

CAF - WORKING PAPER #2025/01

First version: October 10, 2023

This version: 10 de julio de 2025

¿Empleos verdes, empleos de mejor calidad? Una mirada desde los datos de PIAAC

Lian Allub¹ | Fernando Álvarez² | Cristian Bonavida³ |
Martín Finkelstein⁴

¹CAF, Banco de Desarrollo de América Latina y el Caribe.
lallub@caf.com

²CAF, Banco de Desarrollo de América Latina y el Caribe.
falvarez@caf.com

³Carnegie Mellon
cbonavid@andrew.cmu.edu

⁴CAF, Banco de Desarrollo de América Latina y el Caribe.,
mfinkelstein@caf.com

Este trabajo utiliza datos de la encuesta PIAAC para analizar diferencias en la calidad del empleo entre ocupaciones verdes y no verdes, tomando el ingreso salarial como principal variable de interés. El análisis se centra en México, Chile y Ecuador, y compara sus dinámicas con las de países de la OCDE, diferenciando entre economías de ingresos altos y medios. Controlando por habilidades cognitivas y otras variables observables, se encuentran premios salariales asociados a empleos verdes en América Latina y en países OCDE de ingresos medios, pero no en los de ingresos altos. El estudio aporta a la literatura al destacar la relevancia de controlar por habilidades en contextos desarrollados y permite además aproximar otras dimensiones de calidad del empleo, como el riesgo de automatización, la formalidad, la satisfacción laboral y el acceso a capacitación. Estos resultados también tienden a mostrar un premio en los empleos verdes.

KEYWORDS

Salarios, Habilidades cognitivas , Empleos verdes, América Latina

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.

1 | INTRODUCCIÓN Y REVISIÓN DE LA LITERATURA

El cambio climático inducido por el hombre se ha vuelto un área de interés y debate tanto en esferas académicas como políticas. La preocupación por este fenómeno no es un hecho reciente, aunque, a partir de ciertos hitos globalmente relevantes, se encuentra cada vez más presente en la agenda de los gobiernos y en el interés de los ciudadanos. Las consecuencias directas e indirectas del cambio climático ya son visibles por fuera de discusiones estrictamente teóricas. Cambios en la temperatura global y en los patrones de precipitaciones; proliferación de eventos climáticos extremos; pérdida de biodiversidad; inseguridad alimentaria o variaciones en los patrones migratorios son algunas de las dificultades que el mundo ya está experimentando.

Dentro de las múltiples dimensiones que contribuyen al cambio climático, la producción y uso de energía se encuentra entre las principales fuentes, siendo la responsable de aproximadamente el 70 % de las emisiones a nivel mundial, lo que motivó la búsqueda de fuentes alternativas de generación y eficiencia en consumo promoviendo un nuevo proceso de transición energética. Al igual que otros procesos de cambios profundos en las formas de producción y consumo, como la globalización con su respectiva proliferación de la fragmentación productiva o la irrupción de la tecnología digital y la automatización, esta nueva transición energética ocasionará una transformación de la economía tal como la conocemos. En ese sentido, en este trabajo se abordan los efectos que la transición energética puede tener sobre los mercados laborales. La lógica detrás de la relación entre transición energética, motivada por el cambio climático, y mercados laborales es que, en busca de reducir los efectos nocivos sobre el medioambiente, será menester una transformación en la forma en la que producimos, vivimos y consumimos bienes y servicios. Es decir, es necesario un cambio en la matriz productiva, lo cual inevitablemente conllevará modificaciones en el mercado laboral, promoviendo la aparición o readecuación de algunas actividades y desalentando el crecimiento de otras.

Existe evidencia para pensar que el camino hacia una economía más verde no estará libre de externalidades que afecten a los trabajadores. Sectores particularmente contaminantes, como aquellos intensivos en la producción o en el consumo de combustibles fósiles, es esperable que acaben sufriendo pérdidas significativas en términos de empleo ([Hanson, 2023](#)). Como contracara, también es de esperar que la transición verde genere nuevos puestos de trabajo. [Wallach \(2022\)](#) sostiene que el saldo neto en términos de empleo sería positivo: para 2030, se podrían generar aproximadamente 10 millones de empleos a nivel mundial. [Montt et al. \(2018\)](#), en esta misma línea, sostienen que la mayoría de las economías podrían tener un saldo positivo en términos de creación de empleo en su camino hacia economías bajas en carbono.

El presente trabajo tiene como objetivo caracterizar los empleos verdes en tres países de América Latina y el Caribe (México, Ecuador y Chile), comparándolos tanto con los empleos no verdes como con la dinámica observada para estas mismas categorías ocupacionales en países de la OCDE. Para ello, se utiliza la base de datos PIAAC (Programme for the International Assessment of Adult Competencies), una encuesta aplicada en más de 40 países que busca medir competencias cognitivas y habilidades relevantes para el mundo laboral. PIAAC emplea un cuestionario estandarizado, lo que resulta especialmente valioso, ya que permite recolectar información comparable entre países y establecer criterios homogéneos, por ejemplo, al definir con precisión qué se entiende por empleo verde. Además, esta base de datos ofrece información detallada que facilita la caracterización de los empleos con alto potencial verde a partir de un amplio conjunto de variables relevantes, como la composición de tareas, los niveles de ingresos, la formalidad laboral, entre otros. Asimismo, PIAAC permite evaluar a las personas que ocupan estos tipos de empleo, mediante variables como

el nivel educativo alcanzado o los resultados obtenidos en las pruebas estandarizadas de habilidades que forman parte de la encuesta.

Los estudios sobre empleos verdes son vastos, pero disímiles entre sí. Una primera fuente de heterogeneidad entre los estudios analizados tiene que ver con la región estudiada. Como marcan [Porto et al. \(2022\)](#), la mayoría de la literatura de empleos verdes se focaliza en economías desarrolladas.

Otra fuente de variabilidad a la hora de trabajar con el concepto de empleos verdes surge por la propia definición sobre qué es efectivamente un empleo verde. [Janser \(2018\)](#) reconoce que, aunque el tópico ha sido ampliamente discutido, aún no hay definiciones o medidas unívocas, sino más bien la convivencia de varios enfoques. A lo largo de la literatura un empleo verde puede clasificarse, siguiendo diferentes criterios: de acuerdo con la pertenencia sectorial, según el modo de producción, o según el contenido de las tareas. En este trabajo se sigue el enfoque de contenido de las tareas. Por eso, resulta útil incorporar los criterios de verdor ya definidos por la base de datos O*NET (Occupational Information Network), así como hacen los trabajos de [Valero et al. \(2021\)](#) o [Porto et al. \(2022\)](#), por ejemplo.

O*NET provee un módulo específico en donde se toma un listado de 1100 ocupaciones y se las clasifica como verdes o no verdes. Siguiendo la línea de [Porto et al. \(2022\)](#), al hablar de empleos verdes, técnicamente nos estaremos refiriendo a empleos de alto potencial verde: es decir, empleos que se verán beneficiados a partir de una transición hacia una economía verde. Por lo tanto, Las ocupaciones listadas como no verdes no serán necesariamente ocupaciones contaminantes, sino simplemente ocupaciones que se presume que no aumentarán su demanda de forma directa o indirecta a partir de la transición hacia una economía neutral en carbono ([Valero et al., 2021](#)).

La forma en la que se definen los empleos verdes, así como la región que se analiza en cada uno de los trabajos, son factores de vital importancia a la hora de computar y contextualizar resultados. Para el caso de Estados Unidos, [Bowen et al. \(2018\)](#) documentan que, en 2014, aproximadamente un 20 % de los empleos eran considerados verdes. [Porto et al. \(2022\)](#), analizando datos para Argentina que comprenden el período 2015-2021, encuentran que el porcentaje de empleos verdes era cercano a un 25 %. [Lobsiger and Rutzer \(2021\)](#), por su parte, documentan que para Suiza el 16.7 % de la población ocupada se encuentra en ocupaciones con potencial verde, mientras que [Valero et al. \(2021\)](#) encuentran que un 17 % de los trabajadores de Reino Unido son catalogados como empleados en empleos verdes.

Más allá del tamaño del sector verde en el mercado laboral, la experiencia de estudios previos también ayuda a intuir las características esperadas de los trabajadores ocupados en empleos de alto potencial verde. [Porto et al. \(2022\)](#), trabajando con datos para Argentina encuentran que los empleos con potencial verde suelen ser ocupados por hombres, mayores en edad y personas con calificaciones altas. [Consoli et al. \(2016\)](#), por su parte, reportan que los trabajos verdes requieren de mayores habilidades abstractas, dependen más de la educación formal, de la experiencia laboral y de la capacitación en el trabajo.

En cuanto a trabajos focalizados en América Latina, [Cerimelo et al. \(2024\)](#) estudian diferenciales salariales entre empleos verdes y empleos no verdes para nueve de los principales países de América Latina, encontrando un premio salarial significativo en favor de los empleos verdes de entre 18 % y 22 %. Sin embargo, los mismos autores reconocen que el hecho de no contar con información de habilidades puede ser un limitante a la hora de estimar diferencias salariales. Un aporte crucial de nuestro trabajo es que, la naturaleza de la base utilizada nos permite calcular diferenciales salariales considerando también diferencias en habilidades.

[Valero et al. \(2021\)](#), usando datos de Reino Unido identifican que los empleos verdes presentan mejores indicadores en dimensiones relacionadas a la calidad que sus contrapartes.

Los autores documentan que, entre otros resultados, las ocupaciones verdes en Reino Unido reportan mayores niveles salariales, así como también sufren de menores riesgos de automatización. [Vona et al. \(2019\)](#), por su parte, incorporando datos para EEUU también encuentran un premio salarial en los empleos verdes.

2 | BASES DE DATOS Y DEFINICIÓN DE LA VARIABLE DE VERDOR

El primer paso para el estudio de los efectos de la transición energética en los mercados laborales pasa por definir qué es considerado un empleo verde y qué no lo es. Aquí usaremos como definición de verdor las categorizaciones propuestas por O*NET¹. O*NET divide a las ocupaciones verdes en tres grandes grupos: *Green New and Emerging Occupations*; *Green Enhanced Skills Occupations* and *Green Increased Demand Occupations*.

La categoría *Green New and Emerging Occupations* identifica a aquellas ocupaciones que surgen a partir de la transición hacia una nueva economía. Estas ocupaciones pueden ser enteramente nuevas, o pueden crearse a través de una modificación de ocupaciones ya existentes. Algunos ejemplos de ocupaciones clasificadas bajo esta categoría son: técnicos de plantas hidroeléctricas o instaladores de paneles solares. Las ocupaciones calificadas como *Green Enhanced Skills Occupations* son aquellas que ven alteradas las tareas, habilidades o requerimientos de conocimiento a partir de la transición hacia una economía verde. Algunos ejemplos de ocupaciones pertenecientes a esta categoría podrían ser: trabajadores de la construcción, ingenieros nucleares o analistas financieros.

Por último, existen ocupaciones clasificadas como *Green Increased Demand Occupations*. Estas ocupaciones se vuelven más demandadas a partir de la transición hacia una economía baja en emisiones, pero no experimentan cambios significativos en sus tareas. Se trata de ocupaciones que actúan como soporte de la economía verde, sin contener necesariamente tareas verdes. Por ejemplo: electricistas, ingenieros industriales o químicos. [Valero et al. \(2021\)](#) identifican a los dos primeros grupos como “directamente verdes”, mientras que definen al tercer grupo como “indirectamente verde”.

Al querer incorporar en PIAAC las clasificaciones de verdor propuestas por O*NET, es preciso trabajar con nomenclaturas homogéneas, o, al menos, comparables entre las bases. Aunque ambas bases no reportan información bajo las mismas categorizaciones ocupacionales, afortunadamente O*NET provee un crosswalk que permite pasar de la desagregación ocupacional provista en esa base (8 dígitos del clasificador SOC) a la nomenclatura usada en PIAAC (ISCO a 4 dígitos). Sin embargo, dados los distintos grados de desagregación el traspaso entre ocupaciones no se dará de forma única. Es decir, cada ocupación de PIAAC podrá estar emparentada con más de una ocupación de O*NET. Por eso, la variable de verdor correspondiente a cada ocupación de PIAAC se ubicará en un continuo entre 0 y 1². A modo de ejemplo: supongamos una ocupación de PIAAC que tiene su contraparte en cuatro ocupaciones de O*NET, de las cuales una es identificada como empleo verde y las otras tres son considerados empleos no verdes. Haciendo un promedio simple, esta ocupación obtendría un puntaje de verdor de 0,25. Ante esta situación, surge una pregunta inevitable: al no contar con una calificación dicotómica, ¿cómo definimos de manera consistente qué es y qué no es una ocupación verde?

En el trabajo clasificamos entonces a los empleos en tres categorías. Un empleo será

¹O*NET provee una clasificación de verdor que toma como referencia la caracterización ocupacional de Estados Unidos. Para poder utilizar esta clasificación en los países de la muestra debemos asumir que aquellas ocupaciones identificadas como verdes en Estados Unidos también lo serán en la estructura ocupacional de otros países.

²Se presenta a modo ilustrativo el Cuadro A.2 en el anexo que ejemplifica el cruce entre ocupaciones PIAAC y sus comparativos de la O*NET. Cada ocupación PIAAC puede estar asociada a una o más ocupaciones O*NET

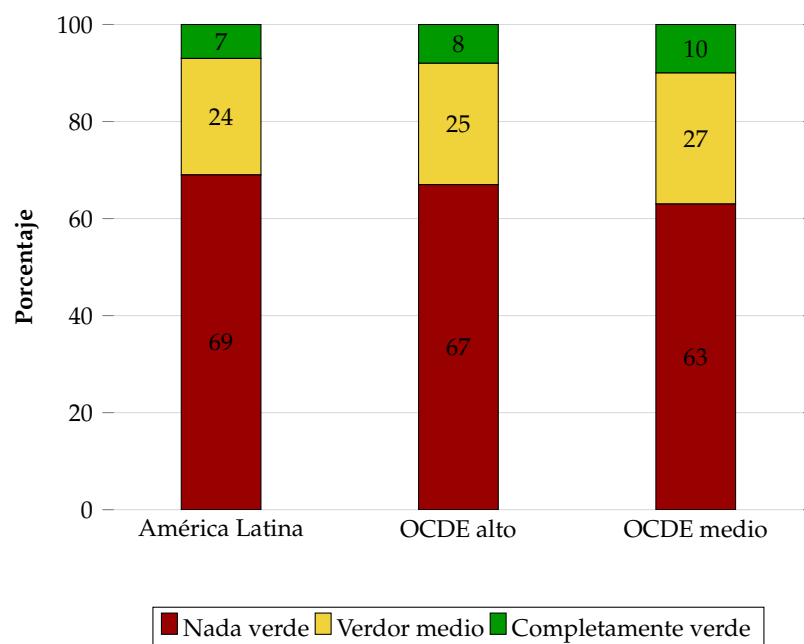
“completamente verde” cuando el índice de verdor tome valor 1. Es decir, son ocupaciones de PIAAC que están compuestas únicamente por ocupaciones clasificadas como verdes según O*NET. Un empleo será “nada verde”, en cambio, cuando ninguna de las ocupaciones de O*NET sean ocupaciones verdes. Mientras tanto, las ocupaciones de verdor medio son aquellas que están compuestas por un conjunto de ocupaciones, tanto verdes como no verdes.

Uno de los objetivos principales de este estudio es proporcionar información específica para América Latina. Al mismo tiempo, es importante escoger un benchmark para poder comparar los resultados obtenidos para América Latina con regiones en un estado más avanzado de desarrollo. Para ello, utilizamos países de la OCDE como referencia. Se utilizan 3 países de LATAM que son para los únicos que PIAAC provee información completa, y 14 países de la OCDE. Sin embargo, al interior de la OCDE también existe heterogeneidad y por ello separamos a este grupo en dos categorías de acuerdo a su nivel de ingreso. Por lo tanto, a lo largo del artículo utilizamos las siguientes categorizaciones:

1. Países de Latinoamérica: Chile, Ecuador y México.
2. Países de la OCDE de ingresos altos: Bélgica, Corea del Sur, Dinamarca, España, Francia, Holanda, Italia, Japón, Reino Unido.
3. Países de la OCDE ingresos medios: Eslovaquia, Eslovenia, Israel, Lituania, Polonia

Cada país, y, por ende, cada región, se caracteriza por poseer su propia estructura ocupacional. Usando los datos de la PIAAC, la figura 1 evidencia el tamaño del sector verde en cada región (OCDE ingresos altos, OCDE ingresos medios y América Latina).

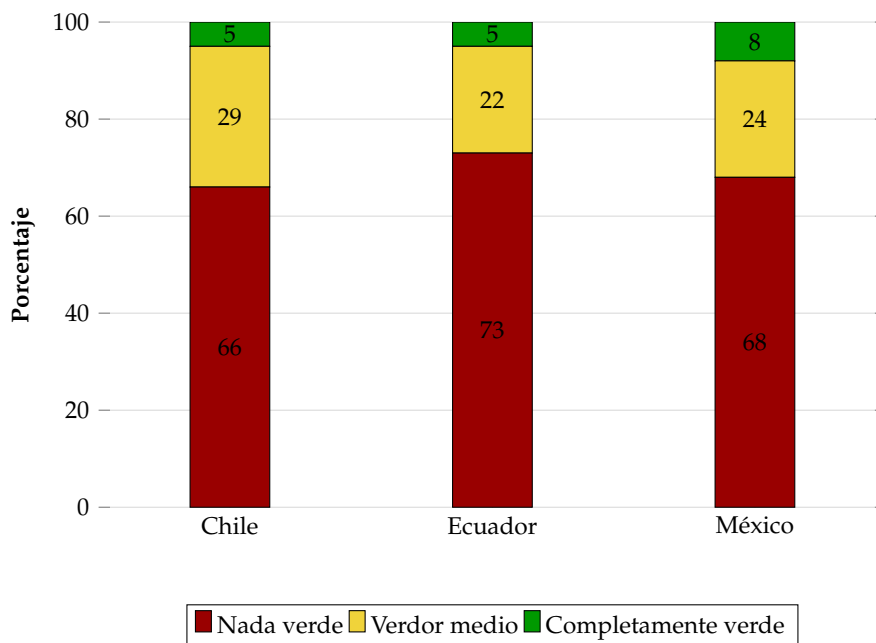
FIGURA 1 Niveles de verdor de los empleos asalariados en América Latina y la OCDE



La figura 2 presenta información análoga al gráfico 1, pero haciendo foco en los 3 países disponibles de América Latina.

Las figuras 1 y 2 caracterizan al sector verde en términos estrictamente descriptivos. De allí se puede concluir que el tamaño del sector verde es apenas menor en América Latina comparado con el grupo de países de la OCDE tanto de ingresos altos como de ingresos me-

FIGURA 2 Niveles de verdor de los empleos asalariados en países de América Latina



dios. Focalizando en Latinoamérica, se puede ver que el porcentaje de personas en empleos verdes es bastante similar entre países, mientras que se encuentra cierta heterogeneidad entre los sectores “nada verdes” y los de verdor medio.

Por una cuestión de claridad metodológica, en este trabajo nos enfocaremos exclusivamente en contrastar empleos completamente verdes con empleos sin ningún componente verde. Esta decisión permite eliminar las ambigüedades asociadas a los empleos con verdor intermedio ofreciendo una comparación más nítida entre los extremos.

Una ventaja de este trabajo es que utiliza variables de verdor homogeneizadas entre países. Más allá de que existen múltiples estudios que se adentran en el sector verde, la diferencia en las definiciones de verdor, así como en las bases de datos usadas como insumo, comprometen la comparabilidad de los resultados entre países a lo largo de la literatura de referencia. Trabajar con PIAAC, en cambio, permite obtener resultados comparables entre países. Se usa una misma base, con un cuestionario homogeneizado. Por último, el hecho de incorporar al análisis países de Latinoamérica, es en sí mismo una contribución relevante: a diferencia de lo que ocurre en los países desarrollados, la evidencia para la región en temas de empleo verde no es abundante (Porto et al., 2022).

Finalmente, PIAAC tiene la ventaja de proveer datos estandarizados en pruebas de habilidades cognitivas. Este es un aspecto superador de esta base respecto a otras fuentes de información similares que generalmente no contienen información sobre habilidades. Estas variables son particularmente útiles para captar medidas de capital humano complementarias al nivel educativo del entrevistado. Se analizan tres tipos de habilidades cognitivas: numeracy, literacy y digital problem solving. Las pruebas de numeracy buscan evaluar a los individuos encuestados en el uso de habilidades matemáticas y habilidades computacionales básicas. Las pruebas de literacy, miden la habilidad de los encuestados para entender, usar y responder textos escritos de forma apropiada. Por último, las pruebas de digital problem solving, evalúan la habilidad de los encuestados para acceder e interpretar información digital.

3 | COMPARACIONES PRELIMINARES

A la hora de analizar diferencias entre empleos verdes y no verdes, una pregunta fundamental que surge como primer paso es quienes trabajan en empleos verdes. Para dar respuesta a esta primera cuestión, se realiza una comparación descriptiva entre empleos de alto potencial verde con empleos de nulo potencial verde pasando por alto a los empleos de potencial verde medio. De esta manera, como ya se anticipó en la sección anterior, podemos analizar diferencias entre trabajadores evitando ambigüedades en la clasificación de empleos según su nivel de verdor. Adicionalmente se separan los cálculos por región. Por un lado el conjunto de países de América Latina, por el otro los países que conforman ambas categorías OCDE. El Cuadro 1 describe estas diferencias observables.

Focalizando en América Latina, se pueden observar marcadas diferencias en varios aspectos: en el porcentaje de hombres empleados, en la probabilidad de estar empleado en firmas grandes, en desempeñarse en el sector privado y en trabajar jornada completa. También se ven diferencias en la intensidad de tareas abstractas (siendo los empleos verdes más intensivos en este tipo de tareas), no así en la intensidad de tareas rutinarias ³. Se ve una marcada diferencia también en términos de salarios (medidos como el logaritmo natural del salario horario). Para el conjunto de los países de la OCDE, tanto de ingresos medios como ingresos altos se observan tendencias similares a las de América Latina al analizar diferencias según el nivel de verdor de empleos, aunque cabe destacar mayores niveles absolutos en variables como la probabilidad de encontrarse en un empleo formal o mismo diferencia en términos de género. Los empleos verdes muestran un porcentaje sensiblemente mayor de trabajadores hombres en relación con sus pares no verdes.

CUADRO 1 Caracterización regional de la fuerza laboral según el nivel de verdor de las ocupaciones

	América Latina		OCDE Alto		OCDE Medio	
	No Verde	Verde	No Verde	Verde	No Verde	Verde
Ingresos	1.70	1.91	2.67	2.81	2.11	2.21
Hombre	0.51	0.73	0.41	0.80	0.36	0.80
Educ.Alta	0.24	0.20	0.40	0.34	0.39	0.27
Edad	36.01	37.13	40.43	40.63	39.01	39.99
Firma Grande	0.55	0.78	0.70	0.79	0.74	0.73
S.Privado	0.78	0.92	0.72	0.89	0.61	0.82
Formal	0.64	0.79	0.91	0.94	0.89	0.93
Tiempo Completo	0.70	0.87	0.68	0.89	0.82	0.92
Abstracto	-0.08	0.26	-0.09	0.10	-0.11	-0.06
Rutinario	0.10	0.08	0.12	0.13	0.06	0.11

Sin embargo, antes de caer en conclusiones apresuradas, es importante recordar que el Cuadro 1 describe las diferencias observables entre empleos verdes y no verdes según región, pero lo hace de forma no condicionada. Es decir, estas diferencias porcentuales sólo

³Tanto para la clasificación de variables abstractas y rutinarias el trabajo se basa en contribuciones ampliamente extendidas en la literatura de referencia como por ejemplo [Autor et al. \(2003\)](#), [Marcolin et al. \(2019\)](#) o [De La Rica et al. \(2020\)](#). Sin embargo la definición exacta de las variables de intensidad de tareas rutinarias y abstractas sigue de forma idéntica a la clasificación utilizada en [Bonavida \(2022\)](#) donde también se codifican estas variables a partir de la encuesta PIAAC

reflejan diferencias no condicionadas entre los empleos verdes y no verdes por región, que podrían estar explicadas por diferentes factores. El Cuadro A.1 en el anexo caracteriza a los empleos verdes y no verdes por región a través de regresiones de mínimos cuadrados ordinarios. Los resultados muestran que existe, para las tres agrupaciones de países, una correlación significativa y robusta entre estar en un empleo verde y ser hombre, estar en una firma grande, encontrarse en el sector privado, trabajar a tiempo completo y desempeñar un trabajo con mayor intensidad de tareas abstractas. Este ejercicio, aunque menos intuitivo que el Cuadro 1, aproxima de manera más precisa las diferencias entre trabajadores en empleos verdes y no verdes.

Habiendo caracterizado quiénes trabajan en los empleos verdes, en las próximas secciones estudiamos diferencias de calidad entre empleos verdes y empleos no verdes.

4 | ¿SON LOS EMPLEOS VERDES MEJORES EMPLEOS?

En esta sección nos proponemos aproximar qué características y condiciones diferentes se observan entre empleos de acuerdo a su nivel de verdor. Más concretamente, interesa saber si los empleos difieren en términos de calidad según su verdor computado. La calidad de un empleo estará aproximada por tres dimensiones: i) brecha salarial, es decir si los empleos verdes están mejor pagados; ii) riesgo de ser automatizados, es decir si poseen menores riesgos de ser automatizados en un futuro próximo; iii) variables que aproximan la autopercepción del empleado sobre la calidad del puesto de trabajo. Para ello recurrimos a regresiones de mínimos cuadrados ordinarios controlando por características observables del empleo y de los empleados.

4.1 | Premios de ingresos salariales

Aunque la evidencia sugiera que los trabajos verdes tienden a reportar mayores ingresos laborales que sus pares no verdes, esto puede deberse a características de los propios trabajadores desempeñándose en empleos verdes. Por ejemplo, que estén más educados, tengan más experiencia, sean más hábiles, o incluso que se encuentren empleados en sectores de la economía que paguen, en promedio, mejores salarios. Para aproximar diferencias en ingresos laborales, buscando aislar correlaciones utilizamos ecuaciones de Mincer ([Mincer, 1974](#)).

Se contemplan para ello, 4 ecuaciones diferentes. En todas se toma como variable dependiente el salario de los encuestados y se analiza la correlación existente con el nivel de verdor de las ocupaciones. El salario es medido como el logaritmo natural del salario horario de cada trabajador. La primera especificación contempla únicamente una regresión entre salarios y el nivel de verdor, controlando por efectos fijos de país. La segunda especificación tiene como variables de control, además de los efectos fijos de país, la edad del encuestado, su género, su nivel educativo y la educación de los padres, variables que llamaremos controles básicos. En la tercera especificación se agrega formalidad, el hecho de trabajar en el sector privado, experiencia laboral, el tamaño de la firma y si el empleado ocupa un puesto a tiempo completo, resumido en la variable controles extra en los Cuadros de resultados. En la última especificación se suman lo que llamaremos controles "PIAAC": capacitación laboral, intensidad de tareas abstractas y rutinarias y habilidades de *numeracy* y *literacy* que surgen a partir de las pruebas estandarizadas PIAAC.

$$\text{Ingreso} = \beta_0 + \beta_1 \text{verdor} + \text{pais } x_2 + \epsilon_i \quad (1)$$

$$\text{Ingreso} = \beta_0 + \beta_1 \text{verdor} + \text{pais } x_2 + \beta_3 x_3 + \epsilon_i \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \text{Ingreso} = & \beta_0 + \beta_1 \text{verdor} + \text{pais } x_2 + \beta_3 x_3 + \text{formal } x_4 \\ & + \text{full time } x_5 + \text{t.firma } x_6 + \text{experiencia } x_7 + \text{s.privado } x_8 + \epsilon_i \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \text{Ingreso} = & \beta_0 + \beta_1 \text{verdor} + \text{pais } x_2 + \beta_3 x_3 + \text{formal } x_4 \\ & + \text{full time } x_5 + \text{t.firma } x_6 + \text{experiencia } x_7 + \text{s.privado } x_8 + \text{PIAAC } x_9 + \epsilon_i \end{aligned} \quad (4)$$

Los resultados separados por región, se presentan en el Cuadro 2 (conjunto de países de América Latina), el Cuadro 3 (conjunto de países OCDE ingresos altos) y el Cuadro 4 (conjunto de países OCDE ingresos medios).

CUADRO 2 LATAM. Logaritmo natural del salario horario

Verdor alto	0.22*** (0.06)	0.22*** (0.05)	0.24*** (0.05)	0.22*** (0.05)
Edu.Media		0.26*** (0.04)	0.20*** (0.04)	0.10** (0.04)
Edu.Alta		0.84*** (0.06)	0.72*** (0.06)	0.53*** (0.06)
Hombre		0.07* (0.04)	0.06* (0.04)	0.04 (0.03)
N	4376	4376	4376	4376
S. Controles Básicos	No	Sí	Sí	Sí
Controles Extra	No	No	Sí	Sí
Controles PIAAC	No	No	No	Sí

El Cuadro 2 documenta que la diferencia condicionada entre ingresos salariales de los empleos verdes y no verdes para el conjunto de países de América Latina es de entre 22 % y 24 % (según la especificación utilizada). Estas diferencias se mantienen relativamente estables al agregar los distintos conjuntos de controles, incluso considerando la inclusión de controles PIAAC entre los cuales se encuentran las pruebas de habilidades de *numeracy* y *literacy*. Esto apunta a que la brecha salarial no puede explicarse únicamente por las variables observadas, sino que estaría vinculada al carácter propio de los empleos verdes y a atributos no capturados por los controles incluidos.

En el Cuadro 3 se presentan los resultados correspondientes a los países de ingresos altos de la OCDE. En la primera especificación, se evidencia un premio salarial por desempeñarse en empleos verdes, aunque este efecto se atenúa gradualmente a medida que se incorporan los controles pertinentes. Al añadirse variables adicionales, como las características demográficas y del contexto laboral, dicha prima se reduce significativamente. Finalmente, en la especificación completa (que incluye todos los controles relevantes, entre ellos los resultados de las pruebas PIAAC de habilidades) el premio salarial desaparece por completo, lo que indica que el premio verde no es estadísticamente significativa una vez se ajusta por las

diferencias en habilidades y otras condiciones de fondo.

CUADRO 3 OCDE Ingresos altos. Logaritmo natural del salario horario

Verdor alto	0.13*** (0.02)	0.06*** (0.02)	0.03** (0.02)	0.02 (0.01)
Edu.Media		0.14*** (0.01)	0.10*** (0.01)	0.03*** (0.01)
Edu.Alta		0.44*** (0.01)	0.35*** (0.01)	0.20*** (0.02)
Hombre		0.23*** (0.01)	0.16*** (0.01)	0.14*** (0.01)
N	18436	18436	18436	18436
S. Controles Básicos	No	Sí	Sí	Sí
Controles Extra	No	No	Sí	Sí
Controles PIAAC	No	No	No	Sí

Este análisis secuencial no solo permite identificar el punto en que se diluye el efecto verde, sino también resaltar la importancia de incorporar controles exhaustivos para evitar atribuciones erróneas. Asimismo, ofrece una narrativa clara y progresiva, reduciendo posibles ambigüedades sobre el verdadero impacto de la condición “verde” en la retribución salarial.

El Cuadro 4, replica el ejercicio pero utilizando como referencia los países de ingresos medios de la OCDE. Vemos allí una tendencia diferente que lo que se observaba para los países OCDE de ingresos altos, y más similar a lo que se observa para el caso de América Latina. En el Cuadro 4 el premio salarial de los empleos verdes se mantiene a lo largo de las especificaciones, aunque reduce levemente su magnitud, pasando de 11 % en la especificación solo con efectos fijos a 8 % en la especificación completa. Además los niveles se encuentran muy por debajo de los observados en los países de América Latina, y en línea con los observados en los países OCDE de ingresos altos. Esto parece sugerir que el premio verde está relacionado con el estado de desarrollo de los países, tendiendo a reducirse o desaparecer a medida que el desarrollo es mayor.

Finalmente, el Cuadro 5 ofrece un análisis focalizado en América Latina, para lo cual se presentan los resultados desagregados para cada uno de los países de la región para los cuales se dispone de información: Chile, Ecuador y México. Este análisis muestra que la prima salarial de los empleos verdes se encuentra concentrada en México, y en menor medida en Chile (diferencias de entre 26 y 28 % y 14 y 15 % respectivamente). Para Ecuador la prima salarial se encuentra en torno al 5 %, pero esta diferencia no es significativa estadísticamente.

CUADRO 4 OCDE Ingresos medios. Logartimo natural del salario horario

Verdor alto	0.11*** (0.03)	0.10*** (0.03)	0.09*** (0.03)	0.08*** (0.03)
Edu.Media		0.11*** (0.04)	0.08** (0.04)	0.01 (0.04)
Edu.Alta		0.61*** (0.04)	0.52*** (0.04)	0.35*** (0.04)
Hombre		0.14*** (0.02)	0.12*** (0.02)	0.12*** (0.02)
N	9550	9550	9550	9550
S. Controles Básicos	No	Sí	Sí	Sí
Controles Extra	No	No	Sí	Sí
Controles PIAAC	No	No	No	Sí

CUADRO 5 Logartimo natural del salario horario por país

	Chile	Chile	Ecuador	Ecuador	Mexico	Mexico
Verdor alto	0.14* (0.08)	0.15*** (0.06)	0.08 (0.14)	0.05 (0.15)	0.28*** (0.06)	0.26*** (0.06)
Edu.Media	0.20*** (0.07)	0.08* (0.04)	0.16*** (0.06)	0.09 (0.06)	0.19*** (0.05)	0.09 (0.05)
Edu.Alta	0.63*** (0.08)	0.38*** (0.06)	0.45*** (0.08)	0.32*** (0.07)	0.76*** (0.07)	0.56*** (0.08)
Hombre	0.14** (0.06)	0.09** (0.04)	0.15*** (0.05)	0.15*** (0.05)	0.04 (0.05)	0.02 (0.04)
N	1602	1602	1220	1220	1554	1554
Controles Básicos	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Controles Extra	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Controles PIAAC	No	Sí	No	Sí	No	Sí

4.1.1 | Entendiendo los premios salariales

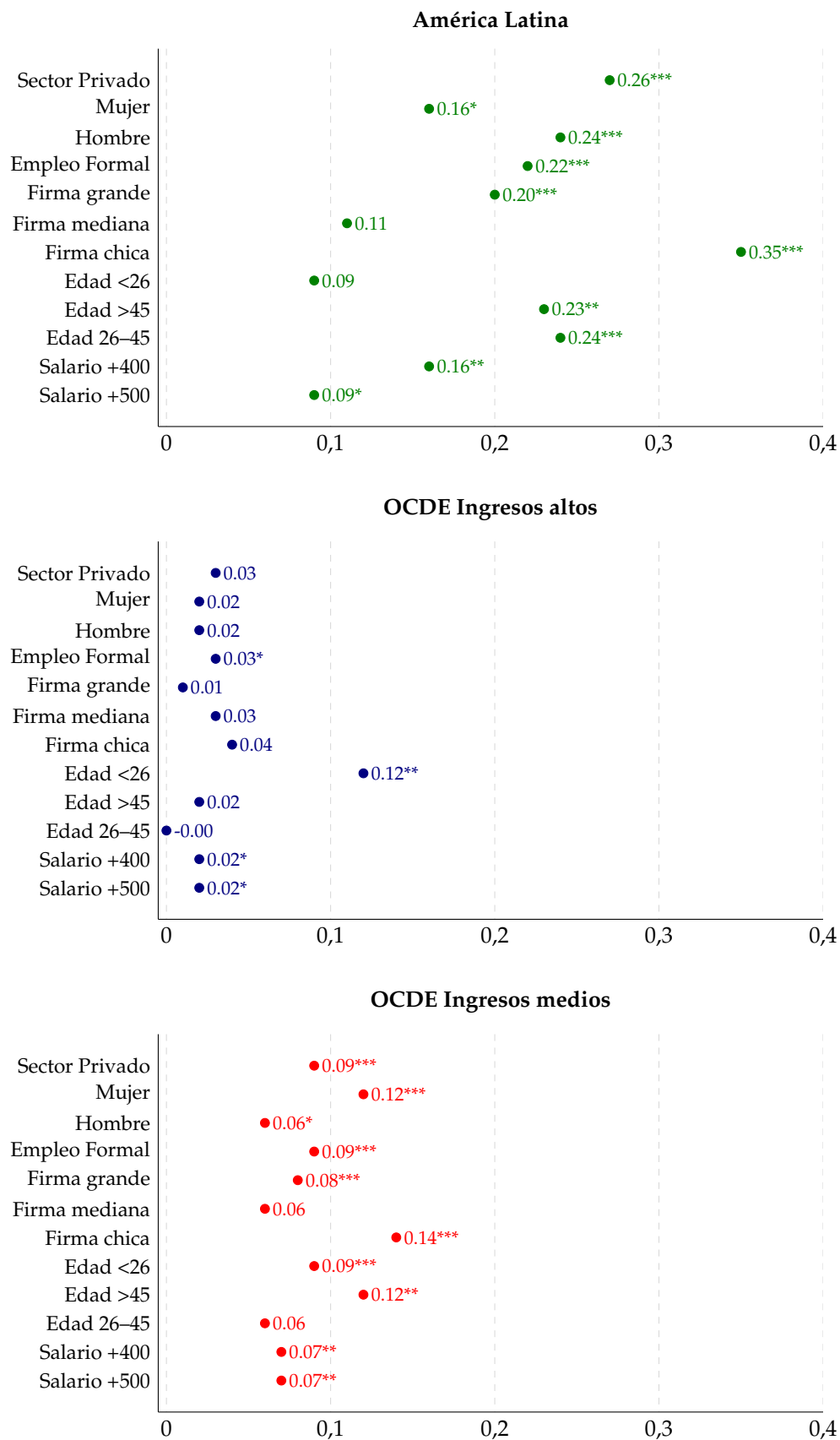
La Figura 3 busca arrojar luz sobre los factores que explican los premios salariales asociados a los empleos verdes, así como las heterogeneidades que se observan entre regiones. Para ello, se replican de forma iterativa las regresiones presentadas en la sección anterior, restringiendo la muestra a distintos subgrupos de interés. El análisis toma como referencia la especificación número 4, que incluye el conjunto más amplio de variables de control disponibles. Sin embargo, dicho set se ajusta en función de las características del subgrupo analizado. Por ejemplo, al examinar únicamente a trabajadores del sector privado, la variable indicadora de dicho sector se excluye de los controles, ya que deja de aportar variabilidad dentro de la muestra. La figura se estructura en tres paneles, uno por cada región, y presenta los coeficientes estimados del premio salarial asociado a los empleos verdes para cada subgrupo.

En el caso de América Latina, los resultados revelan que el premio salarial se mantiene en casi todas las submuestras analizadas, y lo hace con una magnitud considerable. Por ejemplo, entre los trabajadores del sector privado, se estima un premio de aproximadamente 26 puntos porcentuales, lo que representa una brecha salarial significativa. Asimismo, se observa un gradiente de género: el efecto positivo sobre los salarios es más pronunciado en los hombres que en las mujeres. Otro hallazgo relevante es que los diferenciales salariales tienden a concentrarse en los trabajadores de mayor edad, mientras que entre los jóvenes menores de 26 años no se detectan efectos estadísticamente significativos. Por otro lado, al restringir la muestra a empleos con ingresos mensuales superiores a los 500 dólares, el premio salarial persiste, aunque con menor intensidad. Esto sugiere que una parte del diferencial observado podría estar impulsado por la comparación con empleos no verdes de muy bajos ingresos, lo que introduce un sesgo en la magnitud estimada del premio.

En contraste, en los países de altos ingresos de la OCDE, la evidencia empírica muestra que los premios salariales asociados a los empleos verdes son en su mayoría no son significativamente distintos de 0. La única excepción corresponde al grupo de trabajadores jóvenes menores de 26 años, para quienes sí se detecta un premio positivo. Este hallazgo resulta consistente con lo reportado en el Cuadro 3. En cuanto al análisis restringido por nivel de ingreso, al excluir a los trabajadores con ingresos inferiores a los 500 dólares mensuales, aparece un premio salarial leve. No obstante, el coeficiente asociado es bajo tanto en términos de magnitud como de significación estadística, lo que sugiere que el efecto en dicha especificación es marginal.

Por último, el panel correspondiente a los países de ingresos medios de la OCDE presenta un panorama intermedio. Los resultados son, en líneas generales, coherentes con los hallazgos de la especificación principal, aunque con algunas particularidades. En esta región, el premio salarial es más elevado entre las mujeres que entre los hombres, revirtiendo el patrón observado en América Latina. Además, si bien se observan coeficientes significativos y robustos en la mayoría de los subgrupos analizados, no se encuentra un efecto claro en el grupo etario de entre 26 y 45 años. Este resultado, sin embargo, se mantiene robusto, en magnitud y significatividad, incluso al excluir del análisis a los trabajadores con ingresos bajos, lo que refuerza su validez.

FIGURA 3 Premios salariales restringidos por sub-muestra



4.2 | Riesgos de automatización: intensidad de tareas abstractas y rutinarias

Un aspecto complementario a los salarios, a la hora de aproximar calidad de los empleos tiene que ver con la intensidad de tareas rutinarias y abstractas que los mismos conllevan. La intuición por detrás de este abordaje es que cuanto mayor sea la intensidad de tareas rutinarias de un empleo, o, en contraposición, menor la intensidad de tareas abstractas, más probable es que la ocupación se enfrente en un futuro cercano a procesos de automatización, y por lo tanto mayor probabilidad de que ese empleo pueda desaparecer. En mercados laborales afectados por constantes cambios tecnológicos, en donde el riesgo de automatización de los empleos está cada vez más presente, esta caracterización no es para nada trivial.

La evidencia previa muestra que los empleos de alto potencial verde reportan menores índices de rutinización que sus pares no verdes. [Vona et al. \(2018\)](#) encuentran evidencia de este tipo, así como [Consoli et al. \(2016\)](#), quienes reportan que los trabajos verdes demandan, entre otras características, de mayores habilidades abstractas. [Valero et al. \(2021\)](#), por su parte, documentan que los empleos directos de alto potencial verde (Green Enhanced Skills y Green New and Emerging) tienen menores riesgos de automatización. Adaptando las regresiones a las formas funcionales del apartado anterior, los Cuadros 6, 7 y 8 reportan la intensidad de tareas abstractas y rutinarias por región para la población asalariada para las tres regiones analizadas. Las variables de intensidad de tareas rutinarias y abstractas se construyen siguiendo la metodología empleada por [Bonavida \(2022\)](#).

CUADRO 6 LATAM. Intensidad de tareas abstractas y rutinarias

	Abs.	Abs.	Abs.	Rut.	Rut.	Rut.
Verdor alto	0.35*** (0.09)	0.28*** (0.09)	0.27*** (0.09)	-0.03 (0.07)	-0.07 (0.07)	-0.07 (0.07)
Edu.Media		0.40*** (0.06)	0.38*** (0.06)		-0.21*** (0.06)	-0.19*** (0.06)
Edu.Alta		0.81*** (0.07)	0.77*** (0.07)		-0.46*** (0.06)	-0.42*** (0.06)
Hombre		0.12*** (0.05)	0.13*** (0.05)		-0.01 (0.04)	-0.02 (0.04)
N	4376	4376	4376	4376	4376	4376
S. Controles Básicos	No	Sí	Sí	No	Sí	Sí
Controles Extra	No	Sí	Sí	No	Sí	Sí
Controles PIAAC	No	No	Sí	No	No	Sí

CUADRO 7 OCDE Ingresos Altos. Intensidad de tareas abstractas y rutinarias

	Abs.	Abs.	Abs.	Rut.	Rut.	Rut.
Verdor alto	0.18*** (0.03)	0.09*** (0.03)	0.08*** (0.03)	-0.00 (0.03)	0.02 (0.03)	0.03 (0.03)
Edu.Media		0.31*** (0.03)	0.24*** (0.02)		-0.28*** (0.03)	-0.20*** (0.03)
Edu.Alta		0.65*** (0.03)	0.54*** (0.03)		-0.52*** (0.03)	-0.38*** (0.03)
Hombre		0.15*** (0.02)	0.12*** (0.02)		0.04* (0.02)	0.06*** (0.02)
N	18436	18436	18436	18436	18436	18436
S. Controles Básicos	No	Sí	Sí	No	Sí	Sí
Controles Extra	No	Sí	Sí	No	Sí	Sí
Controles PIAAC	No	No	Sí	No	No	Sí

CUADRO 8 OCDE Ingresos Medios. Intensidad de tareas abstractas y rutinarias

	Abs.	Abs.	Abs.	Rut.	Rut.	Rut.
Verdor alto	0.06 (0.06)	0.13** (0.05)	0.12** (0.05)	0.03 (0.06)	-0.07 (0.05)	-0.06 (0.06)
Edu.Media		0.29*** (0.05)	0.24*** (0.04)		-0.24*** (0.07)	-0.17*** (0.06)
Edu.Alta		0.89*** (0.06)	0.77*** (0.06)		-0.65*** (0.07)	-0.52*** (0.07)
Hombre		0.06 (0.03)	0.05 (0.03)		0.05 (0.04)	0.06* (0.03)
N	9550	9550	9550	9550	9550	9550
S. Controles Básicos	No	Sí	Sí	No	Sí	Sí
Controles Extra	No	Sí	Sí	No	Sí	Sí
Controles PIAAC	No	No	Sí	No	No	Sí

La conclusión a partir de estas estimaciones es que los empleos verdes están correlacionados en las tres regiones con una mayor intensidad de tareas abstractas, aún controlando por un amplio set de observables. Estas correlaciones se mantienen aún controlando por las habilidades de los trabajadores lo que implicaría que la diferencia en las tareas realizadas no depende de las habilidades observadas de los trabajadores sino más bien del propio puesto de trabajo. En términos de magnitud, sobresale considerablemente la región latinoamericana, donde la brecha en la intensidad de tareas abstractas es de entre 27 y 35 puntos porcentuales. Esta relación no se comprueba en cuanto a tareas rutinarias donde no vemos diferencias significativas según los niveles de verdor de los empleos en ninguna de las tres regiones.

Por último, restringiendo la muestra a cada uno de los países de América Latina, corremos las mismas regresiones de forma intercalada para Chile, Ecuador y México. Los Cuadros 9 y 10 muestran que en Ecuador y México los empleos verdes tienen una mayor intensidad de tareas abstractas. En Chile no se observa esta relación. En cuanto a la intensidad de tareas rutinarias, no se observan diferencias estadísticamente significativas entre empleos verdes y no verdes.

CUADRO 9 Habilidades abstractas por país LATAM

	Chile	Chile	Ecuador	Ecuador	Mexico	Mexico
Verdor Alto	0.06 (0.16)	0.06 (0.09)	0.31*** (0.11)	0.23*** (0.11)	0.32*** (0.11)	0.30*** (0.11)
N	1602	1602	1220	1220	1554	1554
Controles extra	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Controles PIAAC	No	Sí	No	Sí	No	Sí

CUADRO 10 Habilidades rutinarias por país LATAM

	Chile	Chile	Ecuador	Ecuador	Mexico	Mexico
Verdor Alto	0,07 (0,18)	0,07 (0,18)	0,04 (0,13)	0,10 (0,15)	-0,11 (0,09)	-0,10 (0,08)
N	1602	1602	1220	1220	1554	1554
Controles extra	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Controles PIAAC	No	Sí	No	Sí	No	Sí

4.3 | Medidas adicionales de calidad del empleo

Con el propósito de construir un análisis más completo de la calidad del empleo, se explora la relación entre las ocupaciones con alto potencial verde y una serie de indicadores complementarios de calidad laboral, que amplían lo ya discutido en las secciones anteriores. Esta sección estudia las siguientes dimensiones:

1. Satisfacción auto reportada de los entrevistados con su empleo actual.
2. Probabilidad de encontrarse en un trabajo formal.
3. Probabilidad de encontrarse en un trabajo a tiempo completo.

4. Existencia de capacitación dentro del empleo (aproximación de *on the job training*)

Las regresiones estimadas continúan siendo una derivación de la ecuación presentada en la sección 4, con la diferencia de que en vez de utilizar la variable de ingresos como variable dependiente se utilizan los proxis de calidad de empleo previamente listados. Los Cuadros 11, 12 y 13 presentan los resultados para cada región por separado.

CUADRO 11 Resultados adicionales LATAM

	Satisf.	Formal	T.Comp.	Capacit.
Verdor alto	0.03 (0.03)	0.06* (0.03)	0.08*** (0.03)	-0.02 (0.02)
N	4375	4376	4376	4352
S. Controles Básicos	Sí	Sí	Sí	Sí
Controles Extra	Sí	Sí	Sí	Sí
Controles PIAAC	Sí	Sí	Sí	Sí

CUADRO 12 Resultados adicionales OCDE ingresos altos

	Satisf.	Formal	T.Comp.	Capacit.
Verdor alto	-0.02 (0.02)	0.02* (0.01)	0.09*** (0.01)	-0.01 (0.01)
N	18433	18436	18436	18307
S. Controles Básicos	Sí	Sí	Sí	Sí
Controles Extra	Sí	Sí	Sí	Sí
Controles PIAAC	Sí	Sí	Sí	Sí

CUADRO 13 Resultados adicionales OCDE ingresos medios

	Satisf.	Formal	T.Comp.	Capacit.
Verdor alto	0.02 (0.02)	0.04*** (0.01)	0.07*** (0.01)	-0.00 (0.01)
N	9549	9550	9550	9508
S. Controles Básicos	Sí	Sí	Sí	Sí
Controles Extra	Sí	Sí	Sí	Sí
Controles PIAAC	Sí	Sí	Sí	Sí

Los resultados muestran que, tanto en los países de la OCDE como en los de América Latina, los trabajadores en empleos verdes tienen una mayor probabilidad de desempeñarse en ocupaciones formales y a tiempo completo. Sin embargo, no se identifican diferencias significativas en otras dimensiones de la calidad del empleo, como la satisfacción laboral o la probabilidad de recibir capacitación en el lugar de trabajo. En conjunto, estos hallazgos denotan que los empleos verdes tienden a estar asociados con una mayor calidad de empleo, al menos en algunas de sus dimensiones más estructurales.

5 | CONCLUSIONES

A lo largo de este trabajo se ofrece un aporte novedoso al estudio de los empleos verdes en relación a sus pares no verdes. A diferencia de otros trabajos encontrados en la literatura de referencia, nuestro estudio utiliza la base de datos PIAAC, la cual ofrece múltiples ventajas. Trabajar con la PIAAC implica, por un lado, obtener una muestra homogénea entre países y entre regiones. También implica obtener variables relevantes para explicar brechas salariales, como los resultados de pruebas estandarizadas de habilidades cognitivas las cuales comúnmente no se encuentran disponibles en otras bases de datos similares. Estas características no solo permiten profundizar el análisis de las brechas entre empleos verdes y no verdes, sino también ampliar su alcance, reforzar la robustez empírica de los resultados y explorar dimensiones que hasta ahora habían sido poco abordadas por falta de información adecuada. En particular, la incorporación de medidas de habilidades permite aproximar de forma más precisa y completa los premios salariales, ya que captura diferencias que los años de educación formal por sí solos no logran reflejar.

Ahora bien, el foco principal de este trabajo consiste en analizar las diferencias en la calidad del empleo entre ocupaciones verdes y no verdes, tomando el salario como variable central, dado que se trata de uno de los indicadores más representativos y difundidos en la literatura a la hora de medir calidad laboral. Los resultados ponen en evidencia una marcada heterogeneidad regional en los diferenciales salariales observados. En América Latina y en los países de ingresos medios de la OCDE, los empleos verdes tienden a estar asociados con premios salariales significativos en comparación con los empleos no verdes. Si bien estos premios se reducen al incorporar controles, persisten incluso tras considerar un amplio conjunto de características observables.

En contraste, en los países de altos ingresos de la OCDE, la inclusión de variables relacionadas con habilidades cognitivas elimina por completo el diferencial salarial entre empleos verdes y no verdes. Este resultado sugiere que, en estos contextos, las diferencias de ingresos se explican fundamentalmente por atributos observables de los trabajadores, como sus niveles de habilidad, y no por el tipo de ocupación en sí. Este análisis es posible gracias a la riqueza de información provista por la base PIAAC, que permite controlar por dimensiones usualmente ausentes en otras fuentes de datos laborales.

Además estos patrones se reafirman al examinar submuestras específicas: mientras que en América Latina y en los países de ingresos medios de la OCDE los premios salariales asociados a los empleos verdes se observan de manera más sistemática, en los países OCDE de ingresos altos tienden a ser consistentemente inobservables. No obstante, un aspecto relevante a destacar es que, en el caso de América Latina, los premios salariales son sensibles al nivel de ingreso. Al restringir el análisis a trabajadores con salarios relativamente más altos, la magnitud y la significatividad de los premios se reducen considerablemente.

En relación con el contenido ocupacional y el riesgo de automatización, nuestro trabajo revela que los empleos verdes presentan una mayor intensidad de tareas abstractas, especialmente en América Latina. Estos hallazgos están en línea con evidencia ya explorada en la

literatura de referencia. Sin embargo, nuestro aporte consiste en probar que esta diferencia se mantiene incluso después de controlar por habilidades individuales, lo cual sugiere una menor susceptibilidad de estos empleos a ser reemplazados por tecnologías automatizadas aún controlando por habilidades observables. Focalizando en la región, se puede ver que este patrón es particularmente marcado en países como Ecuador y México, mientras que en Chile no se observan diferencias estadísticamente significativas. Por otro lado, en lo que respecta a la intensidad de tareas rutinarias, los resultados son menos concluyentes, pero en ningún caso se encuentra evidencia que sugiera que los empleos verdes sean más rutinarios que los no verdes.

En conjunto, los resultados muestran que las diferencias entre empleos verdes y no verdes son más amplias y estructurales de lo que se había planteado inicialmente. Lejos de tratarse solo de una categorización arbitraria, los empleos verdes parecen caracterizarse por mejores condiciones laborales (al menos en América Latina y los países de la OCDE de ingresos medios), un menor riesgo de automatización y un mayor potencial para ofrecer trayectorias laborales de calidad.

REFERENCIAS

- Autor, D. H., Levy, F. and Murnane, R. J. (2003) The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, **118**, 1279–1333.
- Bonavida, C. (2022) Lo que hacemos con lo que sabemos. brechas de género en habilidades y tareas en américa latina. *Asociación Argentina de Economía Política*.
- Bowen, A., Kuralbayeva, K. and Tipoe, E. L. (2018) Characterising green employment: The impacts of 'greening' on workforce composition. *Energy Economics*, **72**, 263–275.
- Cerimelo, M., Vega, P. D. L., Porto, N. and Vazquez, F. (2024) Beyond traditional wage premium: an analysis of wage greenium in latin america. *Documentos de trabajo*, CEDLAS.
- Consoli, D., Marin, G., Marzucchi, A. and Vona, F. (2016) Do green jobs differ from non-green jobs in terms of skills and human capital? *Research Policy*, **45**, 1046–1060.
- De La Rica, S., Gortazar, L. and Lewandowski, P. (2020) Job tasks and wages in developed countries: Evidence from piaac. *Labour Economics*, **65**, 101845.
- Hanson, G. H. (2023) Local labor market impacts of the energy transition: prospects and policies. *Working Paper w30871*, National Bureau of Economic Research.
- Janser, M. (2018) The greening of jobs in germany. *Tech. rep.*, IAB-Discussion Paper. URL: <https://doku.iab.de/discussionpapers/2018/dp1418.pdf>.
- Lobsiger, M. and Rutzer, C. (2021) The green potential of occupations in switzerland. *Swiss Journal of Economics and Statistics*, **157**, 1–21.
- Marcolin, L., Miroudot, S. and Squicciarini, M. (2019) To be (routine) or not to be (routine), that is the question: A cross-country task-based answer. *Industrial and Corporate Change*, **28**, 477–501.
- Mincer, J. (1974) *Schooling, Experience, and Earnings*. Human Behavior & Social Institutions No. 2.
- Montt, G., Wiebe, K. S., Harsdorff, M., Simas, M., Bonnet, A. and Wood, R. (2018) Does climate action destroy jobs? an assessment of the employment implications of the 2-degree goal. *International Labour Review*, **157**, 519–556.
- Porto, N., de la Vega, P. and Cerimelo, M. (2022) Going green: Estimating the potential of green jobs in argentina. *Tech. rep.* URL: <http://arxiv.org/abs/2206.09279>.
- Valero, A., Li, J., Müller, S., Riom, C., Nguyen-Tien, V. and Draca, M. (2021) Are "green" jobs good jobs?: How lessons from the experience to-date can inform labour market transitions of the future. *Tech. rep.*, Centre for Economic Performance.
- Vona, F., Marin, G. and Consoli, D. (2019) Measures, drivers and effects of green employment: evidence from us local labor markets, 2006–2014. *Journal of Economic Geography*, **19**, 1021–1048.
- Vona, F., Marin, G., Consoli, D. and Popp, D. (2018) Environmental regulation and green skills: an empirical exploration. *Journal of the Association of Environmental and Resource Economists*, **5**, 713–753. URL: <https://sciencespo.hal.science/hal-03471569/file/2018-10-vona-environmental-regulation-and-green-skills.pdf>.
- Wallach, O. (2022) How many jobs could the clean energy transition create? *World Economic Forum*.

6 | APÉNDICES

CUADRO A1 Probabilidad de estar en un empleo verde

	América Latina	OCDE altos	OCDE medios
Numeracy	0.02 (0.02)	0.02*** (0.01)	0.02 (0.02)
Literacy	-0.01 (0.02)	-0.01 (0.01)	-0.01 (0.02)
Edu. Alta	-0.07** (0.03)	-0.01 (0.01)	-0.05 (0.03)
Hombre	0.06*** (0.01)	0.12*** (0.01)	0.18*** (0.01)
31-50 años	0.02* (0.01)	0.02 (0.01)	0.02 (0.02)
Firma Grande	0.10*** (0.04)	0.09*** (0.02)	0.00 (0.03)
Formalidad	0.01 (0.02)	0.01 (0.01)	0.03** (0.02)
Tiempo Completo	0.03** (0.01)	0.04*** (0.01)	0.04*** (0.01)
Sector Privado	0.11*** (0.02)	0.08*** (0.01)	0.07*** (0.02)
Abstracto	0.02** (0.01)	0.02*** (0.00)	0.02*** (0.01)
N	4,376	18,436	9,550

CUADRO A2 De O*NET a PIAAC

Código O*NET	Título O*NET	Código PIAAC	Título PIAAC	Verdor
47-2031.00	Carpenters	7115	Carpenters	0.66
47-2031.01	Construction Carpenters	7115	Carpenters	0.66
47-2031.01	Rough Carpenters	7115	Carpenters	0.66
51-8092.00	Gas Plant Operators	3134	Petroleum and natural gas refining plant operators	0
51-8093.00	Petroleum Pump System Operators, Refinery Operators, and Gaugers	3134	Petroleum and natural gas refining plant operators	0
53-7071.00	Gas Compressor and Gas Pumping Station Operators	3134	Petroleum and natural gas refining plant operators	0
53-7072.00	Pump Operators, Except Wellhead Pumpers	3134	Petroleum and natural gas refining plant operators	0
17-2112.00	Industrial Engineers	2141	Industrial Engineers	0.5
17-2112.01	Human Factors Engineers and Ergonomists	2141	Industrial Engineers	0.5
47-2231.00	Solar Photovoltaic Installers	7411	Building and related electricians	1
19-2031	Chemists	2113	Chemists	1
19-2032	Materials Scientists	2113	Chemists	1