de ESCO fue liderado por la comisión europea con el apoyo técnico del Centro Europeo para el Desarrollo de la Formación Profesional (Cedefop).

El marco de institucional incluyó cinco miembros:

1. El comité de mantenimiento de ESCO. Aconsejó sobre el desarrollo conceptual y técnico de ESCO. Operó durante dos períodos 2011-2013 y 2014-2017.
2. La junta directiva de ESCO. Compuesta por expertos de alto nivel que brindaron dirección estratégica a la comisión sobre la estrategia de comunicación y el marco estratégico. Los miembros se seleccionaron con base en su experiencia personal sin consideraciones de presentación geográfica. Operó durante dos períodos 2011-2013 y 2014-2016.
3. Grupo de trabajo de los países miembros. Se creó en 2015, con representantes de los países miembros. Cada país designó dos expertos nacionales en empleo, educación y entrenamiento. Se recibieron observadores como representantes del área económica europea y países candidatos. Apoyó la comisión en la implementación y desarrollo de ESCO y su cumplimiento con la regulación [EURES](#).
4. Grupos sectoriales. Compuesto por expertos de sectores específicos de la economía como actores sociales, servicios de empleo, empleadores, asociaciones profesionales, consejos sectoriales de habilidades, institutos técnicos y de educación, y agencias estadísticas. Proveyeron apoyo para el desarrollo de la versión 1 de ESCO entre 2011 y 2015.
5. Grupos multisectoriales. Expertos con conocimientos de la relación entre educación, entrenamiento y el mercado laboral. Brindaron apoyo con las competencias y habilidades transversales, la consistencia del pilar de habilidades y la relación con el pilar de cualificaciones. Funcionó entre 2011 y 2015.
6. Los demás actores interesados fueron consultados en línea y brindaron retroalimentación sobre los perfiles ocupaciones entre 2015 y 2016.

El proceso de construcción del contenido de la clasificación se llevó a cabo en cinco fases:

1. Selección de las ocupaciones: Se escogió una lista de ocupaciones basándose en una investigación de escritorio y revisión de fuentes como: Clasificaciones sectoriales y nacionales existente, publicaciones de observatorios y consejos de habilidades, estándares ocupacionales y de cualificaciones, regulaciones, artículos científicos, descriptores de puestos de trabajo y de vacantes.
2. Acotar la lista de ocupaciones: Se realizó una limpieza a la lista agrupando términos similares. En esta etapa se hizo una selección inicial de términos ocupacionales preferidos y términos no preferidos.
3. Desarrollo de la desagregación sectorial: Se organizó la lista de términos con base en las clasificaciones ISCO y NACE (Clasificación estadística de actividades económicas de la comunidad europea).
4. Desarrollo de los perfiles ocupacionales: Se desarrollo una descripción completa de las ocupaciones que incluyó conocimientos, habilidades y competencias.
5. Validación de la cobertura: Revisión de correspondencias con las clasificaciones existentes. Revisión de la realidad del mercado laboral con base en pruebas piloto comparando con vacantes del mercado laboral europeo.

Fuente: (European Commission 2017)

En ESCO, los primeros cuatro niveles de la taxonomía de ocupaciones corresponden exactamente a la clasificación CIUO-08, mientras que los niveles 5 y superiores son los correspondientes a ESCO como tal. Las ventajas son evidentes, al poder agregar cada ocupación detallada en ESCO al nivel de CIUO más desagregado, la comparación internacional está garantizada. De otra parte, no se sacrifica la especificidad local, puesto que dependiendo de las necesidades de información de cada país cada ocupación se desagrega en categorías relevantes para las cuales hay información detallada sobre cualificaciones, habilidades y competencias.

En los descriptores de cada ocupación ESCO define dos tipos de competencias para cada ocupación, esenciales y opcionales. Las primeras se refieren a las competencias que generalmente son relevantes para una ocupación, sin importar el contexto, empleador o país. Mientras que las segundas son aquellas que dependen del contexto, empleador o país. Estas últimas se consideran de vital importancia para el emparejamiento en el mercado laboral puesto que reflejan la heterogeneidad de empleos dentro de una misma ocupación (European Commission 2017).

Ante la ausencia de ontologías propias en Latinoamérica y el Caribe, las ontologías internacionales resultan atractivas para estudiar en mayor profundidad el comportamiento de las ocupaciones. Así, es posible extrapolar las características que en detalle se encuentran disponibles en O*NET o ESCO para entender mejor las características de las ocupaciones en el contexto latinoamericano. En la siguiente sección estudiamos cómo algunas investigaciones se han aproximado y cuáles han sido sus resultados.

El uso de catálogos de tareas y habilidades para analizar los mercados laborales en América Latina

En esta sección se discuten brevemente los artículos que han utilizado información de O*NET y otros catálogos similares para medir el contenido de competencias o requerimientos de formación de las ocupaciones en LAC. El supuesto fundamental es que las características que subyacen a las ocupaciones en los países analizados son similares a las de los Estados Unidos. Teniendo en cuenta que esto podría no ser siempre el caso, como discutiremos en esta sección, los resultados deben interpretarse con cautela pues podrían contener sesgos que no son fáciles de identificar. Por ejemplo, las tecnologías utilizadas para desempeñar las mismas tareas, podría ser distinta en los países de nuestra región en comparación con los Estados Unidos o Europa. En consecuencia, las competencias necesarias para una misma ocupación podrían ser distintas. En últimas, solo cuando se cuenten con medidas precisas de los contenidos de las tareas en los mercados locales, se podrá minimizar estos sesgos. En este sentido cobran importancia los esfuerzos por generar este tipo de información en la región.

Arias Ortiz y Ñopo (2015) utilizan la información reportada por trabajadores de ocupaciones de la base de O*NET para determinar el grado de descalce laboral. Los autores toman el nivel educativo de una ocupación en México y lo comparan con el nivel educativo requerido por esa ocupación en O*NET. Los autores encuentran mayor evidencia de que los trabajadores cuentan con menores nivel de educación a los requeridos para la ocupación, en lugar de que cuenten con mayores niveles de educación a los requeridos cuando utilizan los datos de O*NET. Cuando utilizan un método alternativo que compara el nivel educativo de los individuos con respecto a la moda de su ocupación los resultados se revierten.

Arias Ortiz, Bornacelly, y Elacqua (2017) utilizan datos administrativos de Brasil para identificar el contenido de las tareas realizadas en cada ocupación con base en la clasificación de la base de datos de O*NET. Los autores siguen a Autor, Levy, y Murnane (2003) para clasificar las ocupaciones con base en el contenido de las tareas realizadas como: No rutinaria (analítica o interactiva), rutinaria cognitiva, rutinaria manual, no rutinaria manual y social. Encuentran evidencia de un crecimiento importante en el empleo en las ocupaciones menos remuneradas, una reducción en las de remuneración media y un leve incremento en las de alta remuneración, consistente con la hipótesis de polarización del mercado laboral. Al separar por grupos de edad, encuentran que el crecimiento de la participación en ocupaciones de baja remuneración está explicado por los individuos de mayor edad (35-64 años), mientras que los incrementos en el empleo en las ocupaciones mejor remuneradas se explican por las generaciones más jóvenes. Encuentran que la demanda de empleo en ocupaciones que requieren tareas rutinarias, manuales y cognitivas se incrementaron importantemente para el quintil más bajo de la distribución del ingreso, mientras que el quintil más alto la demanda por tareas no rutinarias cognitivas fueron las de mayor crecimiento.

Apella y Zunino (2017) combinan las encuestas de hogares para Argentina y Uruguay durante el período 1995-2015 con el contenido de tareas de las ocupaciones de O*NET para estudiar los efectos del cambio tecnológico en los mercados laborales de ambos países. Encuentran incrementos en la importancia relativa de las tareas cognitivas no rutinarias y una reducción de las tareas manuales. A diferencia de los países desarrollados, encuentran que el empleo en tareas rutinarias cognitivas se ha incrementado. Los autores sugieren que el elemento más importante para explicar los cambios en los perfiles de los empleos en Argentina y Uruguay son los movimientos de trabajadores entre ocupaciones, facilitado por los incrementos en los logros educativos. Esto implica que las competencias transversales son importantes para garantizar el empleo de los trabajadores. Los autores evalúan la importancia del tipo de tareas realizadas sobre la probabilidad de estar desempleado y sobre los ingresos. Encuentran que cuando las actividades rutinarias manuales son importantes en el empleo anterior se incrementa la probabilidad de estar desempleado. Por el contrario, encuentran que las tareas no rutinarias manuales reducen esta probabilidad y la relación es más fuerte en Argentina. En términos de salarios, encuentran que el retorno a las tareas no rutinarias cognitivas es importante y positivo, mientras que el no rutinario manual es negativo. Los autores sugieren que las tendencias podrían generar polarización al incrementarse las demandas por empleos manuales de baja remuneración y empleos con tareas cognitivas de alta remuneración.

En contraste al uso de O*NET otros autores han utilizado encuestas de habilidades para adultos en la región. Dicarlo et al. (2016) comparan el contenido de tareas en países en desarrollo con el contenido de tareas en los Estados Unidos, utilizando las encuestas STEP y la Princeton Data Improvement Initiative, PDII. Encuentran una alta correlación en las tareas analíticas, mientras que las correlaciones con las tareas interpersonales y rutinarias es menor. Estos autores sugieren que utilizar el contenido de tareas de los Estados Unidos en países en desarrollo puede llevar a predicciones erróneas debido a las diferencias en la forma como se desempeñan las ocupaciones. Por su parte, Messina, Oviedo, y Pica (2016) encuentran el mismo resultado al utilizar las encuestas de Bolivia, Colombia y El Salvador. De otra parte (Dicarlo et al. 2016) sugieren que puede haber convergencia en el contenido de habilidades al encontrar una relación positiva en entre la correlación de las habilidades y el nivel de ingreso de los países. Por su parte, Messina, Oviedo, y Pica (2016) encuentran evidencia de polarización del empleo en Chile pero no para México, y no encuentran evidencia de polarización del ingreso.

Los estudios anteriores guardan en común el interés por verificar si las tendencias documentadas en los Estados Unidos sobre los impactos de la tecnología sobre la polarización del empleo y los salarios se observan también en la región. Para esto, dada la usencia de información sobre el contenido de las tareas, las habilidades y las competencias en la región, los autores utilizan la información disponible para los Estados Unidos. Tomados en conjunto, estos resultados son mixtos y sugieren la necesidad de contar con información específica para cada uno de los países al realizar estudios sobre polarización de los ingresos o de los efectos de la automatización en nuestra región.

En línea con lo anterior, Chaparro y Franco (2018) encuestaron a profesionales de recursos humanos en Colombia utilizando una encuesta comparable a la que utiliza O*NET en los estados unidos al recopilar la información de competencias y habilidades. Es decir que los autores utilizan la metodología de O*NET para capturar información del mercado colombiano. Sus resultados preliminares para 13 ocupaciones de la industria de obras civiles confirman que hay diferencias significativas en la intensidad de las habilidades reportadas por los analistas ocupacionales. En Colombia los requerimientos de habilidades físicas serían mayores en casi todas las ocupaciones al compararlas con las reportadas en O*NET. En el caso de los oficios menos calificados, parece haber una mayor demanda de habilidades sociales y cognitivas en los Estados Unidos que en Colombia. Estos hallazgos refuerzan la idea de contar con mecanismos para medir el contenido de habilidades en cada uno de los países de la región con el fin de entender las dinámicas que la incorporación de tecnología puede tener en el mercado laboral.

El uso de las ciencias de la computación para potencializar la utilidad de las clasificaciones y taxonomías ocupacionales.

En esta sección se discute cómo los avances en los algoritmos de búsqueda, y el uso de la inteligencia artificial han permitido superar muchas de las limitaciones en el uso de las taxonomías para ayudar a las personas a encontrar un empleo. Las limitaciones se refieren al hecho que los nombres de los cargos laborales no siempre coinciden con el de las clasificaciones ocupacionales. Esto dificulta asociar un requerimiento de una vacante con un potencial candidato. En este sentido, la discusión se centrará en esta funcionalidad de las clasificaciones de ocupaciones, la búsqueda de empleo de los individuos bien sea utilizando los servicios públicos de empleo o portales de búsqueda en línea.

Los procesos modernos de emparejamiento con fines de empleo requieren que tanto la información contenida en una hoja de vida, y en una vacante de empleo sean ingresadas a un sistema de información. Generalmente, para esto se utilizan algoritmos que permiten leer la información, conocidos como lenguaje natural de procesamiento, NLP (Kiser 2016). NLP es una rama de las ciencias de la computación que se encarga de la interacción entre los humanos y los computadores, con el fin que los últimos entienda el lenguaje que utilizamos los humanos (Kiser 2016).¹² Utilizando aprendizaje automático, las computadoras aprenden las reglas de lenguaje utilizando un conjunto de ejemplos que van desde libros hasta frases (Kiser 2016).

Contar con la información de aspirantes y vacantes dentro del sistema de información es solo el primer paso. Para poder interpretar la información se requiere de una base de conocimientos lo suficientemente rica como para poder clasificar los datos. En este sentido, las taxonomías y clasificaciones de ocupaciones, unidas a las taxonomías de tareas, competencias, cualificaciones y demás información inherente a las ocupaciones es lo que permite conectar los distintos elementos de las hojas de vida con los elementos requeridos en una vacante (Dusi et al. 2017).

Las tecnologías de búsqueda han avanzado desde la búsqueda por palabras claves hasta la búsqueda cognitiva (Dusi et al. 2017). Los primeros métodos de búsqueda consistían en algoritmos similares a los utilizados por los navegadores web, donde se ingresaban una o más palabras clave

¹² Sus aplicaciones incluyen resumir bloques de texto, crear robots de chats, generar etiquetas automáticas, minería de opinión, reducción de palabras a su raíz, entre otros.

con información del aspirante que eran luego emparejadas con la información de las vacantes. Por ejemplo, el nombre de la ocupación. El principal problema es que cuando la escritura no es correcta es posible que se devuelvan resultados que no tienen sentido, o no se encuentre ningún resultado. Peor aún, al no poder detectar que doctor y doctora tienen el mismo significado era frecuente que las búsquedas fueran incompletas (Morris 2013). En este sentido las búsquedas por palabras clave requieren de un conocimiento muy preciso de lo que se está buscando, para generar resultados efectivos.

Las búsquedas semánticas extienden las búsquedas por palabras clave, incluyendo aquellas palabras que tienen igual o similar significado que las palabras iniciales. Así, es posible programar el algoritmo para que entienda que doctor y doctora significan lo mismo que médico o médica. De igual forma podría entender que cirujano o cirujana también podría ser un resultado válido. Las taxonomías o clasificaciones ocupacionales siempre han estado en el centro de los procesos de búsqueda y emparejamiento en el mercado laboral. (Dusi et al. 2017). Es este tipo de información la que da lugar a las búsquedas contextuales, al ser combinadas con el aprendizaje automático. Un algoritmo de búsqueda contextual puede utilizar las taxonomías y las ontologías para devolver resultados de ocupaciones que cuentan con habilidades o competencias similares, pues la base de datos de conocimientos cuenta con las relaciones entre cada uno de los elementos de los grandes bloques de conocimiento (eg ocupaciones, habilidades, tareas, competencias, cualificaciones, etc.). Asimismo, dado el contexto de quien busca empleo, como su localización geográfica, grupo de edad y nivel educativo, podría devolver resultados distintos para una misma habilidad. Es decir, puede contextualizar la búsqueda con características del individuo (Dusi et al. 2017).

Finalmente, la búsqueda cognitiva, toma todos los elementos anteriores y utiliza inteligencia artificial¹³ para producir resultados más a la medida del individuo. En este sentido puede sugerir cualificaciones que el individuo debería tener dada su experiencia pasada, para que la persona las corrobore. Podría sugerir resultados distintos para alguien que recién ingresa al mercado laboral, relativo a alguien que lleva mucho tiempo desempleado (Dusi et al. 2017). La diferencia principal con los sistemas anteriores es una interacción más rica y personalizada entre el individuo y el sistema.

Sector privado y el uso de ontologías ocupacionales

Si bien las ontologías abiertas como O*NET y ESCO son insumos valiosos para informar acerca del funcionamiento de los mercados laborales, debemos recordar que estas ontologías tienen que balancear dos objetivos: Garantizar la comparabilidad en el tiempo y brindar la información más completa del mercado laboral actual. Lo primero se logra a través de la estabilidad de la clasificación ocupacional que utilice la ontología y lo segundo a través del plan de actualización del contenido de la ontología. Como hemos mostrado brindar información actualizada acerca de las ocupaciones vigentes en los mercados laborales es un reto para O*NET. Es precisamente por esta razón que empresas especializadas en brindar información para el mercado laboral como Google o LinkedIn han desarrollado sus propias ontologías ocupacionales utilizando O*NET como punto de partida. La principal razón es ingresar al mercado de los servicios de búsqueda de empleo.

En junio de 2017 Google Inc. lanzó para los Estados Unidos la herramienta *Google for Jobs* que le permite a las personas iniciar sus procesos de búsqueda de empleo desde el navegador Google Chrome. El 30 de enero de 2018, lo extendió a cinco países de América Latina: Argentina, Brasil, Chile, Colombia y México. En esencia esta herramienta toma ventaja de la tecnología en la nube de Google, Google Cloud y sus aplicaciones de aprendizaje automático para devolver al usuario un listado de vacantes que la herramienta recopila de portales de empleo y empresas privadas. El proceso de búsqueda aprovecha una ontología propietaria de Google que se basa en O*NET y la expande a 250 mil ocupaciones específicas. Además, incluye una ontología de competencias que incluye 50 mil competencias entre duras y blandas.

Por su parte, LinkedIn desarrolla de manera permanente su ontología, que incluye ocupaciones, habilidades y otros objetos en su base de conocimientos. LinkedIn utiliza aprendizaje automático para clasificar las entradas de los usuarios en su plataforma. Además, aprende de la respuesta de los usuarios a las sugerencias que hace el sistema. Una empresa como LinkedIn requiere actualizar de manera permanente los objetos que hacen parte de su base de conocimientos, en este sentido las ontologías como ESCO y O*NET se quedan cortas frente a las necesidades de este tipo de organizaciones, a pesar de que forman la base para el desarrollo de taxonomías propias de estas empresas.

Los ejemplos de Google y LinkedIn, lejos de ser una lista exhaustiva, muestran como el uso de las ciencias de la computación y los datos masivos pueden utilizarse para complementar los catálogos de ocupaciones más tradicionales como O*NET, ESCO o CIUO y brindar información casi en

¹³ “La inteligencia artificial es una tecnología que incluye un amplio conjunto de disciplinas que persiguen diseñar sistemas informáticos o máquinas inteligentes que puedan imitar funciones cognitivas propias de seres humanos como pensar, razonar, entender o asimilar y elaborar información” (Analysys Mason, 2017).

tiempo real sobre los mercados laborales. Pareciera haber una disyuntiva. Por una parte, qué tan representativa es la información que utilizan las plataformas de las economías nacionales. De otra, qué tan actualizada y relevante es la información respecto de las tendencias del mercado laboral. En este sentido, una alianza público-privada que busca llenar el vacío de la especificidad de las habilidades demandadas y ofrecidas en los mercados locales de los Estados Unidos es [Open Skills Project](#) de Data at Work. Esta iniciativa, liderada por la Universidad de Chicago y de la cual forman parte instituciones públicas y privadas tiene como fin promover la creación, uso y diseminación de datos abiertos sobre la fuerza laboral, utilizando datos abiertos masivos y algoritmos computacionales.

Oportunidades y limitaciones para la región.

En esta nota hemos discutido qué son y cómo se pueden utilizar los catálogos de ocupaciones para informar la política pública sobre los mercados laborales. Los catálogos juegan un rol valioso al proveer un lenguaje estandarizado para las actividades que desempeñan las personas en el mercado laboral. Permite construir información estadística sobre empleo y salarios, orientar a quienes buscan empleo informando sobre las oportunidades y requerimientos de las vacantes y orientar a quienes desean capacitarse para ingresar al mercado laboral o cambiar de carrera. La construcción y actualización de los catálogos es un esfuerzo monumental desde el punto de vista de la coordinación institucional y requiere de conocimientos especializados por parte de los actores involucrados. Por esta razón los procesos pueden ser demorados y es común que las actualizaciones tomen décadas. La ventaja de mantener una estructura de clasificación durante tanto tiempo es la comparabilidad de la información estadística en el tiempo. La desventaja en un mercado laboral tan dinámico es que potencialmente la información deja de ser relevante. Esto último dependerá de cuánto cambia el contenido de tareas, habilidades, y competencias al interior de cada ocupación. Sobre esto hay más bien poca información inclusive cuando se ha utilizado O*NET. En este sentido la generación de información sobre los cambios en el tiempo que sufren las ocupaciones en términos de sus características es una oportunidad¹⁴. Primero, contribuye a mejorar la relevancia de la información en los mercados laborales de la región, y segundo informa sobre qué tan rápido conviene actualizar esta información.

La Tabla 6 en el Anexo muestra que en América Latina y el Caribe los sistemas de clasificación utilizados por los países están basados en CIU0-08, lo cual refleja el interés de los institutos de estadística por generar información comparable internacionalmente. En términos de experiencias internacionales a tener en cuenta, ESCO, la ontología europea tiene gran potencial para los países de América Latina, quizás por encima de O*NET en términos de su estructura. En primer lugar, los códigos de ocupaciones son comparables con ISCO-08 y la mayoría de los países ya la utilizan o han adaptado ligeramente. Segundo cuenta con vínculos al contenido de competencias y cualificaciones de las ocupaciones europeas y puede servir de punto de partida en la construcción de marcos de cualificaciones para la región. Tercero, está disponible en todos los idiomas de los países de la región. Finalmente, su código es abierto y permite su vinculación directa con las clasificaciones nacionales a través de API. La principal limitación es que es un proceso reciente, en contraste con O*NET que lleva años de implementación. En este sentido O*NET puede brindar luces sobre cómo se deben implementar los procesos de actualización y sobre buenas prácticas para la recolección de la información que nutre su ontología. Avanzar en la construcción de sistemas locales de recolección y actualización del contenido de habilidades, aptitudes y tareas en las ocupaciones de los países de la región parece ser una oportunidad para diseñar políticas más adecuadas a nuestro contexto. Experiencias como la de Chaparro y Franco (2018) podrían servir de punto de partida para la adaptación de metodologías apropiadas en la región.

La experiencia de ESCO permite dilucidar cómo se podrían desarrollar procesos similares para América Latina y el Caribe. En ese sentido valdría la pena explorar pilotos para la construcción de una clasificación regional que los países pudieran adoptar si así lo quisieran, pero que garantice compatibilidad con cada uno de los sistemas con el fin de generar estadísticas regionales comparables sobre las tareas, habilidades, competencias y estadísticas de los mercados regionales de la región. La propuesta inicial debería aprovechar las herramientas de las ciencias de la computación para generar una taxonomía propia que se actualice con la información proveniente de: Encuestas de hogares, portales de empleo públicos y privados, así como de organizaciones privadas como Google y LinkedIn. Valdría la pena también considerar las experiencias de alianzas públicas y privadas como Data at Work en la construcción de información abierta y compartida con pertinencia local.

¹⁴ Ver Amaral et al. (2018) para una propuesta de identificación de cambios en la demanda de habilidades a partir de cambios en la demanda por ocupaciones. Los autores proponen que los cambios en la demanda de habilidades pueden descomponerse en un efecto entre-que captura los cambios en la demanda de habilidades explicados por los cambios en la demanda de ocupaciones- y uno intra-que captura los cambios en la demanda de habilidades provenientes de los cambios en la importancia de las habilidades al interior de cada ocupación.

Bibliografía

- African Development Bank Group, Asian Development Bank, Banco Interamericano de Desarrollo, and European Bank for Reconstruction and Development. 2018. "El Futuro Del Trabajo Perspectivas Regionales." Washington, D.C. <https://publications.iadb.org/handle/11319/8840>.
- Amaral, Nicole, Nick Eng, Carlos Ospino, Graciana Rucci, Carmen Pagés, and Nate Williams. 2018. "How Far Can Your Skills Take You?: Understanding Skill Demand Changes Due to Occupational Shifts and the Transferability of Workers across Occupations." 1501. *IDB Technical Note*. IDB Technical Notes. Washington, D.C. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.18235/0001291>.
- Analysys Mason. 2017. "Impacto de Las Tecnologías Emergentes." Washington, D.C.
- Apella, Ignacio, and Gonzalo Zunino. 2017. "Technological Change and the Labor Market in Argentina and Uruguay A Task Content Analysis." 8215. Policy Research Working Paper.
- Arias Ortiz, Elena, Ivan Bornacelly, and Gregory Elacqua. 2017. "THE EVOLUTION OF TASKS, SKILLS AND OCCUPATIONS IN BRAZIL BETWEEN 2003 AND 2017."
- Arias Ortiz, Elena, and Hugo Ñopo. 2015. "When Supply Fails to Meet Demand. Quantifying the Skill Mismatch in Mexico 2012-2013" 1 (202): 1–35.
- Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Murnane. 2003. "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration." *The Quarterly Journal of Economics* 118 (4): 1279–1333. <https://doi.org/10.1162/00335530332252801>.
- Bureau of Labor Statistics. 2018. "Standard Occupational Classification (SOC) System." 2018. <https://www.bls.gov/soc/2018/home.htm>.
- Chaparro, Juan Camilo, and Andrea Franco. 2018. "Measurement of Skills Requirements for Occupations in Developing Countries." Unpublished Manuscript. Medellín.
- Dicarlo, Emanuele, Salvatore Lo Bello, Sebastian Monroy-Taborda, Ana Maria, Oviedo Maria, Laura Sanchez-Puerta, and Indhira Santos. 2016. "The Skill Content of Occupations across Low and Middle Income Countries: Evidence from Harmonized Data." *IZA Discussion Paper*, no. 10224. <https://doi.org/DOI>:
- Dusi, Silvia, Regina Konle-seidl, Sang Hyon Lee, Fons Leroy, Jacqueline Mazza, Willem Pieterse, and Sally Sinclair. 2017. *Managing Workforce Potential*. WCC. <https://www.wcc-group.com/managingworkforcepotential.pdf>.
- Emmel, Alissa, and Theresa Cosca. 2010. "Occupational Classification Systems : Analyzing the 2010 Standard Occupational Classification (SOC) Revision." *Bureau of Labor Statistics* 74 (12).
- European Commission. 2017. *ESCO Handbook*. <https://doi.org/10.2767/934956>.
- Fleisher, Matthew S, and Suzanne Tsacoumis. 2012a. "O*NET® Analyst Occupational Abilities Ratings : Procedures Update."
- . 2012b. "O*NET® Analyst Occupational Skills Ratings : Procedures Update."
- Government of Canada. 2016. "Tutorial NOC 2016." 2016. <http://noc.esdc.gc.ca/English/NOC/Tutorial.aspx?ver=16>.
- Hendler, James. 2001. "Agents and the Semantic Web." *IEEE Intelligent Systems* 16 (2): 30–27.
- International Labor Office (ILO). 2012. "International Standard Classification of Occupations." *Isco-08*. Vol. I. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.1419.3126>.
- Kiser, Matt. 2016. "Introduction to Natural Language Processing (NLP) - Algorithmia Blog." 2016. <https://blog.algorithmia.com/introduction-natural-language-processing-nlp/>.
- Messina, Julian, Ana Maria Oviedo, and Giovanni Pica. 2016. "Job Polarization in Latin America." Unpublished Manuscript.
- Morris, Jeremiah. 2013. "A Weighted O * NET Keyword Search (WWS)." Raleigh.
- Reeder, Matthew C, and Suzanne Tsacoumis. 2017a. "O * NET ® Analyst Occupational Skills Ratings : Analysis Cycle 17." Vol. 003.
- . 2017b. "O * NET ® Analyst Ratings of Occupational Abilities : Analysis Cycle 17 Results."

The National Center for O*NET Development. 2006. “New and Emerging (N & E) Occupations. Methodology Development Report.”
<https://www.onetcenter.org/reports/NewEmerging.html>.

———. 2009. “Updating the O * NET ® -SOC Taxonomy : Incorporating the 2010 SOC Structure Division of Workforce System Support.”

W3C. n.d. “Semantic Web - W3C.” Accessed February 26, 2018. <https://www.w3.org/standards/semanticweb/>.

Wikipedia. n.d. “Datos Enlazados - Wikipedia, La Enciclopedia Libre.” Accessed February 26, 2018.
https://es.wikipedia.org/wiki/Datos_enlazados.

Anexo

Tabla 6 Clasificación de ocupaciones utilizadas en América Latina

País	Encuesta	Año	Clasificación de Ocupaciones	Referencia internacional
Argentina	EPHP	2000-2001	Clasificador Nacional de Ocupaciones (INDEC) - 1991	Clasificador propio con correspondencia para CIUO 08
		2002	Clasificador Nacional de Ocupaciones (INDEC) - 2001	
	EPHC	2003-2015	Clasificador Nacional de Ocupaciones (INDEC) - 2001	
Bolivia	ENH	2000-2015	Clasificación de Ocupación de Bolivia (COB) - 1998	CIUO 88
Chile	CASEN	2000-2015	Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones OIT - 1988	CIUO 88
Colombia	ECH	2001-2005	Clasificación Nacional de Ocupaciones	CIUO 88
	GEIH	2006-2015	Clasificación Nacional de Ocupaciones	
Costa Rica	EHPM	2000-2009	Clasificación de Ocupaciones de Costa Rica - 2000	
	ENAO	2010-2015	Clasificación de Ocupaciones de Costa Rica - 2000	
Ecuador	ENEMDU	2000-2015	Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones OIT Ajustada a Ecuador - 1988	CIUO 88
México	ENIGH	2000-2010	Clasificación Mexicana de Ocupaciones - CMO	CIUO 88
		2012-2014	Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones - SINCO	CIUO 08
Paraguay	EPH	2002-2015	Clasificación Paraguaya de Ocupaciones - CPO	CIUO 88
Uruguay	ECH	2000-2004	Clasificación Nacional Uniforme de las Ocupaciones - CNUO 1995	CIUO 88
		2005-2015	Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones OIT adaptada para Uruguay - 1988	

Fuente: Institutos estadísticos de cada país. Elaboración: Alvaro Altamirano e Ivan Bornacelly consultores del BID.

Ilustración 4- Porcentaje de ocupaciones actualizadas por año. O*NET.

