

Brecha de habilidades de los jóvenes en el mercado laboral colombiano

Ana María Díaz¹ | Luz Magdalena Salas²

¹Profesora Asociada, Departamento de Economía, Pontificia Universidad Javeriana.

a.diaze@javeriana.edu.co

²Profesora Asistente, Departamento de Economía, Pontificia Universidad Javeriana.

salas.luz@javeriana.edu.co

La brecha de habilidades entre la oferta y la demanda laboral explica parcialmente la desfavorable situación laboral de los jóvenes. Este estudio mide el desajuste entre las habilidades que requiere la demanda de trabajo y las habilidades que ofrecen los trabajadores jóvenes en Colombia para el período 2016-2019. Con datos del Sistema de Información del Servicio de Empleo, identificamos las habilidades, competencias y capacidades que exige la demanda y las contrastamos con las que los trabajadores describen en sus hojas de vida. Utilizamos la ontología ESCO para estimar la distancia entre cada pareja de habilidades. Adicionalmente, clasificamos las ocupaciones, y sus habilidades, con distinto potencial de automatización, para que los trabajadores puedan reconocer aquellas con mayor y menor riesgo a desaparecer en el futuro. Encontramos un mayor desajuste de habilidades específicas y en los años de educación para jóvenes en sectores altamente automatizables. Sin embargo, el desajuste de habilidades transversales es muy bajo para este grupo de jóvenes. Esto indica que, dado que los empleadores no encuentran trabajadores con el conocimiento específico requerido, sustituyen esos requisitos con habilidades más generales que son suficientes para realizar de manera adecuada el trabajo que se demanda en el sistema de intermediación laboral colombiano.

KEYWORDS

Brecha de habilidades, automatización, mercado laboral, jóvenes, ontología ESCO, ocupaciones

Pequeñas secciones del texto, menores a dos párrafos, pueden ser citadas sin autorización explícita siempre que se cite el presente documento. Los resultados, interpretaciones y conclusiones expresados en esta publicación son de exclusiva responsabilidad de su(s) autor(es), y de ninguna manera pueden ser atribuidos a CAF, a los miembros de su Directorio Ejecutivo o a los países que ellos representan. CAF no garantiza la exactitud de los datos incluidos en esta publicación y no se hace responsable en ningún aspecto de las consecuencias que resulten de su utilización.

Youth jobs, skill and educational mismatches in Colombia

Ana María Díaz¹ | Luz Magdalena Salas²

¹Associate Professor, Economics
Department, Pontificia Universidad
Javeriana.

a.diaze@javeriana.edu.co

²Assistant Professor, Economics
Department, Pontificia Universidad
Javeriana.

salas.luz@javeriana.edu.co

This paper contributes to the empirical literature on the incidence of skill and educational mismatches of Colombian youth. We propose an empirical measure of multidimensional skill mismatch that is based on the discrepancy between the skills required by an occupation and the abilities possessed by a worker. Using data from the Employment Service Information System for 2016-2019, we identify the skills, competencies and capabilities demanded and contrast them with those offered by job seekers. We use ESCO ontology to calculate the distance between each skill pair. Additionally, we classify occupations, and their skills, according to their automation potential. Results show that specific-skill and educational mismatches are prevalent in highly automable sectors. However, transversal-skill mismatch is not high for youths. This result suggests that, since employers cannot find workers with abilities specific to the occupation, they might replace those requirements with more general skills that are enough to adequately perform the job.

KEYWORDS

skill-mismatch, educational-mismatch, labor market, youths, ESCO ontology, occupations

Small sections of text that are less than two paragraphs may be quoted without explicit permission as long as this document is acknowledged. Findings, interpretations and conclusions expressed in this publication are the sole responsibility of its author(s) and cannot be, in any way, attributed to CAF, its Executive Directors or the countries they represent. CAF does not guarantee the accuracy of the data included in this publication and is not, in any way, responsible for any consequences resulting from its use.

1 | INTRODUCCIÓN

La situación laboral de los jóvenes en América Latina plantea retos importantes en términos de política pública. Los jóvenes presentan mayores tasas de desempleo, mayores tasas de informalidad, mayor tasa de rotación en los empleos, e incluso menor participación laboral entre quienes no están estudiando (Bassi et al. (2012)). La calidad del empleo de los jóvenes en América Latina experimenta una situación desfavorable cuando se compara con países de la OECD (OECD et al., 2016). El 19 % de los jóvenes (entre 25 y 29 años) se emplea en el sector informal, el 20 % es inactivo (ni estudia ni trabaja), el 38 % está estudiando y el 23 % restante ha logrado vincularse al sector formal accediendo a ocupaciones más productivas y estables que les generan un mayor nivel de satisfacción. Sin embargo, aquellos que entran al sector formal, normalmente lo hacen porque tienen un mayor nivel educativo y provienen de hogares con mayores ingresos. Específicamente, el 25 % de la población en América Latina es joven (15 a 29 años) y el 64 % de los jóvenes pertenece a hogares de bajos ingresos, por lo que tienen poco acceso a educación y por lo tanto, a empleos de buena calidad.

Pese al aumento en el número de años de educación de los jóvenes en América Latina frente a otros grupos de la población, menos del 30 % de ellos tiene un título universitario o técnico; y en muchas ocasiones, la formación que reciben no es pertinente con las necesidades de la demanda laboral (OECD et al., 2016). Por otro lado, la calidad de la educación en los países de América Latina es muy baja, lo que obstaculiza la adquisición de otras habilidades que pueden servir para mejorar su vinculación al mercado laboral (pese a las mejoras en las pruebas PISA, los resultados siguen siendo muy inferiores en comparación a otros países de la OECD).

La brecha de habilidades entre la oferta y la demanda laboral en América Latina sigue siendo una de las más altas en el mundo (OECD et al., 2016). De acuerdo con una encuesta realizada por Manpower Group, el 50 % de los empleadores formales no encuentran trabajadores con las habilidades requeridas para los cargos, especialmente en sectores de ciencia y tecnología. Si bien existen programas de entrenamiento y capacitación para mejorar la vinculación de los jóvenes en el mercado laboral, son muy pocos los programas relacionados con ciencia y tecnología, por lo que los sectores a donde logran vincularse los jóvenes son de muy baja productividad.

En Colombia, el panorama de los jóvenes en el mercado laboral no es más alentador. El 56 % de los jóvenes participa en el mercado laboral, de los cuales solo el 45,7 % reporta estar ocupado y el 30 % está ocupando un trabajo independiente o por cuenta propia¹. La tasa de desempleo ha tenido una tendencia al alza desde 2015. Según el DANE, para el primer trimestre de 2019, la tasa de desempleo juvenil alcanzó 18,9 % (7,5 puntos porcentuales por encima de la tasa de desempleo nacional). Uno de los factores que podría estar afectando el desempleo de los jóvenes es la brecha entre las habilidades cognitivas y socio-emocionales requeridas por los empleadores y las que ofrecen los jóvenes.

De acuerdo con información de la encuesta sobre Empleabilidad y Productividad (STEP) del Banco Mundial, Acosta et al. (2015) encuentran que las habilidades cognitivas afectan directamente los salarios y la posibilidad de acceder a un empleo formal; mientras que las habilidades socio-emocionales, cada vez más requeridas por las firmas, afectan la participación laboral de los jóvenes y un mayor asistencia universitaria, en especial, para las mujeres. Las pruebas muestran que, si bien los jóvenes colombianos tienen más habilidades que los adultos, éstas siguen siendo muy básicas y no logran aportar al análisis complejo de las ocupaciones de sectores altamente productivos.

¹Fuente: DANE - Gran Encuesta Integrada de Hogares GEIH

Por otro lado, existe una gran preocupación sobre el ritmo de ajuste del mercado laboral frente al acelerado cambio tecnológico que se observa en la economía. Un estudio reciente, analiza los cambios en la demanda de habilidades asociado a los cambios en las ocupaciones para un grupo de países del G20 (Amaral et al., 2018). Utilizando datos de la plataforma de trabajo LinkedIn, analizan los cambios que ha tenido la demanda de habilidades de 2008 a 2017 y encuentran que hay un aumento de la demanda de las habilidades relacionadas con la tecnología, marketing digital y pedagogía, las cuales requieren un mayor nivel de “inteligencia social”. También se observó una disminución de la demanda de habilidades gerenciales y administrativas, dado que tienen una alta proporción de tareas repetitivas, que pueden ser más fácilmente automatizables. Estos resultados evidencian la importancia de analizar la transición de los trabajadores hacia ocupaciones con menor riesgo de automatización.

En un estudio realizado por el grupo McKinsey en 2018, se encontró que el 5 % de las ocupaciones se pueden automatizar completamente con la tecnología de hoy, y al 60 % de las ocupaciones se le podrían automatizar hasta el 30 % de sus actividades o tareas con la tecnología de hoy, (Manyika et al., 2017). Según la clasificación de ocupaciones inglesa O*NET, el grado de automatización de una ocupación está determinado por el número de tareas repetitivas que pueden ser reemplazadas por una máquina, un robot o un proceso programable.²

La automatización exige que los trabajadores ajusten sus habilidades para responder con los requerimientos del mercado de trabajo, sin embargo, esto sucede de manera lenta y diferencial. En primer lugar, los países de América Latina no cuentan con la infraestructura educativa para ajustar las habilidades y capacidades que exige el mercado laboral en la cuarta revolución industrial. En segundo lugar, existe mucha heterogeneidad en las habilidades, capacidades y competencias de la población joven, lo cuál empeora el proceso de ajuste. Por esto, es importante identificar las habilidades con las que cuentan los trabajadores jóvenes, de tal manera que se puedan diseñar políticas que aceleren el ajuste y permitan que la oferta laboral pueda dar una respuesta más rápida a la demanda laboral cambiante.

La automatización implica una sustitución de mano de obra por máquinas, que podría tener efectos nocivos en los trabajadores en el corto plazo. Como lo mencionan Acemoglu and Restrepo (2018a), la automatización crea un efecto de desplazamiento que perjudica a los trabajadores porque pierden su empleo o se reducen sus salarios. Sin embargo, la automatización trae consigo un mayor nivel de productividad, a mediano y largo plazo, gracias a una mayor inversión en capital, que, a su vez, exige un aumento en la mano de obra. Por otro lado, la automatización exige que se creen nuevas tareas y actividades en sectores no automatizables, que generan mayores oportunidades de empleo. Esto se conoce como el efecto de re-establecimiento.

Sin embargo, el proceso de ajuste entre las habilidades de los trabajadores y la tecnología que la demanda laboral requiere es demasiado lento. Como lo reconocen Acemoglu and Restrepo (2018b), este desajuste es peor para aquellos trabajadores con bajo nivel de calificación. Su estudio en Estados Unidos reconoce, en primer lugar que los trabajadores menos educados están en actividades con mayor potencial de automatización y segundo, son una mayor proporción de los trabajadores, por lo que sus salarios caen más rápidamente y aumenta su tasa de desempleo. Por lo tanto, cuando la brecha en habilidades específicas es mayor, es más difícil transferir a los trabajadores hacia ocupaciones con menor nivel de automatización.

La automatización crea nuevas tareas y por lo tanto surgen nuevas oportunidades para los trabajadores jóvenes. El reto es identificar aquellas habilidades con las que cuentan los

²Base de Datos de O*NET www.onetline.org

trabajadores, que puedan ser transferibles de ocupaciones automatizables hacia ocupaciones con un menor riesgo de automatización.

Este estudio busca, por un lado, medir el *skill mismatch* o desajuste en las habilidades que requiere la demanda de trabajo y las habilidades que ofrecen los trabajadores jóvenes en Colombia, para el período 2016-2019. Para esto utilizamos información del Sistema de Información del Servicio Público de Empleo (SISE), la cual cuenta con las descripciones de las vacantes publicadas por la demanda laboral y los perfiles que los aspirantes describen en sus hojas de vida a la hora de buscar empleo. A partir de esta información, identificamos las habilidades, competencias y capacidades que exige la demanda y las contrastamos con las que los trabajadores exponen en sus hojas de vida. En segundo lugar, identificamos las ocupaciones con mayor y menor potencial de automatización, de tal manera que podamos establecer las habilidades más comunes en ocupaciones altamente automatizables y en ocupaciones con bajo nivel de automatización. Esta información puede ser útil a la hora de diseñar nuevos programas de formación para los jóvenes colombianos que respondan a las habilidades de ocupaciones que tienen menor riesgo de desaparecer en el futuro. Asimismo, esto permite reconocer aquellas habilidades de ocupaciones con mayor riesgo a desaparecer, y establecer hacia dónde podrían transferirse.

Utilizamos la clasificación de habilidades, competencias, calificaciones y ocupaciones europeas (ESCO) para realizar la ontología de las habilidades relevantes para el mercado laboral colombiano. Esta ontología permite construir una relación completa de cada una de las habilidades solicitadas por los empleadores y ofrecidas por el aspirante de cada una de las vacantes publicadas en nuestro sistema de información. Con esta relación, calculamos la mínima distancia entre las habilidades de la oferta y la demanda, y estimamos el desajuste de habilidades para los jóvenes.

Para nuestro análisis, agrupamos las habilidades de los aspirantes y de las vacantes en: (i) habilidades transversales (cognitivas y blandas), y (ii) habilidades específicas del sector o de la ocupación. También calculamos una medida del desajuste en el nivel educativo entre la oferta y demanda laboral.

El análisis descriptivo y los modelos de regresión probabilística indican que los jóvenes colombianos tienen un mayor nivel de desajuste o *mismatch* de habilidades específicas que de habilidades transversales. Es decir, los jóvenes emparejados en las distintas ocupaciones tienen habilidades transversales similares a las que los empleadores están requiriendo. Sin embargo, esto no ocurre en el caso de las habilidades específicas de la ocupación o del sector. Las habilidades específicas requeridas por las empresas no son necesariamente las que están adquiriendo los trabajadores jóvenes en Colombia. Por otro lado, cuando se analiza el *mismatch* en el número de años de educación, los jóvenes, así como las personas mayores de 25 años, tienen en promedio 1,5 años de educación más que lo que solicita la vacante.

Cuando se realiza el análisis con información sobre el potencial de automatización, se encuentra que a medida que los jóvenes se ocupan en cargos con mayor probabilidad de automatización, el *mismatch* en habilidades transversales se reduce significativamente, lo que indica que en ocupaciones altamente automatizables, los jóvenes están mejor emparejados, según lo que requiere la demanda laboral.

Por el contrario, el *mismatch* de habilidades específicas aumenta a medida que los jóvenes se emplean en ocupaciones con mayor potencial de automatización. Es decir, las habilidades específicas con las que cuentan los jóvenes van siendo menos parecidas a las que los empleadores de sectores altamente automatizables piden a la hora de publicar una vacante. Este resultado coincide con el desajuste en términos de nivel educativo. A medida que aumenta el nivel de automatización de vacantes de jóvenes colombianos, éstos parecen estar menos calificados, de acuerdo con lo que el empleador solicita.

A continuación, se presenta una descripción detallada de la metodología que se utilizó

para el análisis. En la sección 3 se realiza una descripción de los datos y una caracterización de la oferta y la demanda laboral contenida en el sistema de información del Servicio Público de Empleo. Finalmente se presentan los resultados del estudio y las conclusiones.

2 | METODOLOGÍA

El objetivo de esta investigación es explorar, de manera descriptiva, si el desajuste de habilidades entre oferta y demanda es mayor para jóvenes que se encuentran trabajando en áreas sistematizadas y en ocupaciones con mayor potencial de automatización. Se empleará el siguiente modelo de regresión:

$$\text{Distancia}_{R-H,i} = \beta_0 + \beta_1 J_i + \beta_2 SA_i + \beta_3 J \times SA_i + X_i \delta + \lambda_t + \epsilon_i$$

Donde $\text{Distancia}_{R-H,i}$ es la medida del desajuste espacial entre la oferta y la demanda para cada una de las vacantes i . Se construyeron tres medidas de desajuste. La primera es desajuste en habilidades transversales o transectoriales, la segunda mide la distancia entre las habilidades específicas de cada ocupación y por último tenemos una medición de desajuste en el nivel educativo. La variable binaria J_i es igual a uno si en la vacante i fue contratado un joven entre 15 y 25 años, y cero si la persona seleccionada para el cargo es mayor de 25 años de edad. La variable SA_i también es binaria e indica si la vacante corresponde a un sector automatizado o no. La variable $J \times SA_i$ indica la interacción entre las dos variables anteriores. Las variables de control se encuentran resumidas en la matriz X_i e incluye características tanto de la vacante como del individuo seleccionado para ese empleo.

Como se mencionó anteriormente, vamos a emplear tres variables dependientes. Las dos primeras se crearon a partir de un análisis de texto de las vacantes publicadas en el SISE de Colombia. Son métricas que resumen la distancia entre las habilidades solicitadas y las ofrecidas usando la técnica de ontología ocupacional. Esta técnica busca el camino más corto entre dos habilidades y competencias. La primera variable mide la distancia entre habilidades **transversales**. La segunda variable mide la distancia entre habilidades **específicas** de la ocupación o sector. La tercera variable mide la distancia entre el número de años de educación requerido en la descripción de la vacante y el número de años de educación del trabajador que fue colocado en la vacante.

Partimos de la clasificación multilingüe de habilidades, competencias, calificaciones y ocupaciones europea (ESCO) para realizar la ontología de las habilidades relevantes para el mercado laboral colombiano. La clasificación de ESCO ha identificado y clasificado más de 33.000 habilidades relevantes para el mercado laboral de la Unión Europea. Usando técnicas de *fuzzy matching*, combinamos la información de la base de datos de ESCO con las habilidades resultantes del análisis de texto de la descripción de la vacante y del perfil del aspirante emparejado, correspondiente a la base de datos del SISE. La base completa de habilidades y relaciones entre ellas se conoce como ontología. Luego empleamos el algoritmo Dijkstra (1959) para encontrar la distancia más corta entre cada par de habilidades y construimos una matriz de tamaño $[xJ]$, cuyos elementos muestran la distancia mínima entre cada una de las habilidades (h_j). Es una matriz simétrica cuyos elementos de la diagonal son iguales a cero:

$$M = \begin{bmatrix} 0 & d(h_1, h_2) & d(h_1, h_3) & \cdots & d(h_1, h_J) \\ d(h_2, h_1) & 0 & d(h_2, h_3) & \cdots & d(h_2, h_J) \\ \vdots & \vdots & 0 & \ddots & \vdots \\ d(h_J, h_1) & d(h_J, h_2) & d(h_J, h_3) & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

A partir de esta información construimos una submatriz que relaciona las habilidades solicitadas por el empleador y las ofrecidas por el empleado para cada pareja vacante-colocado. Partimos de los D requisitos solicitados por el demandante $R = (r_1, r_2, \dots, r_D)$ y las M habilidades mencionadas en el perfil del empleado $S = (s_1, s_2, \dots, s_M)$ y creamos N matrices, de tamaño $D \times M$, de distancias entre cada par de habilidades para cada vacante i .

$$A_i = \begin{bmatrix} d(r_1, s_1) & d(r_1, s_2) & d(r_1, s_3) & \cdots & d(r_1, s_M) \\ d(r_2, s_1) & d(r_2, s_2) & d(r_2, s_3) & \cdots & d(r_2, s_M) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d(r_{D-1}, s_1) & d(r_{D-1}, s_2) & d(r_{D-1}, s_3) & \cdots & d(r_{D-1}, s_M) \end{bmatrix}$$

El valor mínimo de cada fila representa la habilidad más parecida a la solicitada por la vacante. A partir de esta información se construye una submatriz con tres columnas, la primera tiene información de las habilidades requeridas, la segunda habilidad más parecida a la solicitada y por último el valor de la similitud:

$$B_i = \begin{bmatrix} r_1 & s_{j_1} & \text{sim}(r_1, s_k) \\ r_2 & s_{j_2} & \text{sim}(r_2, s_k) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ r_D & s_{j_D} & \text{sim}(r_D, s_k) \end{bmatrix}$$

Donde $\text{sim}(r_j, s_k) = \min(d(r_j, s_1), d(r_j, s_2), \dots, d(r_j, s_m))$ para $j = 1, 2, \dots, D$. El indicador del desajuste de habilidades (*skill mismatch*) entre la oferta y la demanda se construye a partir del promedio de la última columna:

$$\text{Distancia}_{R-S,i} = \frac{1}{D} \sum_{j=1}^D \text{sim}(r_j, s_k)$$

Este indicador es igual a cero cuando todas las habilidades solicitadas por el empleador coinciden con las habilidades ofrecidas por el empleado. Un mayor valor de $\text{Distancia}_{R-S,i}$ indica mayor diferencia entre las habilidades solicitadas y las ofrecidas.

El Cuadro 1 muestra un ejemplo de una vacante para un asistente de investigación y las características de la persona seleccionada para la vacante:

CUADRO 1 Ejemplo: Asistente de Investigación

| <i>Vacante</i> | | | |
|----------------------------|-------------------------------|-------------|------------|
| Título | Habilidades Requeridas | Experiencia | Educación |
| Asistente de Investigación | Manejo de Stata | 1 año | Economista |
| <i>Empleado</i> | | | |
| Nombre | Habilidades | Experiencia | Educación |
| Mariana | R, Python, Latex, Word, Excel | 2 años | Economista |

Para construir el camino más corto entre cada par de habilidades partimos de una subontología. En el caso de la habilidad de Stata que requiere la vacante de asistente de investigación pertenece a la subontología de habilidades que se presenta, a manera de ejemplo en la Figura 1.

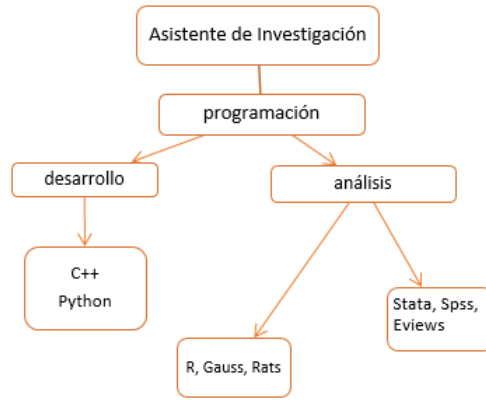


FIGURA 1 Ejemplo Sub-Ontología

La matriz A_i de esta vacante relaciona cada una de las habilidades solicitadas por la vacante con las habilidades ofrecidas por Mariana. En este caso, además de las habilidades, la experiencia y el nivel educativo requerido.

$$A_{\text{AsistenteInv}} = \begin{bmatrix} d(\text{Stata}, R) & d(\text{Stata}, \text{Python}) & d(\text{Stata}, \text{Latex}) & \cdots & d(\text{Stata}, \text{Econ}) \\ d(\text{Exp}, R) & d(\text{Exp}, \text{Python}) & d(\text{Exp}, \text{Latex}) & \cdots & d(\text{Exp}, \text{Econ}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d(\text{Econ}, R) & d(\text{Econ}, \text{Python}) & d(\text{Econ}, \text{Latex}) & \cdots & d(\text{Econ}, \text{Econ}) \end{bmatrix}$$

La matriz de resumen para este caso es:

$$B_{\text{AsistenteInv}} = \begin{bmatrix} \text{Stata} & R & 0,56 \\ \text{Exp} & \text{Exp} & 0,33 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \text{Econ} & \text{Econ} & 0 \end{bmatrix}$$

El indicador de *skill-mismatch* de este emparejamiento es igual a:

$$\text{Distancia}_{R-S,i} = \frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 D_{\min}(r_j, s_k) = 0,89$$

Para resumir, las dos variables dependientes construidas siguiendo el método de ontología son:

$$\text{Distancia}_{\text{transversales } R-S,i} = \frac{1}{D} \sum_{j=1}^D D_{\min}(r_j, s_k)$$

$$\text{Distancia}_{\text{específicas } R-S,i} = \frac{1}{D} \sum_{j=1}^D D_{\min}(r_j, s_k)$$

Es importante aclarar que cada una de las variables se encuentran divididas entre el máximo número de pasos. De esta manera, cada uno de los indicadores de distancia toma valores entre 0 y 1. El cero indica menor *mismatch* y el 1 es el máximo desajuste o máxima distancia entre la pareja de habilidades.

La tercera medida de desajuste, se refiere al desajuste por años de educación y se construye como la diferencia entre los años de educación solicitados en la vacante y los años de educación que tienen el individuo seleccionado para la vacante, y se calcula con la siguiente ecuación:

$$\text{Distancia}_{\text{educacion},i} = \text{AñosEduc}_{\text{demanda}} - \text{AñosEduc}_{\text{oferta}}$$

2.1 | La ontología ESCO

Como se mencionó anteriormente, la Comisión Europea proporciona acceso a la clasificación ESCO a través de una interfaz de programación API. Este software permite acceder a datos de la clasificación de habilidades, competencias, calificaciones y ocupaciones europeas (ESCO). De hecho, la ontología creada por ESCO, con una lista de más de 33 mil habilidades y 13 mil ocupaciones, describe la relación jerárquica de las habilidades y ocupaciones. Asimismo, clasifica todas las habilidades relacionadas con las ocupaciones. Esta ontología se utilizó para crear una red que relacione todas las habilidades y que nos permita calcular la distancia que existen entre cada una de ellas.

La clasificación ESCO divide las habilidades de acuerdo al nivel de reutilización. En otras palabras, qué tan amplio se puede aplicar un concepto de conocimiento, habilidad o competencia. Existen dos divisiones relevantes para nuestro análisis: i. transversales y ii. específicas.

Las habilidades, conocimientos y competencias **transversales** son relevantes para diversas ocupaciones y sectores económicos. Se conocen como habilidades básicas o blandas. Algunos ejemplos son “trabajo en equipo”, “habilidades de comunicación”, “negociación”, y “compromiso”. Mientras que las habilidades, conocimientos y competencias **específicas** son aquellas que se emplean en un solo sector o en una sola ocupación y sus especialidades. Por ejemplo “utilizar sistemas de ordeño automático” es un conocimiento específico para la ocupación, “criador de ganado” o “monitoreo de ganado” es específico para el sector de

“ganadería y cría”.

Un ejemplo de ontología de la ESCO se presenta en la Figura 2. Las habilidades en azul corresponden a las habilidades transversales y la habilidad en rojo a una habilidad específica de la ocupación “agentes de viajes”.

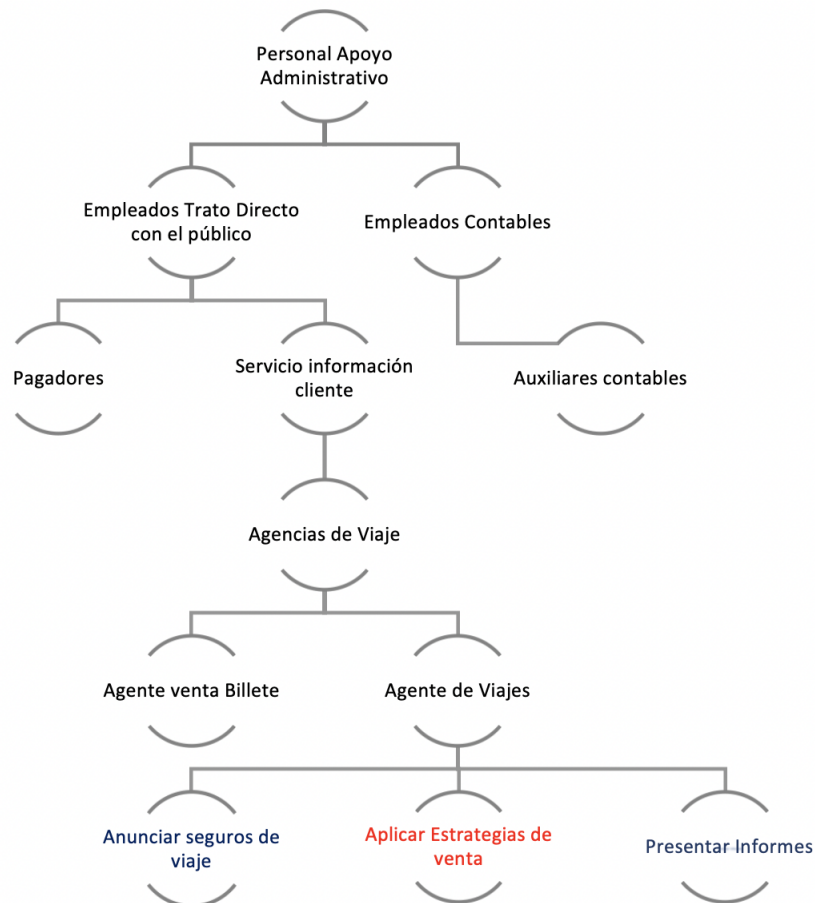


FIGURA 2 Red de habilidades

Dado que existen habilidades transversales que unen diferentes ocupaciones y/o sectores, la distancia entre habilidades se puede ver afectada. Un ejemplo es: un maestro de matemáticas y un cantante comparten la habilidad transversal *Proyectar la voz*, y esto hace que las habilidades específicas de estas dos ocupaciones tengan una menor distancia. En la Figura 3 es evidente que *Cantar notas agudas* está a 4 pasos de distancia de *Saber álgebra de Baldor*.

Para evitar este problema, se optó por construir dos redes (u ontologías) diferentes, una para habilidades transversales y otra para habilidades específicas. Estas redes nos permiten calcular la distancia entre las habilidades específicas solicitadas por la vacante y las habilidades que las personas escriben en el perfil de su hoja de vida al momento de postular a una vacante. La distancia entre habilidades se calcula empleando el algoritmo Dijkstra,

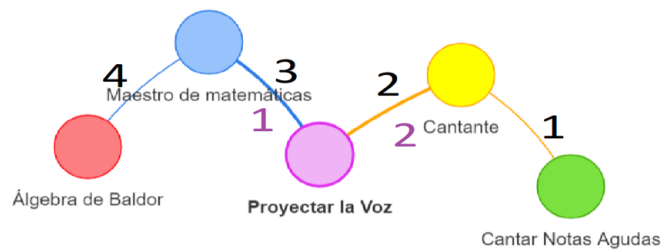


FIGURA 3 Habilidades transversales y específicas en la misma red

el cual, según [Dijkstra et al. \(1959\)](#), identifica el camino más corto que existe entre 2 nodos. Calcula todos los caminos posibles de un nodo de referencia a los otros nodos y cuando se han identificado aquellos que son más cortos, el algoritmo se detiene.

La Figura 4 muestra la red (u ontología) resultante de las habilidades específicas. Esta tiene 14.588 nodos y 83.417 links. El Rojo, el amarillo y el azul representan las habilidades específicas del sector, específicas de la ocupación y transectoriales especiales, respectivamente; mientras que el verde representa las diferentes ocupaciones.

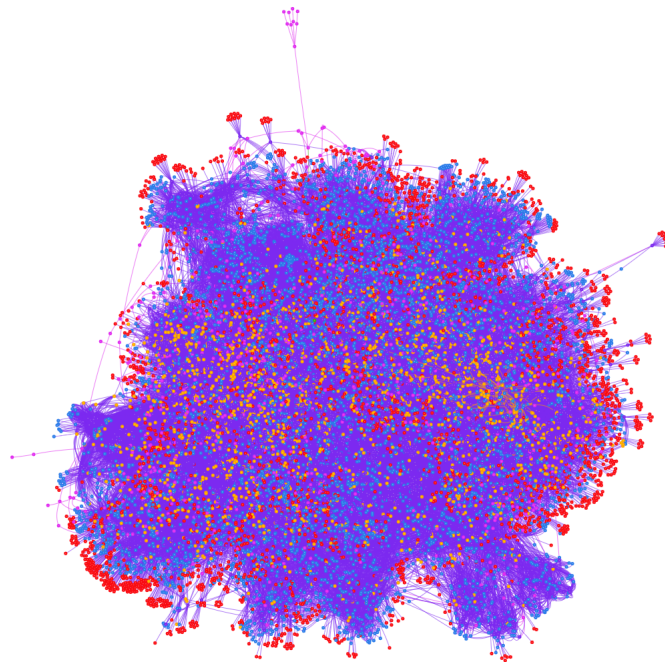


FIGURA 4 Habilidades específicas y ocupaciones

La Figura 5 presenta la red de habilidades transversales o transectoriales. Este tiene 2.008 nodos y 2.085 links. El azul representa las habilidades transectoriales, mientras que el amarillo representa las habilidades transversales. Por otro lado, los rojos y morados representan

grupos de habilidades (clasificados por la ESCO) y un nodo sintético, respectivamente; mientras que el verde es otro nodo sintético que permite la unión de los diferentes grupos de habilidades.

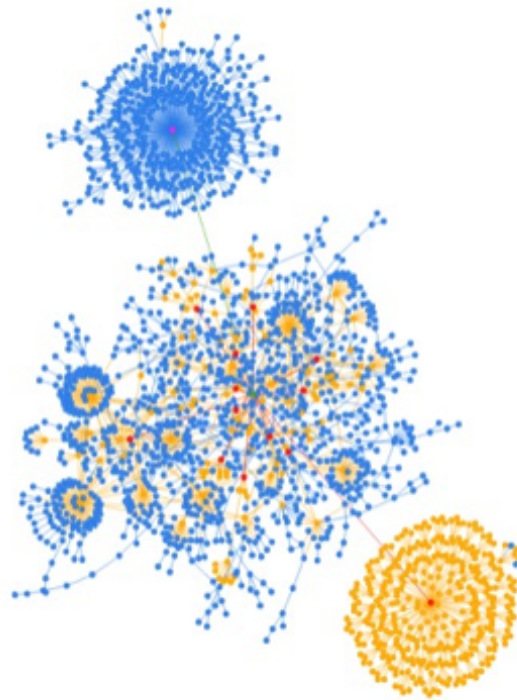


FIGURA 5 Habilidades transversales

1 Fuzzy Matching

Dado que las habilidades, competencias y calificaciones europeas pueden ser muy diferentes a las del mercado laboral colombiano, emparejamos la ontología del ESCO con la información contenida en la descripción de la vacante, el perfil del empleado y las características de la hoja de vida del aplicante. Para llevar a cabo el emparejamiento, unimos las observaciones de dos conjuntos de datos empleando una técnica de *fuzzy matching* que permite comparar cada sílaba de dos variables y establecer un grado de similitud entre las palabras.

El primer paso fue limpiar tanto la descripción como el perfil del aplicante. Se eliminaron palabras que no se referían a habilidades (e.g. preposiciones, adverbios, zonas geográficas, referencias de tiempo, entre otras). Luego, se buscó palabras relacionadas directamente con habilidades, competencias y capacidades y se consolidó una base de datos de 310.153 habilidades. Para cada una de las habilidades de esta base ($Base_A$), se calculó la similitud con cada una de las habilidades en la base ESCO ($Base_{ESCO}$) usando un *fuzzy matching*, el cual descompone las palabras en bigrams, es decir, en todas las parejas posibles continuas de dos letras, por ejemplo, "pintar" lo divide en "pi", "in", "nt", "ta", "ar" y luego se compara cada bigram de la palabra de la $Base_A$ y la palabra de la $Base_{ESCO}$ y se calcula un puntaje

de similitud siguiendo esta regla:

$$\text{PuntajeSim}_{i,j} = \frac{N_{\text{coin}}}{\sqrt{N_{\text{Base}_A} \times N_{\text{Base}_{\text{ESCO}}}}}$$

Donde $\text{PuntajeSim}_{i,j}$ es el puntaje de similitud entre la palabra i (de la Base_A) y la palabra j (de la $\text{Base}_{\text{ESCO}}$), N_{coin} es el número de bigrams coincidentes entre las dos palabras, N_{Base_A} es el número de bigrams de la palabra i , y $N_{\text{Base}_{\text{ESCO}}}$ es el número de bigrams de la palabra j . Este puntaje toma valores de cero a uno, con baja coincidencia para valores cercanos a cero y alta coincidencia con valores cercanos a uno. Cada una de las 310.153 habilidades de la Base_A se comparó con las 33.546 habilidades de la $\text{Base}_{\text{ESCO}}$, incluyendo sus sinónimos. Restringimos la base a aquellas que tenían un puntaje de similitud mayor o igual 0.70. En la mayoría de casos, la habilidad de la Base_A se emparejaba con más de una habilidad de la $\text{Base}_{\text{ESCO}}$, entonces nos quedamos con las cinco que tuvieran mayor puntaje de similitud y procedimos a realizar una selección manual del mejor emparejamiento.

Para complementar el emparejamiento con el ESCO, se identificaron habilidades que se repetían frecuentemente pero que no lograron ser clasificadas con el método mencionado, ya que en el mercado laboral colombiano se emplean otras palabras, tales como: manejar MS Excel, perseverancia, buenas relaciones interpersonales, entre otras. En consecuencia, estas fueron emparejadas manualmente con su sinónimo en la ontología del ESCO. El 70 % de las vacantes contaron con al menos una habilidad emparejada con habilidades de ESCO, mientras que para la oferta este porcentaje corresponde al 65 %.

Al tratar de realizar el cálculo de similitud entre las habilidades de oferta y demanda, se observó que en una gran proporción de los perfiles de las hojas de vida no contenían habilidades. Sin embargo, los aplicantes sí mencionaban las ocupaciones en las que se han desempeñado laboralmente. Por tal motivo, se procedió a realizar el mismo ejercicio de habilidades que se describió anteriormente con las ocupaciones mencionadas tanto en la descripción de la vacante como en el perfil de la hoja de vida. Las ocupaciones hacen parte de la ontología y nos permiten tener un mayor número de coincidencias.

De igual manera, se realizó un emparejamiento manual de algunas ocupaciones que en el mercado laboral colombiano se nombran de otra forma, como el caso de los no profesionales del sector petrolero (cuñero, pailero, tomador de muestras, entre otras). Para estas se buscó la ocupación del ESCO que, por definición, cumplía las mismas funciones. Finalmente, al 69 % de las vacantes y al 47 % de los oferentes se les identificó al menos una ocupación.

Para realizar el análisis, se dividieron las habilidades en transversales y específicas, con las que se construyeron dos bases de datos para realizar el cálculo del desajuste de habilidades.

3 | DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS

Para el análisis del desajuste de habilidades en el mercado laboral colombiano, utilizamos la información del Sistema de Información de la Unidad Administrativa Especial del Servicio Público de Empleo (UAESPE). Este sistema cuenta con información de la demanda laboral, es decir, vacantes publicadas en el Servicio Público de Empleo (SPE) en todo el país para el período 2016 a 2019. Por otra parte, contamos con información de la oferta laboral colocada para un subconjunto de vacantes publicadas.³ Estos son datos básicos que los postulantes

³La información de colocados no está para el universo de vacantes publicadas porque no todos los prestadores ni las empresas que publican una vacante, informan a la UAESPE quien llenó la vacante. Las vacantes pueden ser ocupadas por personas registradas en SISE o por postulantes por fuera del sistema.

reportan al portal del SPE como género, educación, capacidades, competencias, perfil, lugar de residencia, años de experiencia laboral, y las demás contenidas normalmente en una hoja de vida de un aspirante a un empleo.

De la base de datos de colocaciones rescatamos las habilidades de la oferta y demanda, con información del perfil del postulante y de la descripción de la vacante, respectivamente. Además, utilizamos la edad registrada en el portal para construir una dummy de si el colocado es joven - i.e. de 15 a 25 años de edad, o no. Para el análisis a continuación, eliminamos las vacantes que requieren más de 10 puestos de trabajo, pues este tipo de vacantes se publican normalmente por empresas tercerizadoras que recogen hojas de vida de postulantes sin necesidad de que haya un puesto de trabajo disponible.

Del total de vacantes del sistema, trabajamos con 323.524 que reportaron una colocación. Es decir, nuestras observaciones corresponden a parejas vacante-colocado en el período 2016-2019. De éstas, el 22,6 % corresponde a vacantes que colocaron a una persona joven y el 77,4 % corresponde a vacantes cuyos puestos de trabajo fueron ocupados por personas mayores de 25 años (ver Cuadro 2).

CUADRO 2 Distribución Jóvenes en la Muestra

| | N | % |
|--------------------|--------|--------|
| Mayores de 25 años | 250444 | 77.41 |
| Menores de 25 años | 73080 | 22.59 |
| Total | 323524 | 100.00 |

En cuanto a la distribución de vacantes por sectores encontramos que el 16,6 % hacen parte del sector de hidrocarburos (minas y canteras), el 15,6 % del sector de construcción y el 20,7 % de actividades administrativas. Por el contrario, los sectores con ocupaciones relacionadas con la prestación de servicios públicos (agua, luz y deshechos), sector financiero e inmobiliario, actividades agrícolas y relacionadas con información, representan, cada uno, menos del 2 % de la muestra (ver Cuadro 3).

CUADRO 3 Ocupaciones según Potencial de Automatización

| | N | % |
|--------------------------|--------|--------|
| Agricultura y pesca | 3122 | 1.31 |
| Minas y canteras | 39501 | 16.54 |
| Manufacturas | 18831 | 7.88 |
| Luz, gas y agua | 979 | .41 |
| Construcción | 37323 | 15.63 |
| Comercio | 17726 | 7.42 |
| Transporte | 9704 | 4.06 |
| Hoteles y restaurantes | 9424 | 3.95 |
| Información | 4389 | 1.84 |
| Finanzas e inmobiliarias | 2790 | 1.17 |
| Act. profesionales | 16398 | 6.87 |
| Act. administrativas | 49467 | 20.71 |
| Admin. pública y defensa | 8288 | 3.47 |
| Educación y salud | 9417 | 3.94 |
| Otros Servicios | 11504 | 4.82 |
| Total | 238863 | 100.00 |

Para determinar el grado de automatización de una ocupación y, por lo tanto, de una vacante, utilizamos la clasificación realizada en O*NET, la cual considera las ocupaciones del mercado laboral en Estados Unidos. La clasificación del grado de automatización asigna una probabilidad de automatización a cada ocupación de acuerdo con el potencial que las tareas o actividades que se realizan en dicha ocupación sea sustituido por tecnología.⁴ La medida toma valores entre 0 y 0,74, en donde un número cercano a 0 indica que la ocupación tiene un mínimo grado de automatización (i.e. reparadores de relojes, músicos, terapeutas, etc.) y un número cercano a 0,74 indica un alto grado de automatización para la ocupación (i.e. agricultores, operadores de plantas químicas, agentes de viajes, etc.). Con esta información, clasificamos las vacantes de acuerdo con los códigos de la ESCO y le asignamos el potencial de automatización. Definimos las ocupaciones con bajo nivel de automatización aquellas que tienen un puntaje entre 0 y 0,3, nivel medio de automatización aquellas con puntaje mayor a 0,3 y menor o igual a 0,6, y alto grado de automatización, aquellas con puntaje mayor a 0,6. De esta manera, el 11 % de las vacantes en donde un joven se coloca en nuestra base de datos corresponde a ocupaciones con bajo nivel de automatización, el 57,3 % a ocupaciones con un nivel medio de automatización, y el 31,7 % restante corresponde a ocupaciones con alto grado de automatización (ver Cuadro 4).

CUADRO 4 Niveles de Automatización

| | N | % |
|-------|-------|--------|
| Bajo | 8002 | 10.95 |
| Medio | 41889 | 57.32 |
| Alto | 23188 | 31.73 |
| Total | 73079 | 100.00 |

⁴Esta clasificación se rescató de la Base de datos O*Net www.onetonline.org la cual determina el grado de automatización de cada ocupación.

A continuación se presenta un resumen de las características demográficas de los colocados en nuestra base de datos, comparando el promedio de cada variable entre jóvenes y no jóvenes (ver Cuadro 5). Las dos primeras columnas presentan los promedios de cada grupo de colocados y la tercera columna presenta la diferencia de medias. Se muestra que el 42 % de la muestra de jóvenes son mujeres, mientras que el porcentaje de mujeres no jóvenes es de 32 %. La proporción de no jóvenes casados es mayor a la de jóvenes casados o en unión libre. En términos de educación, hay una mayor proporción de jóvenes que es bachiller (secundaria completa) y con título de técnico o tecnólogo, en comparación con la población mayor a 25 años; pero son menos los jóvenes con educación básica o con título profesional. Los jóvenes tienen un mayor nivel de pobreza o vulnerabilidad y viven con mayor frecuencia en áreas urbanas. En cuanto a la aspiración salarial, una proporción significativamente menor de jóvenes se ocupa en puestos de trabajo con salarios a convenir (37 % vs 49 % de los no jóvenes), mientras que entre el 20 % y el 40 % de los jóvenes tiene una aspiración salarial de 1 o menos de 1 salario mínimo, y 2 a 4 salarios mínimos, respectivamente. Estas cifras son superiores a las de los trabajadores no jóvenes, quienes aspiran a salarios mayores o reportan con más frecuencia aspiraciones salariales a convenir con el empleador.

CUADRO 5 Características de la Oferta Laboral

| | Joven=1 (Mean) | Joven=0 (Mean) | Diff. | Desv Est. | N |
|--------------------------------|-------------------|-------------------|----------|--------------|--------|
| Sexo 1. Mujer 0. Hombre | 0.42 | 0.32 | -0.10*** | 0.00 | 323524 |
| Casado o Union Libre | 0.17 | 0.58 | 0.41*** | 0.00 | 294632 |
| Educacion: Basica | 0.07 | 0.16 | 0.09*** | 0.00 | 311142 |
| Educacion: Secundaria | 0.40 | 0.37 | -0.03*** | 0.00 | 311142 |
| Educacion: Tecnico o Tecnologo | 0.35 | 0.28 | -0.07*** | 0.00 | 311142 |
| Educacion: Profesional o mas | 0.18 | 0.19 | 0.01*** | 0.00 | 311142 |
| Tiene puntaje de Sisben | 0.57 | 0.49 | -0.08*** | 0.00 | 323524 |
| Registro unidad de victimas | 0.12 | 0.12 | 0.00** | 0.00 | 323524 |
| Poblacion Rural | 0.16 | 0.18 | 0.03*** | 0.00 | 323521 |
| A convenir | 0.37 | 0.49 | 0.12*** | 0.00 | 323517 |
| Menos de 1 Salario Minimo | 0.01 | 0.00 | -0.00*** | 0.00 | 323517 |
| Un Salario minimo | 0.19 | 0.09 | -0.10*** | 0.00 | 323517 |
| Entre 1 y 2 Salarios Minimos | 0.40 | 0.30 | -0.10*** | 0.00 | 323517 |
| Entre 2 y 4 Salarios Minimos | 0.03 | 0.09 | 0.06*** | 0.00 | 323517 |
| Mas de 4 Salarios Minimos | 0.00 | 0.03 | 0.03*** | 0.00 | 323517 |

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

El *mismatch* de habilidades es una variable que toma valores entre 0 y 1, en donde 0 indica un nivel de desajuste muy bajo y 1 indica un nivel alto. Es decir, a medida que el desajuste sea mayor, indica que las habilidades ofrecidas por los aspirantes se alejan de las requeridas por la demanda. A pesar de eso, se realizó un emparejamiento. En cuanto al *mismatch* en educación, la variable puede tomar valores negativos o positivos. Esta variable se construyó restando el número de años de educación ofrecido por los aspirantes, al número de años de educación que la vacante requiere en su descripción. Un valor negativo indica que el colocado está sobre calificado frente a lo que exige la vacante, mientras que un valor positivo indica que el nivel de calificación es menor al requerido.

El Cuadro 6 muestra un desajuste promedio de las habilidades transversales, específicas

y en términos de años de educación para toda la muestra. El *mismatch* de habilidades transversales entre oferta y demanda es de 0,17 y para las habilidades específicas es de 0,30, lo que indica un mayor desajuste en las habilidades específicas de los sectores y ocupaciones en contraste con las transversales en el mercado laboral colombiano para el período analizado. En cuanto a los años de educación, el desajuste promedio es de 1,58 años de educación a favor de los trabajadores. Es decir, en promedio, los colocados tienen 1,58 años de educación por encima de lo que requiere la vacante.

CUADRO 6 Medidas de *Mismatch* entre Oferta y Demanda Laboral

| | Media | Desv Est | Mínimo | Máximo |
|------------------------|-------|-------------|--------|--------|
| Mismatch Transversales | .17 | .26 | .00 | 1.00 |
| Mismatch Especificas | .30 | .17 | .00 | .94 |
| Mismatch Educacion | -1.58 | 2.80 | -16.00 | 15.00 |

Si se contrasta el desajuste por género, se observa que las mujeres jóvenes presentan un menor *mismatch* de habilidades transversales, específicas y en número de años de educación que la muestra total de hombres. El Cuadro 7 describe el desajuste promedio de jóvenes y no jóvenes para hombres y mujeres. A pesar de un menor desajuste en educación, los hombres están más educados que las mujeres, según lo requerido por la demanda laboral.

CUADRO 7 *Mismatch* en Habilidades por Género y Edad

| | Joven | No Joven | Diferencia | Desv Est. | N |
|-------------------|-------|-------------|------------|--------------|--------|
| Transversales | | | | | |
| Mujer | 0.13 | 0.15 | 0.02*** | 0.00 | 54879 |
| Hombre | 0.17 | 0.21 | 0.04*** | 0.00 | 85311 |
| Específicas | | | | | |
| Mujer | 0.28 | 0.28 | 0.00*** | 0.00 | 88972 |
| Hombre | 0.32 | 0.30 | -0.02*** | 0.00 | 157974 |
| Años de Educación | | | | | |
| Mujer | -1.51 | -1.61 | -0.09*** | 0.02 | 95964 |
| Hombre | -1.63 | -1.56 | 0.06*** | 0.02 | 147289 |

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

En el Cuadro 8 utilizamos las variables relacionadas con la demanda laboral para contrastar la situación de los colocados jóvenes y aquellos mayores a 25 años de edad. Para esto, utilizamos el desajuste o *mismatch* entre las habilidades y capacidades de los aspirantes y aquellas requeridas por la demanda laboral, para el conjunto de habilidades transversales, específicas del sector o de la ocupación y para el nivel educativo.

Cuando se realiza la medición del desajuste para jóvenes y se compara con lo que sucede con el resto de los colocados, se observa un menor desajuste en las habilidades transversales para los jóvenes, pero un mayor, pequeño, pero mayor, desajuste para las habilidades específicas. Esto podría indicar que las firmas están empleando jóvenes con mayores capacidades socio-emocionales o habilidades blandas a pesar de que sus capacidades específicas

a la ocupación no son tan parecidas a las que se necesitan para el trabajo, respecto a los trabajadores no jóvenes (ver Cuadro 8). Por su parte, el desajuste promedio en los años de educación no se diferencia estadísticamente entre los jóvenes y no jóvenes.

Por otra parte, el Cuadro 8 presenta el promedio de colocados en ocupaciones con distinto grado de automatización. Las cifras muestran que el 41 % de los jóvenes está colocado en una ocupación con alto nivel de automatización, pero solo el 19 % de los no jóvenes están en ese tipo de ocupaciones. La mitad de los jóvenes está en ocupaciones con nivel medio, mientras que el 60 % de los no jóvenes entran en esta categoría. Entre el 10 % y 11 % de los trabajadores en general están colocados en ocupaciones con un nivel bajo de automatización. Esto indica que los jóvenes se colocan con más frecuencia en ocupaciones altamente automatizables en comparación con los no jóvenes. Esta diferencia presenta el signo contrario y es incluso mayor en el caso de ocupaciones con potencial medio de automatización. Y para el nivel bajo, la diferencia es muy pequeña.

En la mayoría de sectores económicos hay una participación mayor de jóvenes colocados frente a los no jóvenes. Sin embargo, sectores como minería, construcción, transporte y actividades profesionales, emplean trabajadores mayores de 25 años de edad con más frecuencia.

CUADRO 8 Características de la Demanda Laboral

| | Joven=1 (Mean) | Joven=0 (Mean) | Diff. | Des. Est | N |
|--------------------------|-------------------|-------------------|----------|----------|--------|
| <i>Mismatch</i> | | | | | |
| Transversales | 0.15 | 0.18 | 0.04*** | 0.00 | 140190 |
| Específicas | 0.30 | 0.29 | -0.01*** | 0.00 | 246946 |
| Educación | -1.57 | -1.58 | -0.01 | 0.01 | 243253 |
| <i>Automatización</i> | | | | | |
| Alta | 0.41 | 0.29 | -0.13*** | 0.00 | 88676 |
| Media | 0.49 | 0.60 | 0.11*** | 0.00 | 88676 |
| Baja | 0.10 | 0.11 | 0.01*** | 0.00 | 88676 |
| <i>Sector</i> | | | | | |
| Agricultura y pesca | 0.02 | 0.01 | -0.01*** | 0.00 | 238863 |
| Minas y canteras | 0.10 | 0.18 | 0.09*** | 0.00 | 238863 |
| Manufacturas | 0.10 | 0.07 | -0.03*** | 0.00 | 238863 |
| Luz, gas y agua | 0.00 | 0.00 | -0.00 | 0.00 | 238863 |
| Construcción | 0.09 | 0.17 | 0.08*** | 0.00 | 238863 |
| Comercio | 0.12 | 0.06 | -0.06*** | 0.00 | 238863 |
| Transporte | 0.04 | 0.04 | 0.01*** | 0.00 | 238863 |
| Hoteles y restaurantes | 0.05 | 0.04 | -0.01*** | 0.00 | 238863 |
| Información | 0.03 | 0.02 | -0.01*** | 0.00 | 238863 |
| Finanzas e inmobiliarias | 0.02 | 0.01 | -0.01*** | 0.00 | 238863 |
| Act. profesionales | 0.06 | 0.07 | 0.01*** | 0.00 | 238863 |
| Act. administrativas | 0.24 | 0.20 | -0.05*** | 0.00 | 238863 |
| Admin. pública y defensa | 0.04 | 0.03 | -0.00** | 0.00 | 238863 |
| Educación y salud | 0.04 | 0.04 | -0.00** | 0.00 | 238863 |
| Otros servicios | 0.05 | 0.05 | -0.00 | 0.00 | 238863 |

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

La Figura 6 presenta la distribución de la medida de desajuste para distintos grupos de

población. Para habilidades transversales, se observa una mayor concentración de jóvenes en rangos bajos del desajuste, y una menor concentración en rangos altos, lo que lleva a un menor desajuste en promedio respecto de los colocados no jóvenes. Las mujeres se comportan de manera similar a los jóvenes, con una mayor concentración en los rangos bajos de desajuste frente a los hombres. En términos de la ocupación en donde se colocan los aspirantes, se observa una mayor concentración de las ocupaciones con bajo grado de automatización en los rangos bajos de la distribución del desajuste en habilidades transversales, seguido por las ocupaciones de nivel medio y nivel alto de automatización.

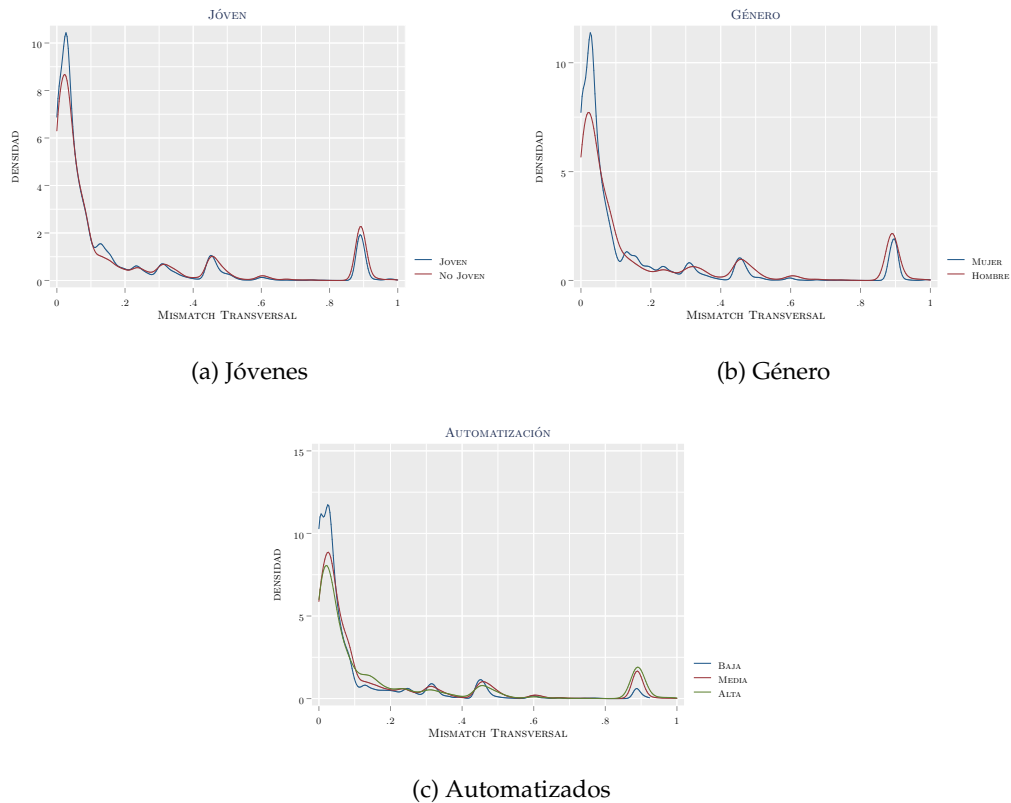


FIGURA 6 Distribución del *Mismatch* de Habilidades Transversales

Para las habilidades específicas, los jóvenes parecen concentrarse en rangos más altos del desajuste, sin embargo, la distribución no es muy distinta a la de colocados no jóvenes. En términos de género, hay una mayor concentración de hombres en rangos altos del desajuste, así como sucede con las ocupaciones con alto grado de automatización (ver Figura 7).

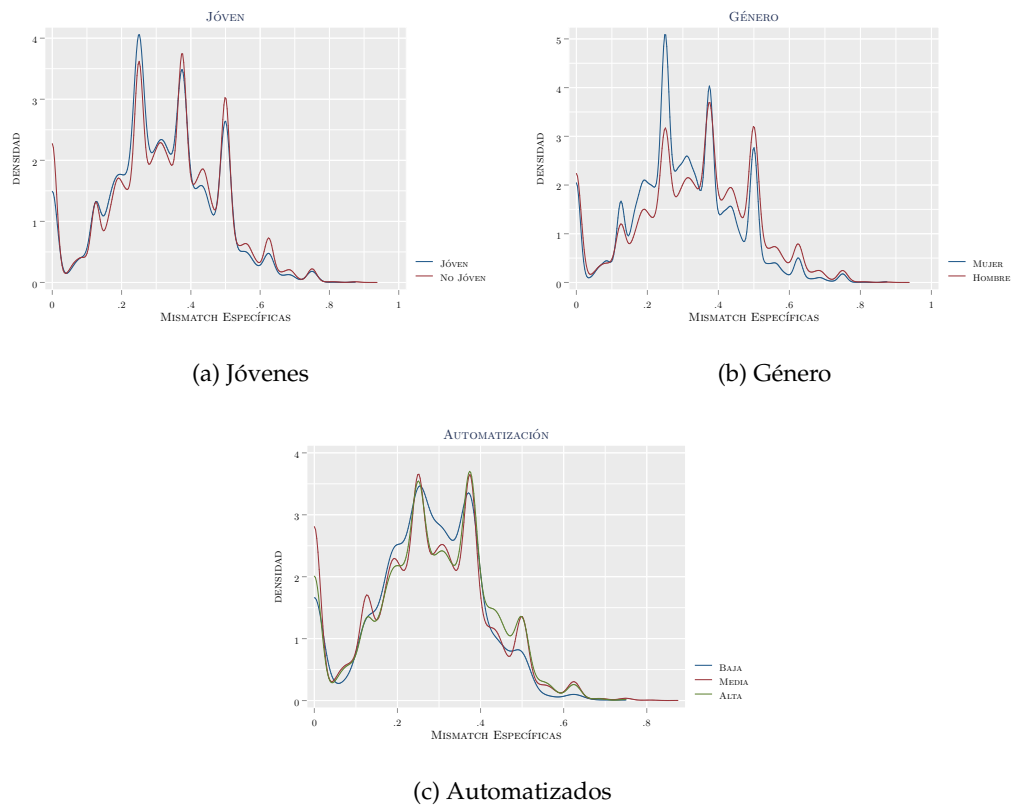


FIGURA 7 Distribución del *Mismatch* de Habilidades Específicas

Las gráficas de distribución para el desajuste en números de años de educación muestran una alta concentración de emparejamientos en el valor de cero. Es decir; en la mayoría de emparejamientos, el número de años requeridos por la demanda es el mismo que ofrecen los trabajadores. La situación para colocados jóvenes y no jóvenes es similar; así como para el caso de mujeres y hombres. Sin embargo, en el caso de sectores con distinto grado de automatización, se observa un menor desajuste en años de educación para las ocupaciones con bajo grado de automatización, pues hay una mayor concentración de emparejamientos en ese sector (ver Figura 8).

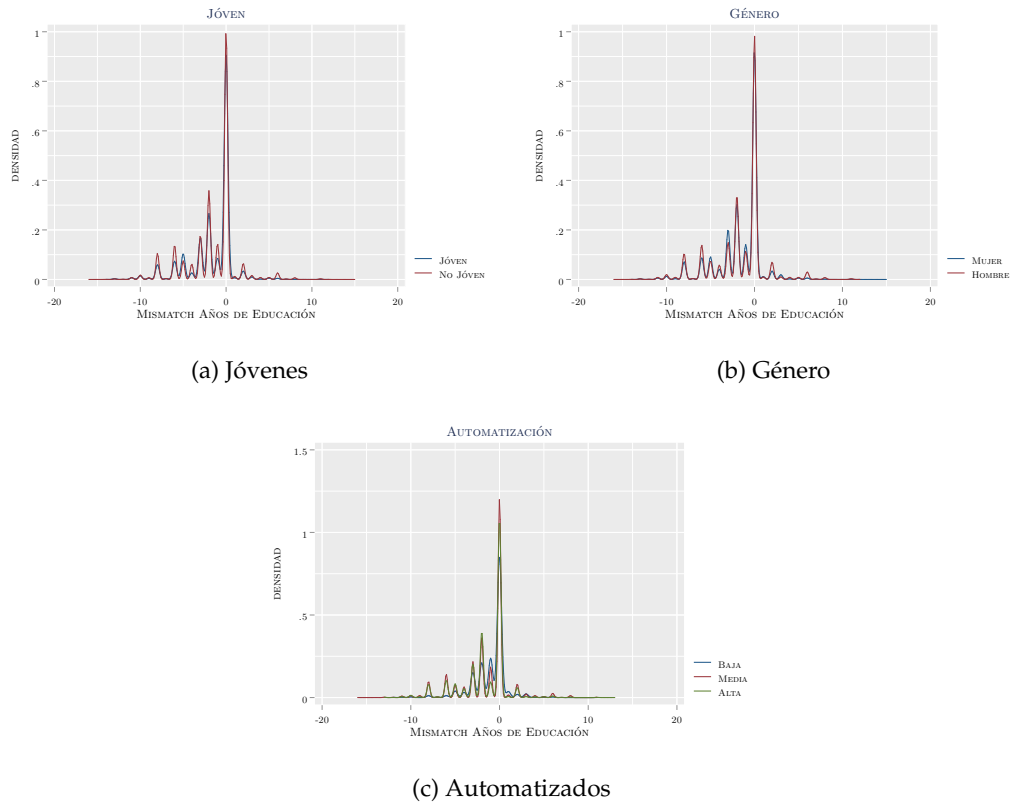


FIGURA 8 Distribución del *Mismatch* en Años de Educación

El Cuadro 9 describe el desajuste promedio de jóvenes y no jóvenes para los distintos grupos de ocupaciones según su grado de automatización. La cifras muestran que los jóvenes están mejor emparejados que los no jóvenes en términos de sus habilidades transversales. Ocurre lo contrario en el caso de habilidades específicas del sector, en las que los mayores de 25 años muestran un menor nivel de desajuste para aquellas ocupaciones con grado medio y alto de automatización. En términos de *mismatch* en el número de años de educación, se encuentra que todos los grupos en todos los sectores están sobre calificados. Sin embargo, el nivel de calificación es menor para los colocados jóvenes que para aquellos mayores de 25 años de edad.

CUADRO 9 *Mismatch* de Habilidades por Nivel de Automatización para Jóvenes

| | Joven | No Joven | Diferencia | Desv Est. | N |
|----------------------|-------|----------|------------|-----------|-------|
| Transversales | | | | | |
| Automatizacion baja | 0.11 | 0.11 | -0.00 | 0.00 | 6788 |
| Automatizacion media | 0.13 | 0.18 | -0.03*** | 0.00 | 24614 |
| Automatizacion alta | 0.15 | 0.20 | -0.07*** | 0.00 | 14726 |
| Específicas | | | | | |
| Automatizacion baja | 0.25 | 0.25 | -0.01*** | 0.00 | 9232 |
| Automatizacion media | 0.25 | 0.23 | 0.02*** | 0.00 | 46379 |
| Automatizacion alta | 0.28 | 0.27 | 0.02*** | 0.00 | 25196 |
| Educación | | | | | |
| Automatizacion baja | -0.85 | -1.00 | -0.10*** | 0.03 | 9235 |
| Automatizacion media | -1.32 | -1.49 | 0.08*** | 0.02 | 41652 |
| Automatizacion alta | -1.45 | -1.56 | 0.25*** | 0.03 | 22739 |

RESULTADOS

En esta sección se presentan los resultados de la regresión de cada una de las medidas de desajuste en habilidades, competencias y capacidades contra la variable que indica si la persona empleada para el cargo es menor de 25 años, la variable de probabilidad de automatización y la interacción de estas dos variables. El Cuadro 10 muestra los resultados. En todas las regresiones se controla por características del individuo (i.e., género, nivel educativo, estado civil, indicador de Sisben, si la persona está en el registro nacional de víctimas y si vive en un área rural) y características de la vacante (i.e., sector económico).

Los jóvenes tienen menor desajuste en habilidades transversales que los trabajadores de mayor edad. Sin embargo, el desajuste puede variar si el puesto de trabajo corresponde a una ocupación con bajo o alto nivel de automatización. De hecho, a medida que la probabilidad de automatización aumenta, el desajuste de habilidades transversales de los jóvenes es menor que la de los trabajadores mayores de 25 años. El Cuadro 10 muestra que en ocupaciones con baja probabilidad de automatización (i.e., menor a 44 %) el desajuste de habilidades transversales para jóvenes es mayor, mientras que en ocupaciones automatizables el desajuste es menor.

Al contrario, el desajuste para los trabajadores jóvenes es más bajo que para los trabajadores mayores en habilidades específicas, cuando la ocupación tiene una probabilidad de automatización menor al 34 %, y a medida que la ocupación tiene una probabilidad más alta de automatización el desajuste es más alto para los jóvenes.

Por último, no existen diferencias entre el desajuste por años de educación entre jóvenes y no jóvenes que estén empleados en ocupaciones con bajos niveles de automatización. Para probabilidades de automatización superiores al 37 %, los jóvenes tienen menos años de educación que el requerido por la vacante.

CUADRO 10 *Mismatch* o Desajuste

| | Transversales | Específicas | Educación |
|--|--------------------|--------------------|---------------------|
| Joven=1 | .091*** (.017) | -.026*** (.008) | -.206 (.135) |
| Probabilidad de Automatización | .251*** (.014) | .019*** (.006) | -3.497*** (.116) |
| Joven=1 × Probabilidad de Automatización | -.204*** (.029) | .072*** (.013) | .558** (.239) |
| Constant | .070*** (.017) | .328*** (.007) | 3.448*** (.141) |
| R ² | .071 | .034 | .15 |
| N | 31089 | 54402 | 51231 |

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

La Figura 9 muestra los resultados descritos anteriormente. Los puestos de trabajo ocupados por jóvenes están más o menos "desajustados" que aquellos de trabajadores mayores de 25 años, de acuerdo a la probabilidad de automatización de la ocupación en la que estén trabajando. Es decir, en las ocupaciones altamente automatizables los jóvenes tienen un menor desajuste en habilidades transversales, mayor desajuste en habilidades específicas y se encuentran subeducados frente a los no jóvenes.

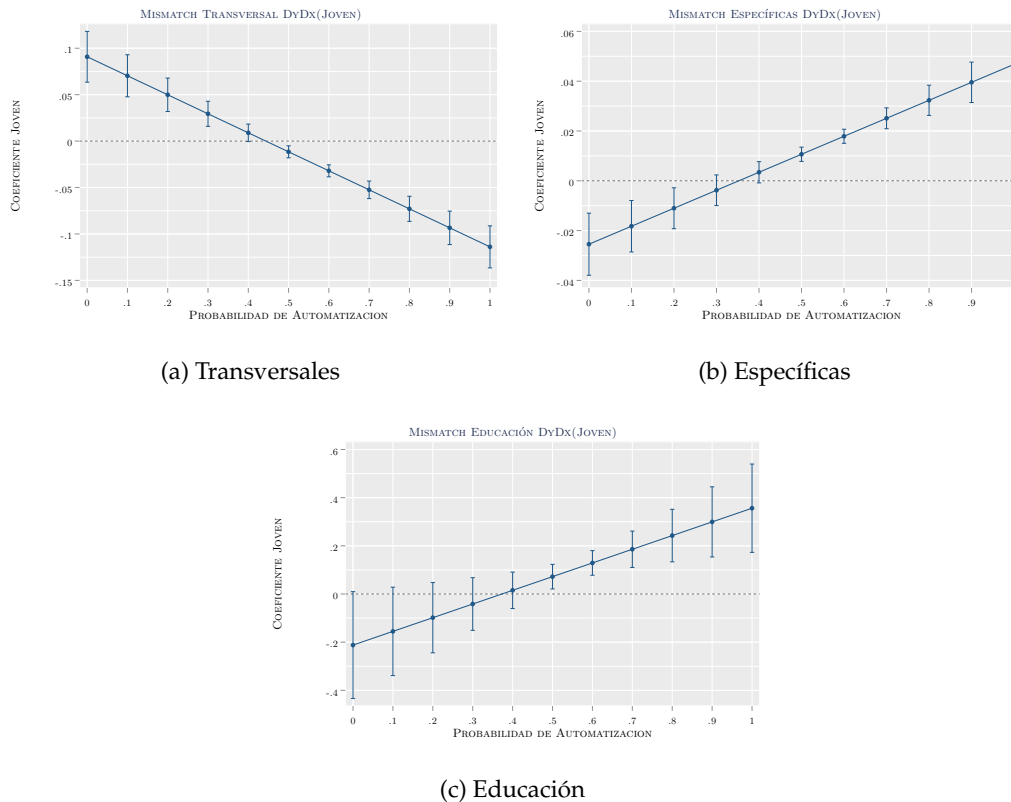


FIGURA 9 Resumen Resultados

Para evaluar si existen efectos heterogéneos por género, incluimos una triple interacción de la variable joven, probabilidad de automatización y género. Los resultados se resumen en la Figura 10 y los coeficientes de la regresión se encuentran en el Apéndice Cuadro A.1. No encontramos evidencia de efectos heterogéneos por género para habilidades transversales (ver Figura 10a). En el caso de habilidades, capacidades y conocimientos específicos, los resultados indican que las mujeres jóvenes se encuentran mejor emparejadas que los hombres jóvenes (ver Figura 10b). Por último, se observa que no existen efectos heterogéneos por género en habilidades duras, medidas como la diferencia en años de educación solicitados por la vacante (ver Figura 10c).

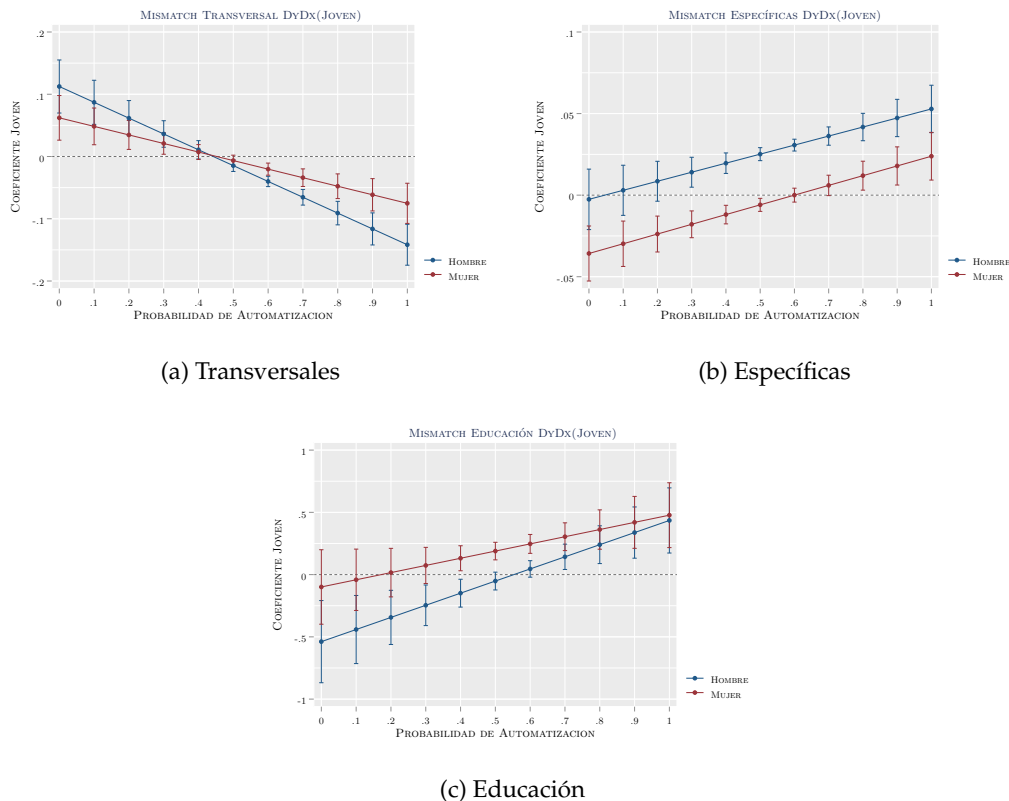


FIGURA 10 Resumen Efectos Heterogéneos por Género

Por último, exploramos si existen efectos heterogéneos por sector económico. Realizamos el mismo ejercicio que para género e incluimos triples interacciones de joven, probabilidad de automatización y sector económico. Los resultados se muestran en los Cuadros A.2 y A.3 del Apéndice. Los resultados indican que no existen efectos heterogéneos por sector económico en ninguna de las tres mediciones de desajuste. Es decir, el desajuste es el mismo para los distintos sectores en los tres niveles de automatización.

La Figura 11 muestra una nube de palabras de las habilidades que aparecen con mayor frecuencia en la base de datos. A la izquierda se encuentran las habilidades que aparecen en ocupaciones únicamente con alto potencial de automatización, a la derecha las habilidades demandadas únicamente en ocupaciones con bajo potencial de automatización y en el centro aparecen las habilidades recurrentes en ocupaciones altamente automatizables y con bajo potencial de automatización.

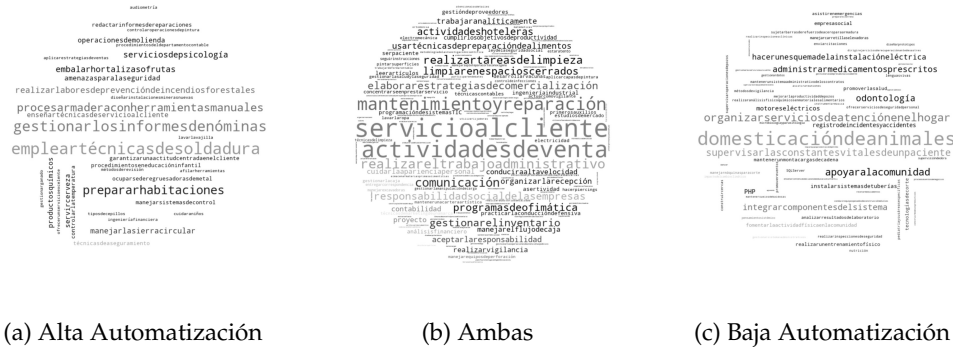


FIGURA 11 Nube de Palabras para Habilidades Específicas

Para explorar qué habilidades específicas están siendo más demandadas en los sectores automatizables y no automatizables, estimamos un modelo LASSO que estima la probabilidad de que el puesto de trabajo tenga alta automatización (i.e., una probabilidad superior al 60%) en función de las ocupaciones y de las habilidades demandadas en cada uno de los puestos de trabajo analizados. Este modelo de regresión permite seleccionar las variables que mejoran la exactitud del modelo y penaliza el tamaño absoluto de los coeficientes de regresión. Al penalizar, o restringir la suma de los valores absolutos de las estimaciones, los coeficientes de la regresión pueden ser exactamente cero. Es un método de análisis de regresión útil para realizar una selección de variables en modelos de alta dimensionalidad.

En las gráficas a continuación se presentan las 30 habilidades y las 30 ocupaciones que tienen un efecto marginal más alto para explicar la alta probabilidad de automatización. Algunos ejemplos de habilidades asociadas con alta automatización, son: realizar labores de incendios, diseñar instalaciones nuevas, técnicas de aseguramiento, controlar la temperatura, entre otras (Figura 12). En el Apéndice, la Figura A.1 muestra las habilidades que se encuentran asociadas con alta automatización para jóvenes y no jóvenes. Para los puestos de trabajo cuyo empleado es un joven, las habilidades específicas que presentan un mayor coeficiente en el modelo son: principios de la electricidad, enseñar técnicas de servicio al cliente, navegación con brújula, redactar informes de reparaciones y carpintería.

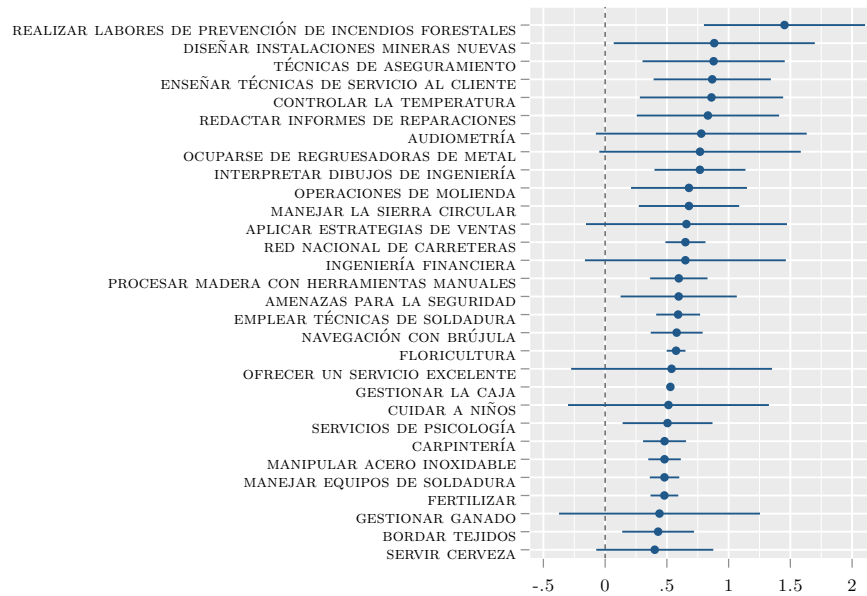


FIGURA 12 Alta Automatización Habilidades (lasso)

Por otra parte, las ocupaciones, más demandadas en puestos de trabajo con probabilidad alta de automatización son: ingeniero de aplicaciones, consignatario, pizzero, limpiador doméstico y operario (Figura 13). En la Figura A.2, en el Apéndice, se presentan las ocupaciones que tienen mayor efecto en la probabilidad de automatización para los dos grupos poblacionales de interés de este estudio. Para los jóvenes, las ocupaciones que tienen mayor relación son: ingeniero de aplicaciones, diseñador industrial, peón de jardinería, pizzero y operario de producción de alimentos. Mientras que para los trabajadores mayores a 25 años, las cinco ocupaciones con mayor efecto marginal son: consignatario, fotógrafo, vendedor de piezas de repuestos de automóviles, limpiador doméstico y operario de producción de alimentos. Las ocupaciones que se encuentran relacionada con alta automatización son principalmente ocupaciones del sector de servicios y no dependen del grupo etario. Algunos ejemplos son: pizzero, operarios, camarero, bombero, fotógrafo, entre otros.

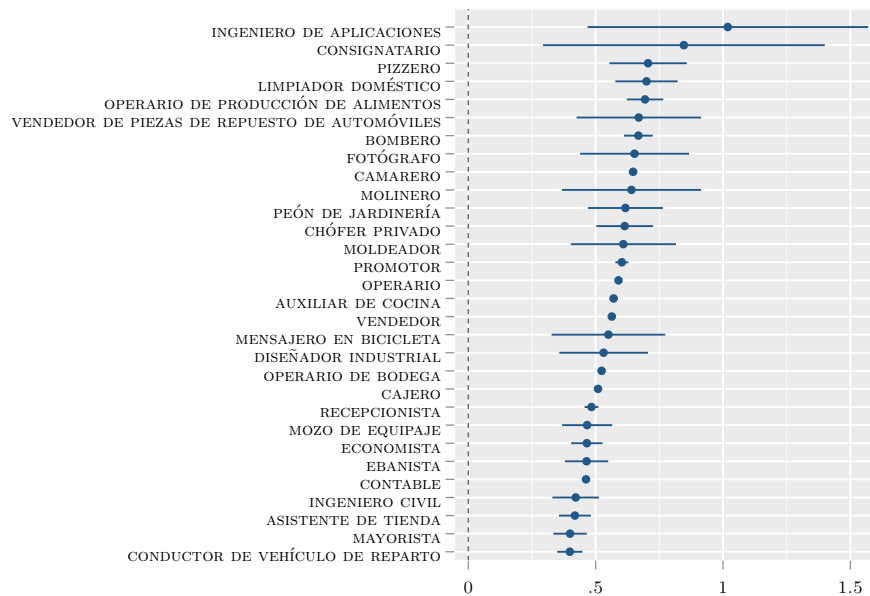


FIGURA 13 Alta Automatización Ocupaciones (lasso)

Para explorar qué habilidades y ocupaciones se encuentran altamente asociadas con la probabilidad de que el puesto de trabajo sea de baja automatización, se realizó el mismo ejercicio LASSO donde la variable dependiente es igual a 1 si el puesto de trabajo tiene una probabilidad menor a 30 % de ser automatizado y es igual a 0 si la probabilidad es mayor. Las habilidades que se encuentran altamente asociadas con la baja automatización se refieren a habilidades específicas del sector de hidrocarburos (e.g., limpiar y engrasar equipos, manejar maquinas para corte, ingeniería de minas), medicina y cuidados (e.g. medicina física y rehabilitación, métodos psico-sociales, psicología clínica) e informática (e.g., java, tener competencias informáticas) (Figura 14). En la Figura A.3, en el Apéndice, se presentan las 30 habilidades con una mayor correlación con la baja probabilidades de automatización para los dos grupos de análisis. Para los jóvenes las habilidades específicas mas relacionadas son: derecho civil, limpiar equipos para la extracción de petróleo, instalar soporte físico informáticos, microbiología y parasitología, e ingeniera eléctrica y electrónica. Para el grupo de mayores de 25 años son: limpiar equipos para la extracción de petróleos, engrasar maquinas, manejar maquinas para corte, enseñar lenguas y terapia de baile.

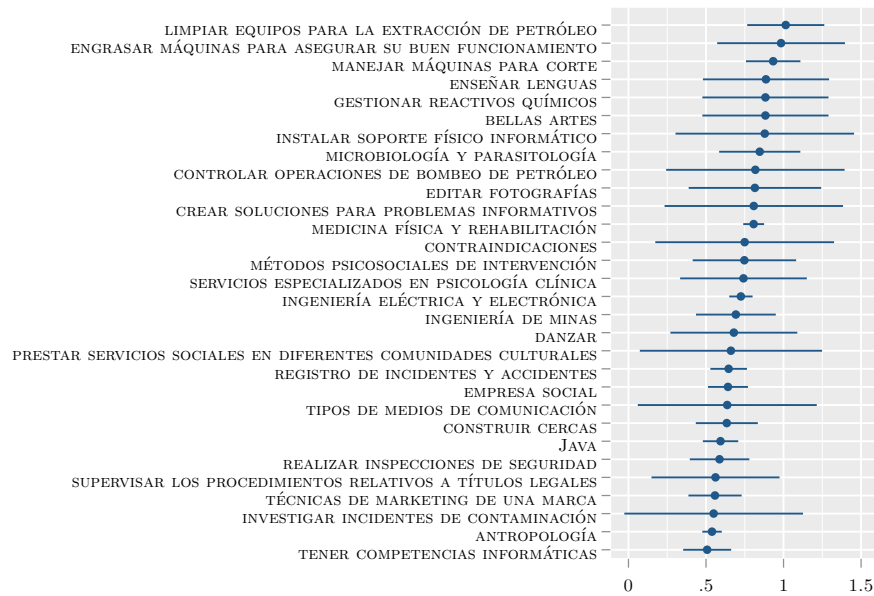


FIGURA 14 Baja Automatización Habilidades (lasso)

Por último, las ocupaciones altamente relacionadas con la baja probabilidad de automatización son: enfermero especialista, preparador empresarial, asesor de inversiones, urbanista y director de marca. Para los jóvenes, las ocupaciones menos automatizables son: dietista, director de protección de medio ambiente, ilustrador, preparador empresarial, e instalador de publicidad; mientras que para los mayores de 25 años las ocupaciones son: enfermero especialista, asesor de inversiones, director de marca, urbanista y analista de datos (ver Figura A.4).

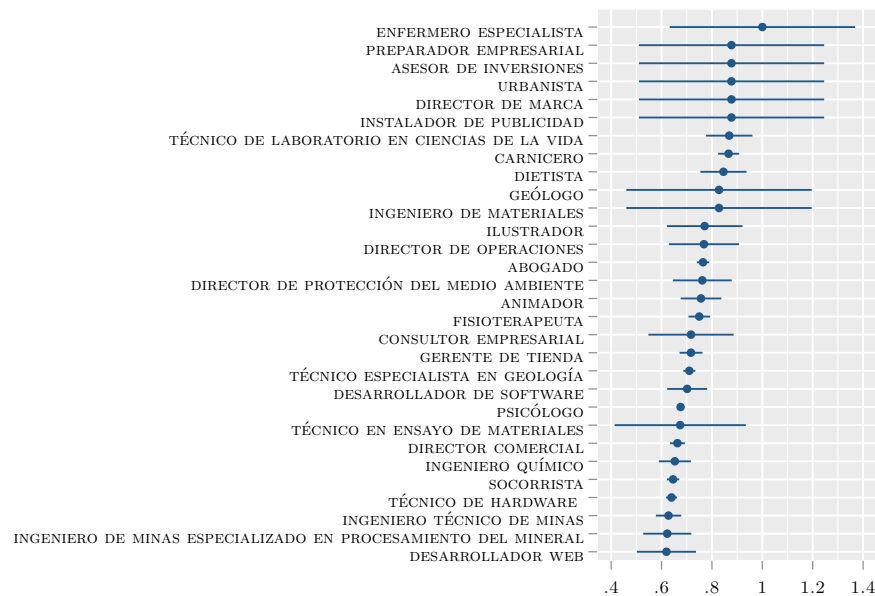


FIGURA 15 Baja Automatización Ocupaciones (lasso)

CONCLUSIONES

Con información registrada en el Sistema de Información del Servicio Público de Empleo, en este estudio medimos el *skill mismatch* o desajuste en las habilidades que requiere la demanda laboral y las que ofrecen los trabajadores jóvenes en Colombia para el período 2016-2019. Identificamos las habilidades contenidas en la descripción de las vacantes publicadas por las firmas y las habilidades reportadas en los perfiles de los aspirantes registrados en el sistema de información y establecemos la distancia mínima entre cada una de las habilidades de la oferta y la demanda. Para esto, utilizamos la clasificación de habilidades, competencias, calificaciones y ocupaciones europeas (ESCO) y su ontología nos permitió construir una red que relaciona todas las habilidades de las vacantes y los perfiles laborales. Para el análisis, tenemos en cuenta las habilidades transversales (cognitivas y blandas), específicas del sector o de la ocupación y el nivel educativo. Luego, usamos una técnica de *fuzzy matching* para asociar las habilidades encontradas en nuestra base de datos con las de la ontología ESCO. A través del algoritmo Dijkstra (1959), encontramos la similitud en las habilidades según la distancia más corta entre cada par de habilidades de cada una de las vacantes reportadas en el SISE. A partir de las distancias, construimos una medida de desajuste para cada tipo de habilidades y para el número de años de educación requerido por la vacante.

Por otro lado, realizamos un análisis sobre el desajuste de habilidades de los jóvenes para ocupaciones con distinto nivel de automatización. Primero, identificamos las ocupaciones con mayor y menor potencial de automatización, de acuerdo con la clasificación de ocupaciones O*NET. Luego, determinamos las habilidades específicas más comunes para cada ocupación y encontramos aquellas habilidades que estén relacionadas con una mayor probabilidad de estar asociada con una ocupación altamente automatizable y con bajo potencial de automatización. Este análisis permite identificar las habilidades específicas de la ocupación que los jóvenes Colombianos podrían transferir entre sectores de mayor a menor nivel de automatización.

A través de un modelo econométrico estimamos si el *skill mismatch* es mayor para jóvenes colocados en ocupaciones con alto grado de automatización. Los resultados muestran que los jóvenes Colombianos tienen, en promedio, un menor nivel de desajuste en habilidades transversales que los trabajadores mayores de 25 años de edad, pero éste varía según el nivel de automatización de los puestos de trabajo. Las estimaciones muestran que para ocupaciones con potencial de automatización menor a 44 %, el desajuste en habilidades transversales es mayor para los jóvenes, pero en aquellas ocupaciones con potencial de automatización mayor al 44 %, el desajuste de habilidades transversales es menor para los jóvenes. Encontramos un resultado contrario cuando estimamos el *mismatch* de habilidades específicas. En particular, encontramos que los jóvenes colocados en ocupaciones con bajo nivel de automatización tienen un desajuste mejor que los trabajadores no jóvenes. Sin embargo, cuando los jóvenes se emplean en ocupaciones con un potencial de automatización superior al 34 %, el emparejamiento se empeora frente a los trabajadores mayores y sigue aumentando a medida que las ocupaciones se vuelven más automatizables. Por último, no se encuentran diferencias entre los trabajadores jóvenes y no jóvenes en términos del *mismatch* de educación. Lo que ocurre en este caso, es que para las ocupaciones con menor grado de automatización, los trabajadores están sobre calificados. Sin embargo esta tendencia se revierte a medida que aumenta el potencial de automatización de una ocupación. Específicamente, los trabajadores colocados en ocupaciones con potencial de automatización superior al 37 % están subcalificados, respecto a lo que requiere su puesto de trabajo. Adicionalmente no encontramos efectos heterogéneos para mujeres en términos del desajuste en habilidades transversales o de número de años de educación. Sin embargo, en el caso de habilidades específicas, encontramos un mejor emparejamiento para mujeres jóvenes que para hombres jóvenes. Finalmente, no encontramos efectos heterogéneos por sector económico.

Luego estimamos un modelo LASSO para determinar las habilidades y ocupaciones que más relación tienen con puestos de trabajo con alto y bajo potencial de automatización. Del conjunto de ocupaciones que más explican la alta automatización se encuentran: ingeniero de aplicaciones, consignatario, pizzero, limpiador doméstico y operario de producción de alimentos; mientras que las que mejor explican un bajo riesgo de automatización son: enfermero especialista, preparador empresarial, asesor de inversiones, urbanista y director de marca.

Al analizar las habilidades, encontramos que realizar labores de prevención de incendios forestales, diseñar instalaciones mineras nuevas, técnicas de aseguramiento, enseñar técnicas de servicio al cliente y controlar la temperatura están son las ocupaciones asociadas a ocupaciones con mayor riesgo de automatización. Por el contrario, habilidades como: limpiar equipos para la extracción de petróleo, engrasar máquinas de hidrocarburos para asegurar su buen funcionamiento, manejar máquinas de corte y enseñar lenguas, predicen un muy bajo nivel de automatización.

Este ejercicio nos permite determinar aquellas habilidades y ocupaciones que más se demandan los sectores automatizables y no automatizables. Sin embargo, también es interesante evaluar cuáles habilidades aparecen con más frecuencia en las ocupaciones de cada uno de esos sectores. Habilidades como gestionar los informes de nómina, emplear técnicas de soldadura y preparar habitaciones son las más comunes en puestos de trabajo automatizables. Por otro lado, domesticar animales, organizar servicio de atención en el hogar y supervisar las constantes vitales de un paciente son habilidades específicas que se requieren frecuentemente en puestos de trabajo con bajo potencial de automatización. Otras habilidades como servicio al cliente, actividades de ventas, y mantenimiento y reparación son habilidades específicas que se encuentran con frecuencia en ocupaciones con alto y bajo nivel de automatización.

Por último, este estudio encuentra que los empleadores en sectores altamente automatizables contratan trabajadores con menores niveles de educación a los requeridos, por lo que el desajuste observado de las habilidades específicas es muy alto. Sin embargo, los empleadores sustituyen esas habilidades específicas por habilidades y capacidades más generales (transversales) que les permite realizar su trabajo. En un análisis futuro, se podría estudiar el comportamiento de otras variables del mercado laboral después de la colocación, como por ejemplo, la duración del empleo y rotación, y también cambios en los salarios a través del tiempo para trabajadores en ocupaciones con distinto potencial de automatización.

REFERENCIAS

- Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2018a) Artificial intelligence, automation and work. *Tech. rep.*, National Bureau of Economic Research.
- (2018b) The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment. *American Economic Review*, **108**, 1488–1542.
- Acosta, P., Muller, N. and Sarzosa, M. A. (2015) *Beyond qualifications: returns to cognitive and socio-emotional skills in Colombia*. The World Bank.
- Amaral, N., Eng, N., Ospino, C., Pagés, C., Rucci, G. and Williams, N. (2018) ¿ hasta dónde pueden llevarte tus habilidades?
- Bassi, M., Busso, M., Urzúa, S. and Vargas, J. (2012) *Disconnected: Skills, education, and employment in Latin America*. Inter-American Development Bank.
- Dijkstra, E. W. et al. (1959) A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische mathematik*, **1**, 269–271.
- Manyika, J., Lund, S., Chui, M., Bughin, J., Woetzel, J., Batra, P., Ko, R. and Sanghvi, S. (2017) Jobs lost, jobs gained: Workforce transitions in a time of automation. *McKinsey Global Institute*.
- OECD, of Latin America, C. D. B., for Latin America, U. N. E. C. and the Caribbean (2016) *Latin American Economic Outlook 2017*. URL: <https://www.oecd-ilibrary.org/content/publication/leo-2017-en>.

A | RESULTADOS

CUADRO A.1 Desajuste (Género)

| | Transversales | Específicas | Educación |
|--|--------------------|-------------------|---------------------|
| joven=1 | .112*** (.026) | -.003 (.011) | -.538*** (.201) |
| Probabilidad de Automatización | .303*** (.019) | .020** (.008) | -2.722*** (.154) |
| joven=1 × Probabilidad de Automatización | -.254*** (.045) | .055*** (.020) | .973*** (.351) |
| Mujer | .034** (.014) | .003 (.007) | .951*** (.119) |
| joven=1 × Mujer | -.050 (.034) | -.033** (.015) | .439 (.270) |
| Mujer × Probabilidad de Automatización | -.111*** (.027) | .005 (.012) | -1.717*** (.219) |
| joven=1 × Mujer × Probabilidad de Automatización | .117* (.060) | .004 (.027) | -.397 (.481) |
| Constant | .044** (.018) | .323*** (.008) | 3.067*** (.151) |
| R ² | .072 | .036 | .15 |
| N | 31089 | 54402 | 51231 |

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

CUADRO A.2 Desajuste Sector (a)

| | Trans | Esp | Educ |
|---|-------------------|--------------------|----------------------|
| joven=1 | .197 (.148) | -.033 (.062) | -.673 (1.154) |
| Probabilidad de Automatizacion | .109 (.113) | .095* (.053) | -3.772*** (1.046) |
| joven=1 × Probabilidad de Automatizacion | -.312 (.248) | .052 (.106) | 1.132 (1.993) |
| Minas y canteras × Probabilidad de Automatizacion | .374*** (.119) | -.158*** (.056) | .684 (1.097) |
| Manufacturas × Probabilidad de Automatizacion | -.082 (.122) | .020 (.058) | .803 (1.114) |
| Luz, gas y agua × Probabilidad de Automatizacion | .234 (.216) | .003 (.100) | 2.231 (1.899) |
| Construccion × Probabilidad de Automatizacion | .515*** (.119) | -.180*** (.056) | -.049 (1.084) |
| Comercio × Probabilidad de Automatizacion | .018 (.122) | -.013 (.058) | .936 (1.121) |
| Transporte × Probabilidad de Automatizacion | .138 (.131) | -.128** (.061) | 2.315** (1.173) |
| Hoteles y restaurantes × Probabilidad de Automatizacion | .199 (.137) | .069 (.063) | -7.770*** (1.214) |
| Informacion × Probabilidad de Automatizacion | -.028 (.150) | -.060 (.071) | -2.055 (1.339) |
| Finanzas e inmobiliarias × Probabilidad de Automatizacion | -.006 (.176) | -.072 (.080) | .657 (1.492) |
| Act. profesionales × Probabilidad de Automatizacion | -.011 (.121) | -.155*** (.057) | 1.087 (1.110) |
| Act. administrativas × Probabilidad de Automatizacion | .216* (.119) | .086 (.056) | .744 (1.081) |
| Admin. publica y defensa × Probabilidad de Automatizacion | -.128 (.127) | -.018 (.060) | 1.037 (1.155) |
| Educacion y salud × Probabilidad de Automatizacion | -.160 (.127) | -.093 (.060) | -.251 (1.155) |
| Otros servicios × Probabilidad de Automatizacion | .017 (.121) | -.173*** (.058) | -.598 (1.109) |

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

CUADRO A.3 Desajuste Sector (b)

| | Trans | Esp | Educ |
|---|--------|---------|----------|
| joven=1 × Minas y canteras × Probabilidad de Automatización | -.277 | -.151 | -.183 |
| | (.319) | (.136) | (2.557) |
| joven=1 × Manufacturas × Probabilidad de Automatización | .321 | .020 | -.247 |
| | (.265) | (.115) | (2.143) |
| joven=1 × Luz, gas y agua × Probabilidad de Automatización | .051 | .106 | 6.045 |
| | (.521) | (.208) | (3.745) |
| joven=1 × Construcción × Probabilidad de Automatización | .378 | -.112 | -3.526 |
| | (.273) | (.115) | (2.168) |
| joven=1 × Comercio × Probabilidad de Automatización | .163 | -.048 | .054 |
| | (.262) | (.114) | (2.119) |
| joven=1 × Transporte × Probabilidad de Automatización | -.101 | .028 | -1.499 |
| | (.282) | (.122) | (2.254) |
| joven=1 × Hoteles y restaurantes × Probabilidad de Automatización | -.103 | -.200 | .245 |
| | (.295) | (.129) | (2.372) |
| joven=1 × Información × Probabilidad de Automatización | .208 | -.146 | 2.214 |
| | (.300) | (.133) | (2.449) |
| joven=1 × Finanzas e inmobiliarias × Probabilidad de Automatización | .464 | -.010 | -.421 |
| | (.341) | (.147) | (2.719) |
| joven=1 × Act. profesionales × Probabilidad de Automatización | .237 | .030 | .780 |
| | (.270) | (.117) | (2.182) |
| joven=1 × Act. administrativas × Probabilidad de Automatización | .246 | -.023 | -.039 |
| | (.261) | (.111) | (2.075) |
| joven=1 × Admin. pública y defensa × Probabilidad de Automatización | .281 | .009 | -2.540 |
| | (.270) | (.119) | (2.222) |
| joven=1 × Educación y salud × Probabilidad de Automatización | .340 | -.048 | -.465 |
| | (.278) | (.123) | (2.286) |
| joven=1 × Otros servicios × Probabilidad de Automatización | .129 | .109 | -.366 |
| | (.269) | (.118) | (2.181) |
| Constant | .136** | .290*** | 3.638*** |
| | (.064) | (.030) | (.585) |
| R ² | .082 | .044 | .16 |
| N | 31089 | 54402 | 51231 |

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

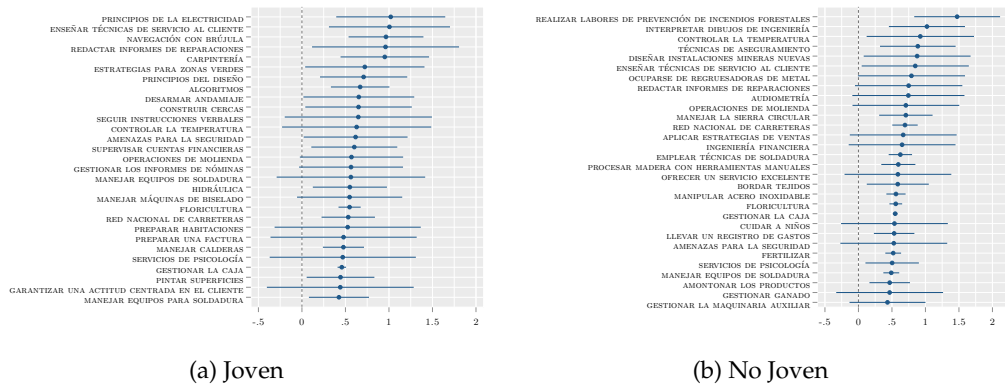


FIGURA A.1 Alta Automatización Habilidades (joven)

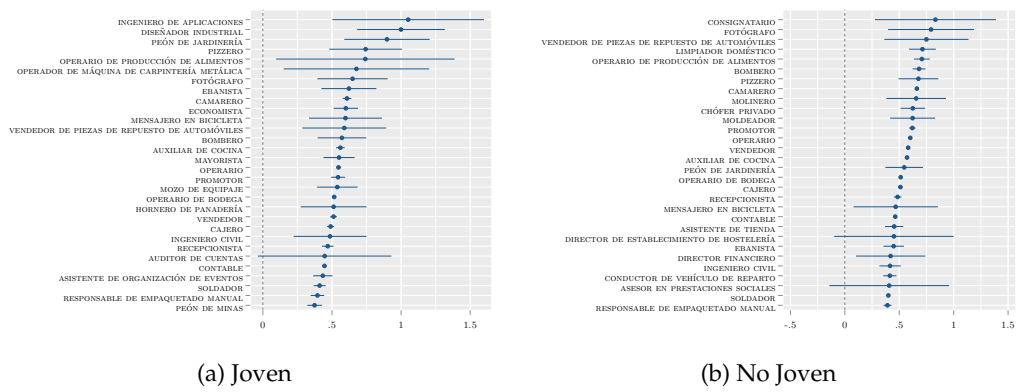


FIGURA A.2 Alta Automatización Ocupaciones (joven)

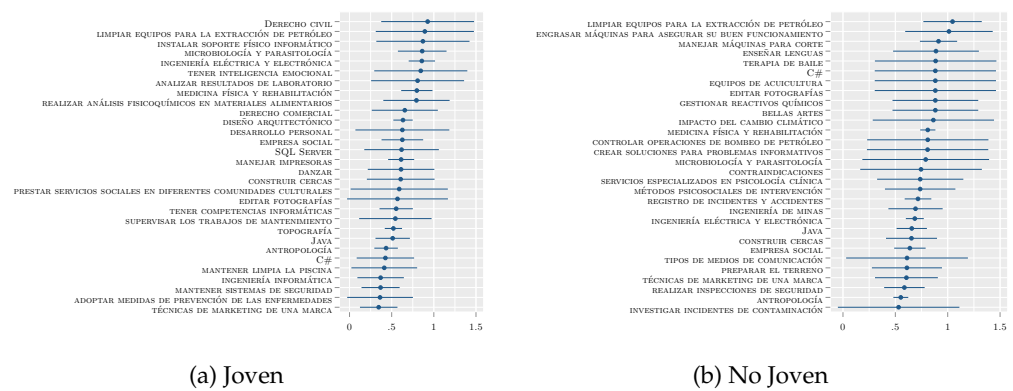


FIGURA A.3 Baja Automatización Habilidades (joven)

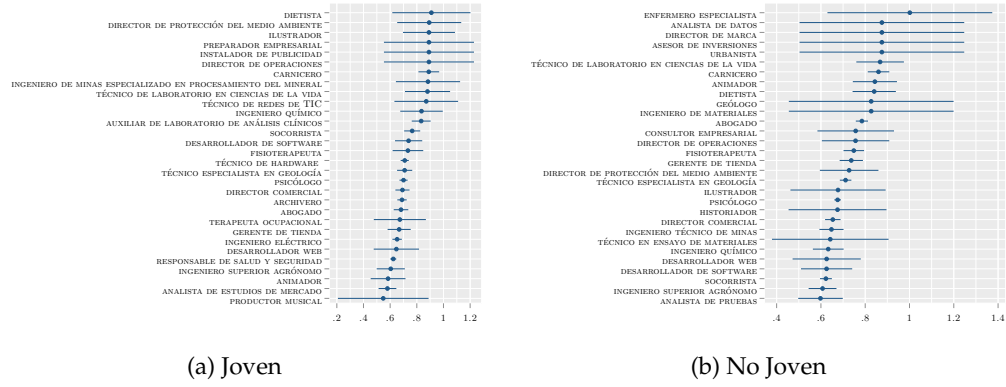


FIGURA A.4 Baja Automatización Ocupaciones (joven)