



Concurso de Economía Biblioteca “Juan Pablo Duarte” 2020

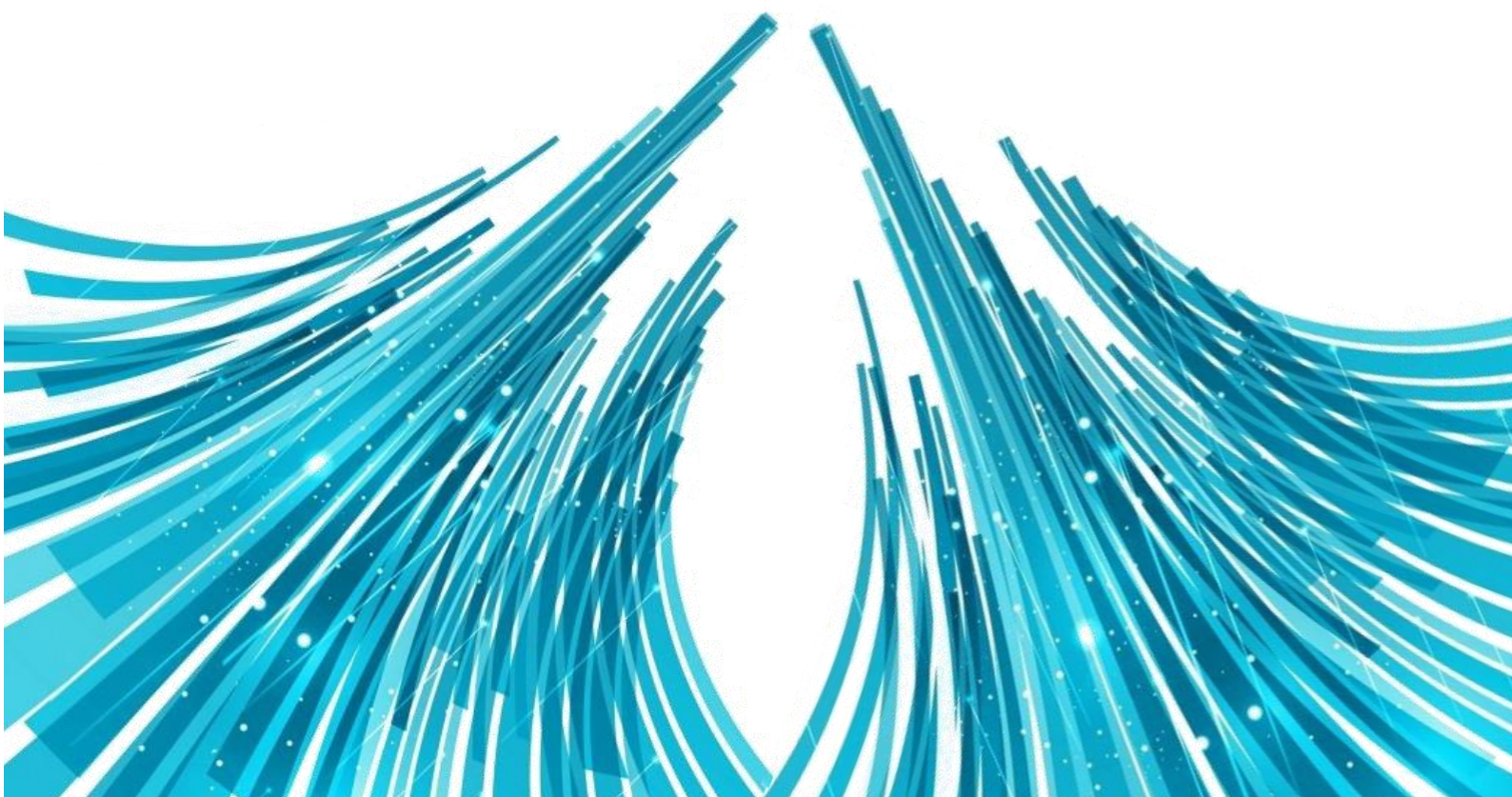
Banco Central de la República Dominicana

Incidencia de la automatización en el mercado de trabajo de la República Dominicana

Autores:

Sabeida Pérez Reyes

Eduardo R. Vásquez Nolasco



Incidencia de la automatización en el mercado de trabajo de la República Dominicana

Resumen

En el presente documento se estudia la incidencia de la automatización en el mercado de trabajo dominicano. Para tales fines, se analiza el efecto que esta ocasionará en la dinámica de la fuerza laboral condicionado al conjunto de características del individuo y las funciones que este desempeña en su ocupación mediante algoritmos de reglas de asociación y modelos logit. Asimismo, se recomiendan políticas enfocadas en la transición hacia la automatización en base a un clúster jerárquico. Los resultados evidencian que la automatización impactará de manera significativa el mercado de trabajo, siendo los hombres, aquellos que presentan mayor riesgo de realizar tareas que pueden ser reemplazadas por las máquinas. Adicionalmente, se destaca que los individuos con mayor grado académico tienen menor riesgo a desempeñar funciones rutinarias manuales, por ende, son menos propensos a laborar en ocupaciones automatizables. Las actividades de las macrorregiones suroeste y norte son las que presentan mayor probabilidad a ser sustituidas por los robots. Además, se destaca que las ocupaciones con mayor riesgo a ser automatizadas son en las actividades agropecuarias, industria, transporte y comunicaciones, especialmente, aquellas que forman parte del sector formal.

Palabras claves: Automatización, mercado de trabajo, machine learning, reglas de asociación, modelos logit, clúster jerárquico.

Clasificación JEL: O33, E24, J21, C38, C81.

Contenido

1. Introducción	1
2. Revisión de la literatura	3
3. Caracterización del mercado laboral según la automatización de sus ocupaciones	7
4. Metodología	13
4.1. Modelo empírico	15
4.1.1 Reglas de asociación.....	15
4.1.2 Modelo logit	19
4.1.3 Clúster jerárquico	23
4.2 Datos.....	25
5. Resultados	26
5.1 Patrones de características en individuos que realizan tareas automatizables	26
5.2 Determinantes de realizar una tarea automatizable.....	30
5.3 Determinantes de realizar una tarea automatizable según macrorregión.....	35
5.4 Políticas públicas.....	38
6. Conclusión	42
Referencias.....	45
Anexos	48

Índice de Figuras

Figura 1. Tasa de automatización en América Latina. 2019.....	8
Figura 2. Pirámide de población con tareas automatizables por sexo, según grupos etarios. 2016 y 2019.....	9
Figura 3. Población con tareas automatizables, según actividad económica. 2019.....	10
Figura 4. Población con tareas automatizables según ubicación geográfica. 2019	11
Figura 5. Población con tareas automatizables, según mayor título académico alcanzado. 2019.....	12
Figura 6 . Población con tareas automatizables, según facultad de estudio. 2019	13
Figura 7. Proceso de generación del clúster jerárquico	24
Figura 8. Regla de asociación de las características de los individuos con tareas automatizables. 2019.....	28
Figura 9. Clúster jerárquico de la automatización según países. 2018-2019.....	39

Índice de Tablas

Tabla 1. Modelo de tareas	14
Tabla 2. Reglas de asociación de patrones de características de individuos con tareas automatizables. 2019.....	29
Tabla 3. Determinantes de realizar una tarea automatizable, según sexo en República Dominicana. 2019. (Logit robusto: efectos marginales).....	33
Tabla 4. Determinantes de realizar una tarea automatizable, según macrorregiones. 2019	37

Índice de Anexos

Anexo A. Variables utilizadas y su descripción.	48
Anexo B. Regionalización de la República Dominicana.	49

1. Introducción

La tecnología ha sido históricamente vista como un complemento y un sustituto de la fuerza laboral. En ese sentido, en la actualidad esta interacción continúa generando interrogantes: la automatización del trabajo humano. La velocidad con la que avanza los alcances de la tecnología están causando inquietudes sobre el impacto que estos pueden tener en el futuro del trabajo y como los humanos enfrentarían las posibles transformaciones. En las últimas dos décadas, varios estudios han tenido como objetivo responder ¿Cómo la automatización impacta el mercado laboral? y ¿Qué tan susceptibles son los trabajos a la automatización? (Acemoglu & Autor, 2011; Frey & Osborne, 2013; Autor D. , 2015; Arntz, Gregory, & Zierahn, 2016; Bessen J. , 2016; Acemoglu & Restrepo, 2019), para de esta forma poder sugerir políticas o soluciones que permitan aprovechar la situación.

Comprender la dinámica de interacción entre los seres humanos y la tecnología, y el impacto de esta última sobre el futuro de la humanidad, es fundamental para poder crear políticas que permitan afrontar los desafíos que traerá consigo la automatización. La literatura advierte que la automatización podría provocar efectos marcados en los mercados laborales y afectar la forma en la que actualmente interactuamos en ellos (Frey & Osborne, 2013; Bessen J. , 2015; World Economic Forum, 2016). A pesar de esto, no existe literatura nacional que determine el impacto de la automatización en el mercado de trabajo y la proporción de ocupaciones con riesgo de ser automatizadas. Por lo tanto, se dificulta la creación de políticas públicas que garanticen una transición hacia la adaptabilidad y complementariedad con la tecnología.

El objetivo de este documento es determinar la incidencia de la automatización en el mercado de trabajo dominicano. Para tales fines, se estima la tasa de ocupaciones que son susceptibles a ser automatizadas según las tareas que realiza el empleado. En ese tenor, se estudian los patrones de características de aquellos individuos que tienden a realizar tareas con alta

posibilidad de automatizarse mediante algoritmos de reglas de asociación. Además, se analizan las probabilidades de que una persona realice una actividad automatizable condicionado a sus particularidades (individuales, del hogar, geográficas, educativas y actividad económica donde labora) estimando modelos logit. Adicionalmente, se examinan políticas públicas enfocadas a la transición de la automatización de países con condiciones similares a la República Dominicana, empleando un clúster jerárquico. Por lo tanto, se busca cubrir el vacío existente en la literatura empírica y poder responder como la automatización incide en el mercado laboral dominicano, para así, poder elaborar políticas públicas certeras que faciliten dicha transición.

Los resultados revelan que la automatización tendrá un impacto significativo en la dinámica del mercado laboral dominicano. Se destaca que la tasa de automatización del 2019 se ha incrementado con respecto al 2016. Las ocupaciones de los sectores primarios y secundarios son las que presentan mayor riesgo de automatización. Se comprueba que los hombres son los más propensos a realizar tareas automatizables debido a las funciones rutinarias que tienden a desempeñar en sus actividades. Asimismo, se evidencia que a medida que se incrementa el nivel académico de la persona, se reduce la probabilidad de que esta realice una tarea automatizable. Por otra parte, la fuerza laboral más vulnerable es aquella que reside en la macrorregión suroeste, ya que presentan la mayor tasa de ocupaciones con alta posibilidad de automatizarse.

El resto del documento se estructura de la siguiente manera: en la sección 2 se presenta la revisión de la literatura sobre la automatización; posteriormente, en la sección 3 se realiza una caracterización de la automatización del mercado laboral, luego, en la sección 4 se explican los aspectos metodológicos empleados para la estimación de los patrones de características que determinan que un individuo realice una tarea automatizable; más adelante, en la sección 5 se expresan los resultados; y, por último, en la sección 6 se resumen las conclusiones.

2. Revisión de la literatura

En años recientes se han realizado estudios que intentan entender como el desarrollo tecnológico afecta el empleo y en sentido general, ver sus implicaciones en el mercado de trabajo (Bessen J. , 2015; Ford, 2015; World Economic Forum, 2016). Este aumento en el interés sobre el tema, se debe a la aceleración de los avances tecnológicos relacionados a lo que se conoce como industria 4.0 o cuarta revolución industrial (Schwab, 2018). Históricamente, la automatización se ha limitado en gran medida a tareas rutinarias manuales y cognitivas que implican actividades explícitas basadas en reglas. Sin embargo, los avances tecnológicos, han planteado la posibilidad de que la automatización afecte a trabajos que hasta hace poco se pensaba que estaban protegidos del alcance de las computadoras (Frey & Osborne, 2013).

En las últimas dos décadas se han evidenciado avances en temas de inteligencia artificial y en la robótica (Brynjolfsson & McAfee, 2014; Ford, 2015). Sin embargo, se espera que el futuro de estos campos sea aún más alucinante y que transforme en gran medida el mercado laboral a nivel mundial (Ford, 2015; McKinsey Global Institute, 2017). A pesar de estas expectativas, se está lejos de explicar a cabalidad como la automatización y estos cambios tecnológicos impactarán el mercado de trabajo y la productividad (Acemoglu & Restrepo, 2019).

Entender la forma en cómo se relacionan las máquinas y los seres humanos, además de las consecuencias de esta interacción es fundamental. En el caso de los elaboradores de políticas, por ejemplo, necesitan tener un amplio conocimiento sobre esta dinámica de interacción para poder elaborar políticas que sean apropiadas para enfrentar el futuro. De igual forma, este conocimiento sirve para orientar a los ciudadanos a la hora de tomar decisiones con respecto a qué carrera cursar o a que profesión dedicarse.

Los autores que han estudiado el tema durante estas últimas dos décadas presentan divergencias en las consecuencias que los cambios tecnológicos podrían producir en el mercado de trabajo. Por un lado, están aquellos que plantean la evolución de la tecnología como un evento negativo, que a largo plazo pondrá fin al trabajo humano (Frey & Osborne, 2013). Mientras que por el otro lado están los que, tomando la evidencia histórica como punto de partida, ven estos avances tecnológicos como una oportunidad de fortalecer el mercado, alegando que no hay razón para preocuparse (Vivarelli, 2014; Autor D. , 2015; Bessen J. , 2016). Un aspecto a considerar es utilizar la tecnología como herramienta para crear nuevas tareas, empleos, industrias y actividades en las cuales la mano de obra tenga ventaja (Acemoglu & Restrepo, 2016).

Las preocupaciones concernientes a la sustitución de la mano de obra por máquinas y sobre el desempleo tecnológico, han estado presentes en todas las revoluciones industriales (Keynes, 1930; Autor D. , 2015). Incluso, a través de la historia hemos sido testigos de un proceso continuo de creación de nuevas tareas que brindan mayores oportunidades para los trabajadores. Las nuevas tecnologías están haciendo lo mismo que ha sucedido en otros procesos de automatización, prácticamente usar computadoras y máquinas como sustituto del trabajo humano (Mantoux, 1928; Rasmussen, 1982; Mokyr, 1990).

Los estudios realizados desde inicio del milenio, han tenido como objetivo estimar el riesgo de las ocupaciones a ser automatizadas. Estas estimaciones se calculan sobre la base de la intensidad de la rutina, en donde, algunas ocupaciones se caracterizan por realizar tareas que pueden hacerlas vulnerables a la automatización, mientras que otras tienen baja probabilidad de ser automatizadas (Autor et al., 2003). Asimismo, enfatizan los efectos disruptivos que el cambio tecnológico podría tener en aquellas ocupaciones, cuyas tareas consisten en su gran mayoría en actividades rutinarias y poco complejas que podrían ser fácilmente codificadas.

Sin embargo, las tareas que las computadoras pueden realizar dependen en última instancia de la capacidad de un programador para escribir un conjunto de procedimientos o reglas que dirijan adecuadamente la tecnología en cada posible contingencia. Por lo tanto, la tecnología será sustituta para el trabajo humano cuando se pueda especificar un problema con exactitud y pueda evaluarse su precisión al momento de ejecutar las tareas (Acemoglu & Autor, 2011).

Un común denominador en la mayoría de los estudios realizados sobre el riesgo de la automatización en los mercados laborales, es la clasificación de los trabajos por la intensidad de la rutina mediante la metodología de Frey & Osborne (Aboal & Zunino, 2017; BID, 2018; Weller, Gontero, & Campbell, 2019). No obstante, se encuentran diferentes niveles de clasificación u objeto de estudio, unos autores clasifican por ocupaciones (Arntz, Gregory, & Zierahn, 2016), otros por actividades (McKinsey Global Institute, 2017) y otra parte por tareas (Marcolin, Miroudot, & Squicciarini, 2016; Acemoglu & Restrepo, 2017).

El enfoque centrado en las tareas tiene ventajas respecto a aquellos que se enfocan en las ocupaciones (Fundación Chile, 2017). Esto, porque asumir que el contenido de tareas de una ocupación es el mismo sin importar la forma de ejecución es un supuesto no objetivo. Además, hay ocupaciones que tienden a tener más tareas rutinarias, lo que implica mayor riesgo de automatización, pero esto no significa que la ocupación sea la que esté en peligro de ser reemplazada sino las tareas.

La literatura empírica sobre la clasificación de las ocupaciones según su probabilidad de ser automatizadas es abundante, sin embargo, la evidencia sobre el impacto de la automatización en el mercado laboral y los determinantes de que una ocupación sea automatizable según las características de los individuos es escasa. A pesar de esto, Frey & Osborne (2013) analizan el número de trabajos en riesgo y la relación entre la probabilidad de automatización de una ocupación, salarios y nivel educativo. Para esto, se utiliza el modelo Gaussian Process

Classifier. En ese contexto, examinan cuán susceptibles son los trabajos a la automatización y el impacto esperado en el futuro del mercado laboral de Estados Unidos. Según sus estimaciones, alrededor del 47.00 % del empleo total en los Estados Unidos está en riesgo. Además, demuestran que los salarios y el nivel educativo exhiben una fuerte relación negativa con la probabilidad de una ocupación de ser automatizada.

Adicionalmente, se han estimado las pérdidas de empleos debido a la automatización basándose en las expectativas de los trabajadores (Morikawa, 2017; Mulas-Granados, Varghese, Boranova, deChalendar, & Wallenstein, 2019). Para esto, Morikawa (2017) utiliza datos de encuestas de 10,000 individuos y analiza los posibles impactos de la inteligencia artificial (IA) y la robótica en el empleo. Los resultados de esta investigación, sugieren que las habilidades más adaptables son las adquiridas a través de la educación superior ya que son complementarias con nuevas tecnologías como IA y robótica. Al mismo tiempo, habilidades específicas, particularmente aquellas relacionados con servicios intensivos a humanos, son menos probable que sean reemplazados por IA y robótica.

Por su parte, (Mulas-Granados, Varghese, Boranova, deChalendar, & Wallenstein, 2019) aplicaron una encuesta a 11,000 trabajadores de economías avanzadas y emergentes. En sentido general, los trabajadores no se sienten pesimistas acerca de la automatización, especialmente en los mercados emergentes. Las percepciones negativas prevalecen entre los trabajadores con peores condiciones. Mientras que los trabajadores con mayores niveles de satisfacción laboral, mayor nivel educativo y de países con mayor protección laboral tienen expectativas positivas. Estos tienden a responder que se necesitará reeducación y capacitación para adaptarse a las demandas de habilidades en rápida evolución. La demanda de protección y beneficios es más significativa entre las mujeres y los trabajadores que han sufrido volatilidad laboral (Mulas-Granados, Varghese, Boranova, deChalendar, & Wallenstein, 2019).

Por otro lado, (Pouliakas, 2018) analiza los determinantes de los empleos con alto riesgo de ser automatizados en la Unión Europea. Para tales fines, utiliza un modelo logit para estimar la probabilidad de que la ocupación de un individuo sea automatizada según las características intrínsecas de esta. Concluye que el riesgo de automatización es mayor entre los hombres y los trabajadores menos calificados, con poca evidencia de polarización.

En el caso de la República Dominicana, no se han realizado estudios que analicen la probabilidad de las ocupaciones que serán automatizadas. Este documento busca cubrir el vacío existente en la literatura empírica, por ende, se estima la tasa de automatización y su incidencia en el mercado laboral dominicano. Asimismo, se descubren patrones de características de los individuos que tienden a realizar tareas automatizables mediante la metodología de reglas de asociación. Además, se estiman modelos logit para estudiar los determinantes de que una persona este empleada en este tipo de tareas que serán sustituidas por las máquinas. En vista de la sustitución de la fuerza laboral por los robots, se utiliza un clúster jerárquico para encontrar países con las condiciones más similares a República Dominicana, en ese tenor, se busca recomendar políticas públicas de estos países enfocadas en la transición hacia la adaptabilidad y complementariedad con las máquinas.

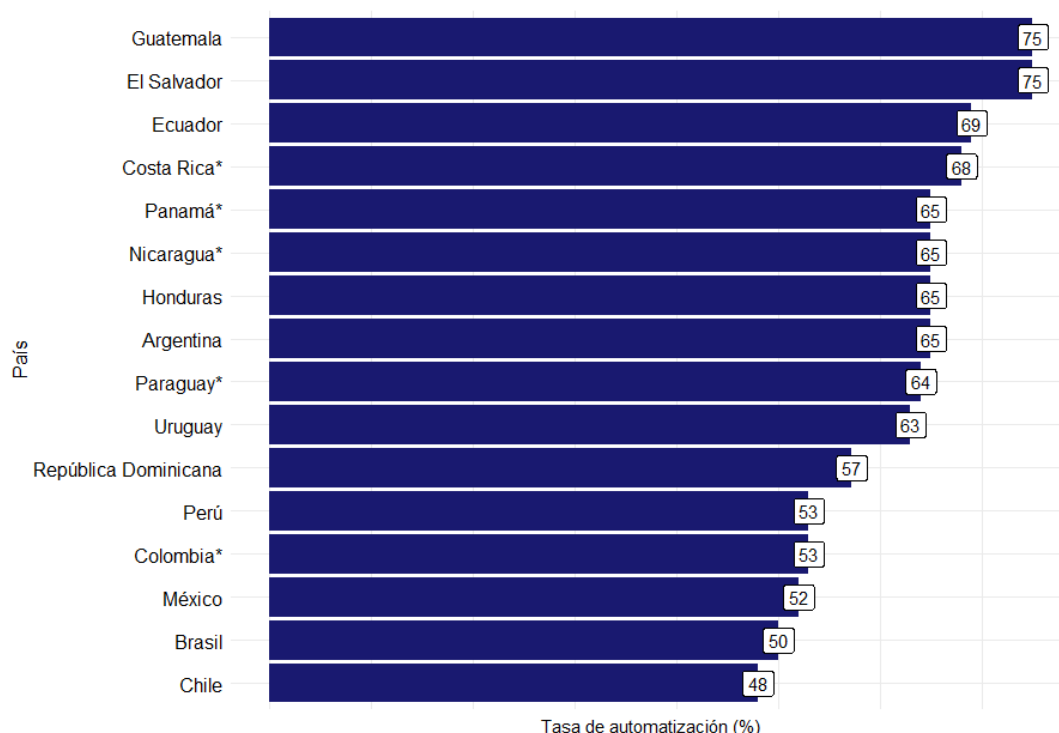
3. Caracterización del mercado laboral según la automatización de sus ocupaciones

Según datos de la ENCFT, la tasa de automatización ha venido incrementándose en los últimos años. Esta pasó de 55.02% a 57.20% entre 2016 y 2019, reflejando una asimetría en la segmentación del mercado laboral según el sexo. En este contexto, las ocupaciones que realizan los hombres tienen mayor posibilidad de automatizarse que la de las mujeres. Se destaca una persistencia en la tasa de automatización de los hombres, la cual, pasa de 60.98% a 58.96% en 2016-2019. Esta segmentación se fundamenta en que los hombres realizan más trabajos con

funciones automatizables, que requieren un mayor nivel de habilidades técnicas y físicas, teniendo estas, alta probabilidad de ser reemplazadas por las máquinas (Pouliakas, 2018).

En Latinoamérica, las estimaciones del porcentaje de ocupaciones en riesgo de automatización oscilan en un rango de 48.00%-75.00%, siendo Chile el país con menor tasa de automatización, mientras que Guatemala y El Salvador presentan las mayores tasas (**Figura 1**). La República Dominicana es el sexto país con menor tasa de automatización, solo superado por Chile, Brasil, México, Colombia y Perú. Esta heterogeneidad existente en los diferentes países, es resultado de las diferencias en la dinámica del mercado de trabajo, estructura del trabajo, la inversión en tecnología, así como diferencias en el nivel educativo de los trabajadores (BID, 2018).

Figura 1. Tasa de automatización en América Latina. 2019



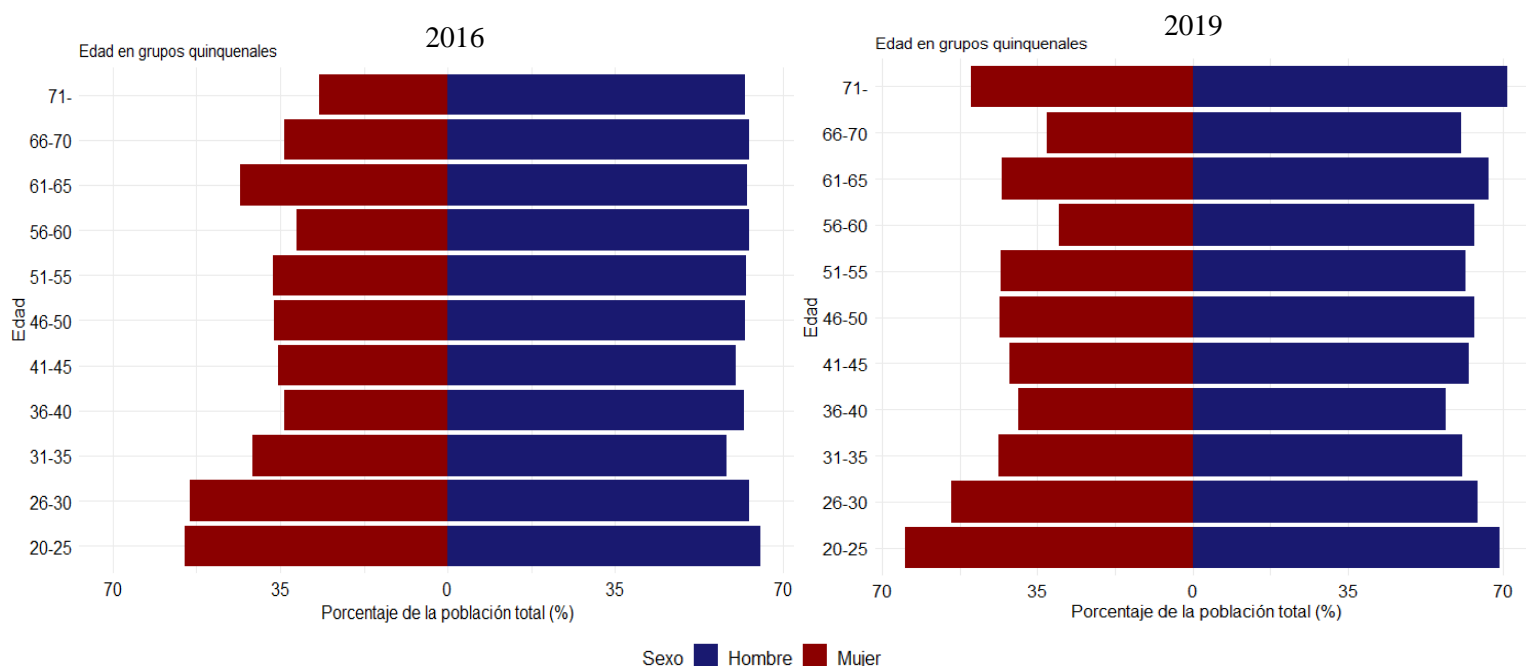
Fuente: Elaboración propia a partir de la Encuesta Nacional Continua de Fuerza de Trabajo (ENCFT) 2019, datos de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) y el Banco Interamericano de Desarrollo (BID).

Nota: * datos correspondientes al 2018.

En la **Figura 2** se muestra la proporción de individuos con ocupaciones automatizables según grupos etarios y sexo en el 2016 y 2019. Se evidencia que la proporción de los hombres que

laboran en actividades automatizables es mayor que la de las mujeres en todos los grupos etarios, debido a que estos tienden a realizar tareas físicas y rutinarias con alta posibilidad de ser realizadas por una máquina (Pouliakas, 2018). Además, se muestra un ensanchamiento en la base y en el pico de la pirámide, lo cual, es resultado del incremento de la fuerza de trabajo dedicada a tareas manuales rutinarias. En ese tenor, se resalta un aumento de empleados en actividades hoteleras, bares y restaurantes (↑ 31.39%) y actividades agropecuarias (↑ 6.21%) respecto al 2016. Por el contrario, el único grupo quinquenal que experimenta una disminución en su tasa de automatización es el de personas de 36-40 años de edad. Lo anterior es explicado por el incremento de mano de obra ocupada en tareas cognitivas no rutinarias, como son los casos de actividades financieras (↑ 32.75%) y del comercio (↑ 29.26%).

Figura 2. Pirámide de población con tareas automatizables por sexo, según grupos etarios. 2016 y 2019

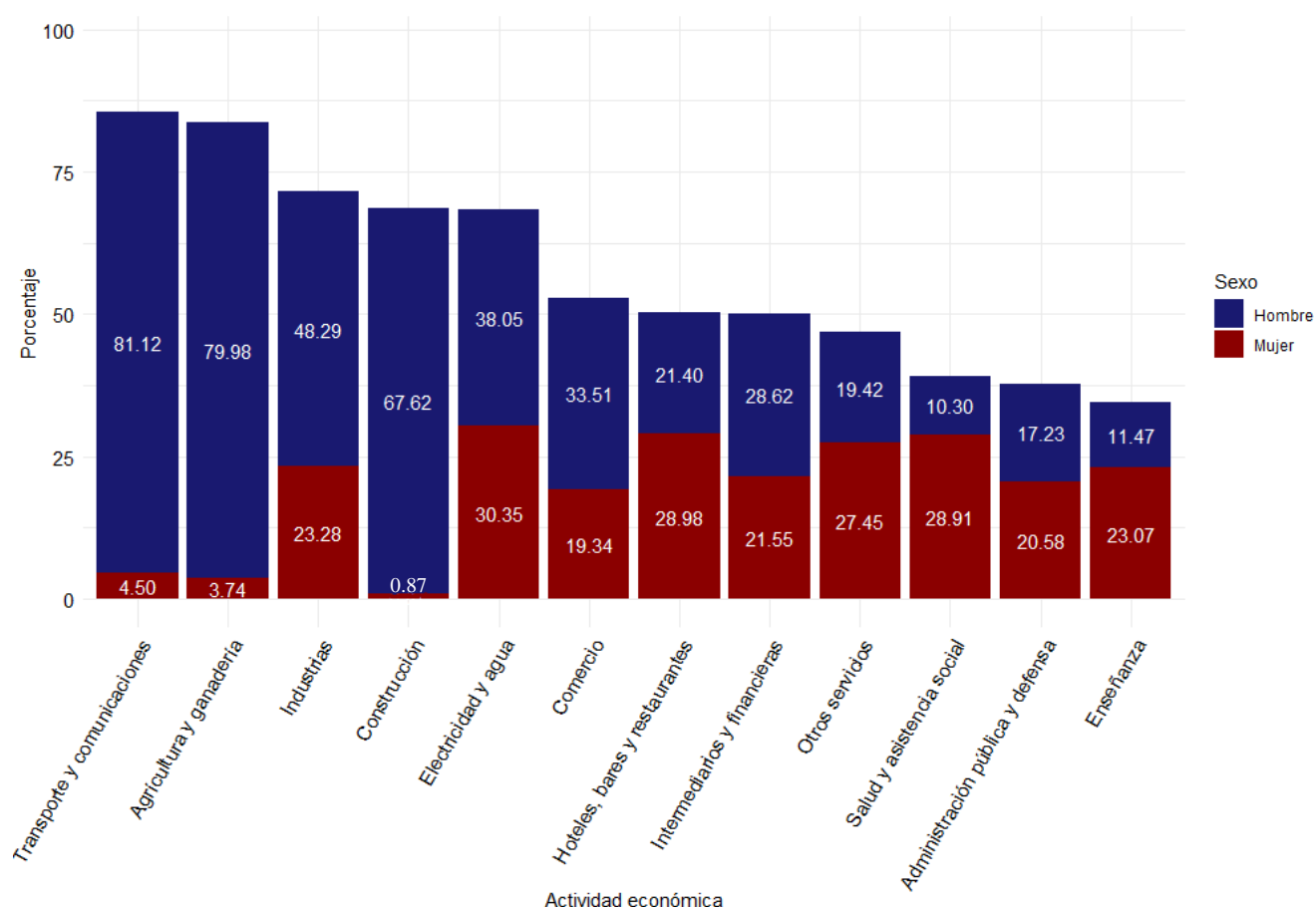


Fuente: Elaboración propia a partir de la ENCFT 2016 y 2019.

En cuanto a las actividades económicas, se denota que las personas empleadas en el sector primario y secundario presentan mayor posibilidad de perder el empleo debido a que se dedican

a actividades altamente automatizables donde se realizan tareas con carácter rutinario (**Figura 3**). Estas son ocupaciones que requieren trabajo físico en entornos predecibles, tales como, los trabajadores de producción, taxistas, limpiadores de edificios, operadores de máquina, cargadores de cajas y agricultores (McKinsey Global Institute, 2017). En contraste, las ocupaciones con tareas altamente cualificables, con habilidades para resolver problemas y que prestan servicios sociales o personales, experimentan menor grado de automatización. Adicionalmente, se evidencia una segmentación del mercado según sexo, en la cual, hay una alta concentración de mujeres en el sector servicios, en donde, hay menor tasa de automatización.

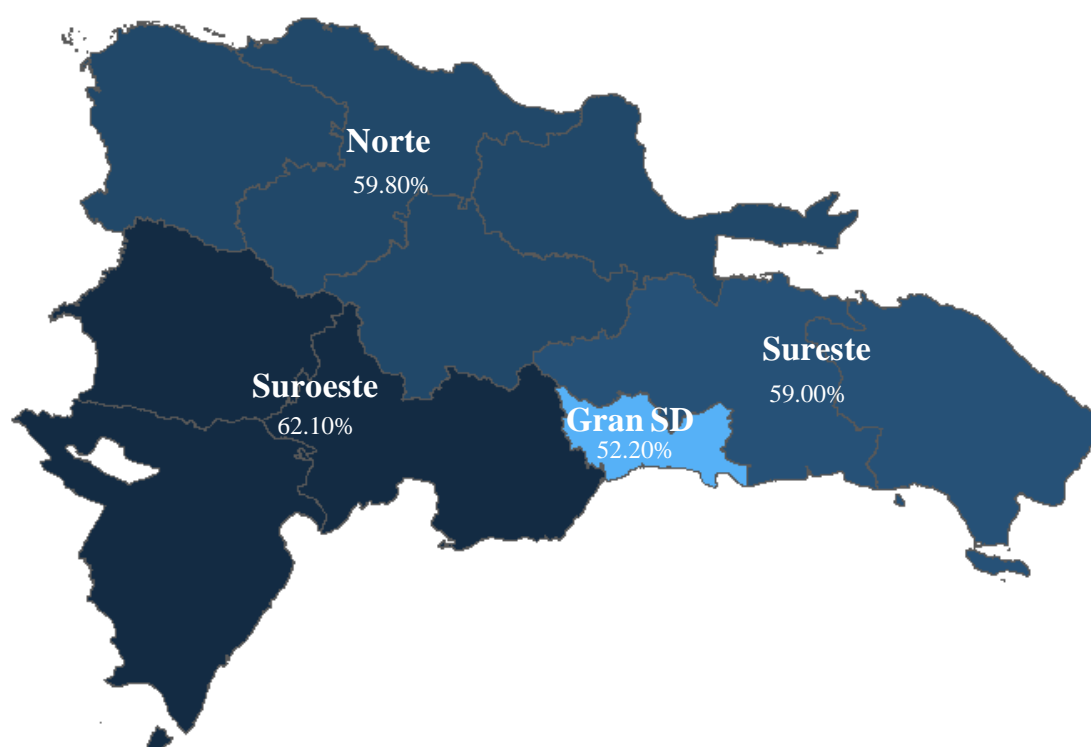
Figura 3. Población con tareas automatizables, según actividad económica. 2019



Fuente: Elaboración propia a partir de la ENCFT 2019.

En la **Figura 4** se evidencian las heterogeneidades en la tasa de automatización según las macrorregiones. Territorialmente, la fuerza laboral de la macrorregión Suroeste es la que presenta mayores riesgos, esto debido a su predominancia en ocupaciones agropecuarias, construcción e industria. Estas actividades representan el 33.75% de su mercado laboral, de las cuales, el 28.35% son ocupaciones con tareas rutinarias y elementales que presentan alta posibilidad de automatizarse, denotando así el grado de vulnerabilidad de esta macrorregión ante la automatización. Por el contrario, en el Gran Santo Domingo se encuentra la menor tasa de automatización. Esto último está relacionado con el grado de cualificación de las actividades que desempeñan los trabajadores, especialmente, aquellos que se dedican a tareas de gestión y desarrollo de personas, enseñanza y trabajo creativo.

Figura 4. Población con tareas automatizables según ubicación geográfica. 2019



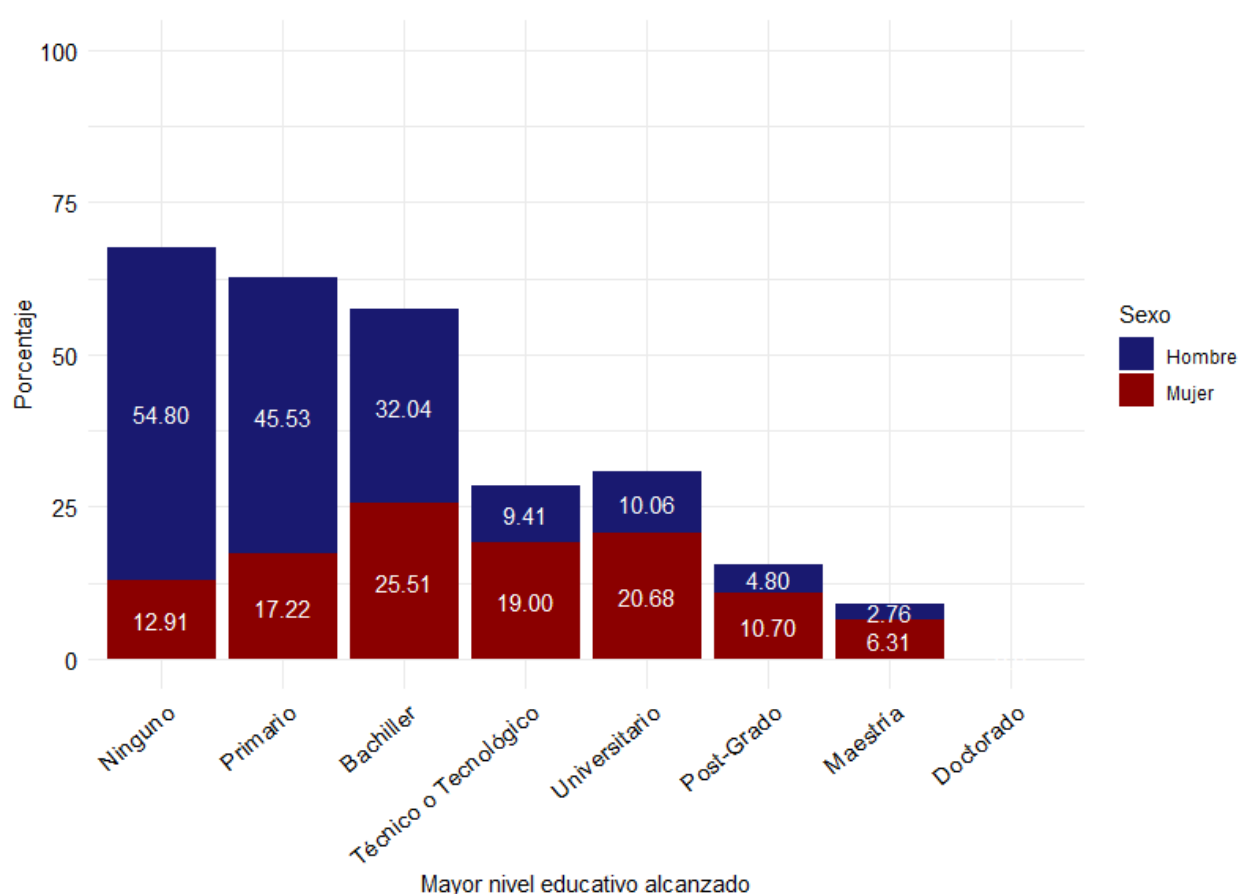
Fuente: Elaboración propia a partir de la ENCFT 2019.

Las personas con mayor grado de escolaridad son las que presentan menor posibilidad de realizar tareas que puedan automatizarse (**Figura 5**). Estas personas tienden a desempeñarse en actividades que requieren destrezas para resolver problemas de forma creativa,

investigación, razonamiento lógico, negociación, planificación y organización de personal. Por el contrario, aquellas ocupaciones que requieren menores niveles académicos tienden a ser más propensas a ser automatizadas ya que se caracterizan por el trabajo físico, manual y rutinario. Por ende, existe una correlación negativa entre el grado académico y la probabilidad de realizar una ocupación automatizable (McKinsey Global Institute, 2017).

Figura 5. Población con tareas automatizables, según mayor título académico alcanzado.

2019

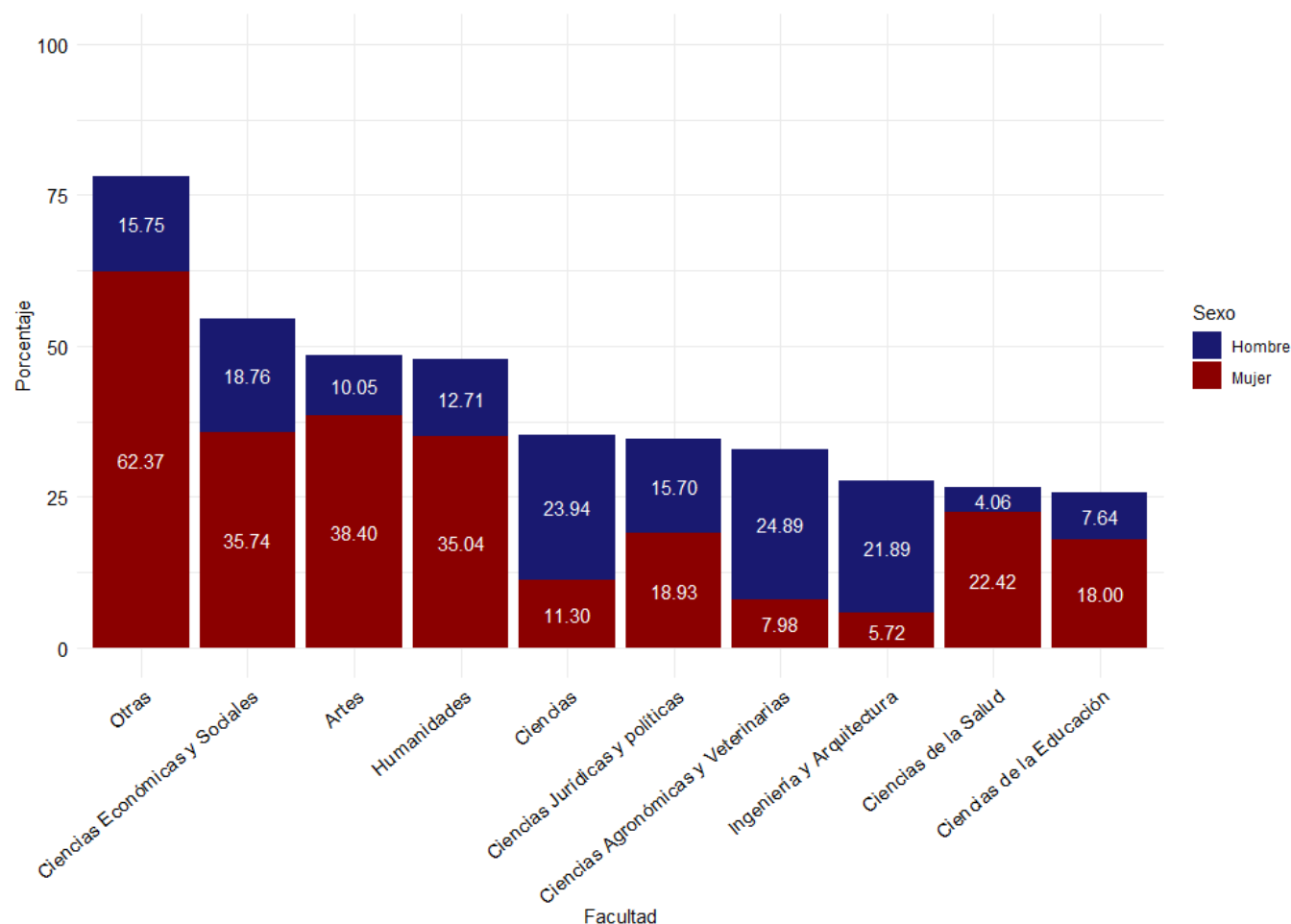


Fuente: Elaboración propia a partir de la ENCFT 2019.

A pesar de esto, se resaltan asimetrías en la tasa de automatización según la facultad en la que estudió el individuo (**Figura 6**). Aquellos que estudiaron en la Facultad de Ciencias Económicas y Sociales son los más propensos a realizar tareas automatizables, especialmente, los que se dedican a asignaciones relacionadas con la contabilidad. En contraste, los profesionales de la educación, salud e ingeniería presentan menor grado de automatización ya

que se desempeñan en ocupaciones que requieren capacidades humanas que incluyen interacción social y emocional, razonamiento lógico y creatividad, las cuales, las máquinas por ahora son menos capaces de lograr (McKinsey Global Institute, 2017).

Figura 6 . Población con tareas automatizables, según facultad de estudio. 2019



Fuente: Elaboración propia a partir de la ENCFT 2019.

4. Metodología

La automatización es el uso de varios sistemas de control para realizar procesos u operar equipos donde la asistencia humana sea mínima o reducida (Rifkin, 1995). Este concepto fue tomado como punto de partida para clasificar aquellas ocupaciones que tienen las características para ser automatizables y las que no. En ese sentido, la combinación necesaria

de conocimientos y habilidades que se requieren para ejecutar las tareas determina a que categoría pertenece la ocupación (Frey & Osborne, 2013).

Para tales fines, se analizan las descripciones de las tareas de cada una de las ocupaciones (9,545) presentadas en la ENCFT. Con esta estrategia se puede estimar los conocimientos y habilidades necesarias para llevar a cabo una ocupación y determinar si es automatizable o no.

Según las características que contienen cada una de las ocupaciones y la descripción de sus funciones, estas se clasifican de acuerdo a la intensidad de la rutina en las tareas (Autor, Levy, & Murnane, 2003). Esta clasificación sirve como guía para agrupar las ocupaciones en las cuales trabajan los empleados en la República Dominicana, en tareas rutinarias y no rutinarias (Tabla 1).

Tabla 1. Modelo de tareas

Tareas	Descripción	Actividades
Cognitivas no rutinarias	Tareas que requieren habilidades de comunicación y gestión, habilidades de razonamiento analítico o interactivas	Desarrollar, investigar, diseñar. Reunir información, documentar. Informar, aconsejar. Enseñar, instruir, formar, entrenar. Organizar, planear. Promover, mercadeo, relaciones públicas. Comprar, proveer, vender. Ser supervisor. Pensamiento creativo
Cognitivas rutinarias	Tareas que requieren la capacidad de cumplir con "límites, tolerancias o normas"	Medir, controlar, chequeos de calidad. Calcular. Ser estructurado, precisión, exactitud
Manuales no rutinarias	Tareas que requieren coordinación ojo-mano-pie	Reparar, remendar. Cuidar, curar. Servir
Manuales rutinarias	Tareas que requieren una cierta cantidad de "destreza de los dedos", es decir, la capacidad de usar los dedos para manipular objetos pequeños con precisión y velocidad	Fabricar, producir bienes. Controlar y supervisar maquinaria. Transportar y almacenar

Fuente: Elaboración propia en base a (Acemoglu & Autor, 2011).

Este modelo de tareas predice que: 1) los trabajadores son sustituibles por las máquinas en las ocupaciones con tareas rutinarias; 2) una mayor intensidad de la rutina provoca un aumento en la productividad marginal de las actividades no rutinarias. Por lo tanto, las computadoras sirven como sustituto del trabajo para muchas tareas rutinarias, es decir, que las tareas rutinarias tienen mayor riesgo de ser automatizadas. Mientras que la tecnología se complementa fuertemente con el trabajo que se realiza en tareas no rutinarias, por lo que son menos susceptibles a ser automatizadas (Autor, et al. (2003).

En consecuencia, es poco probable que las ocupaciones que involucran tareas de inteligencia social, creatividad, actividades complejas de percepción y persuasión sean automatizadas (Frey & Osborne, 2013). Estas tareas son conocidas como “cuellos de botellas” para la automatización, dado que, con el estado de conocimiento actual, los robots no pueden igualar a los humanos en tareas relativas a la percepción y persuasión. De igual modo, los procesos psicológicos detrás de la creatividad humana, sus emociones y responder inteligentemente a estas, son improbables de especificar por los programadores. Por otro lado, aquellas ocupaciones con tareas repetitivas, predecibles y en ambientes de trabajo estructurados tienen mayor probabilidad de ser automatizadas (Frey & Osborne, 2013).

4.1. Modelo empírico

4.1.1 Reglas de asociación

Los algoritmos de reglas de asociación son técnicas de aprendizaje no supervisado de machine learning (Lantz, 2015). Estos tienen como objetivo descubrir patrones comunes en los datos mediante la combinación de eventos $A = (A_1, A_2, \dots, A_n)$ que tienden a ocurrir de manera conjunta (Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2001). A los eventos se les conoce como ítems y a un conjunto de estos como itemsets.

Estas reglas de asociación se componen de un subconjunto de itemsets que tienden a acontecer (left-hand-side) cuando un evento sucede (right-hand-side) (Lesmeister & Kumar, 2019). En esta investigación, se busca encontrar itemsets de condiciones que tienden a aparecer cuando las ocupaciones de los individuos tienen mayor probabilidad de automatizarse. La matriz de variables sigue la forma:

$$\{Personales_i, Demográficas_i, Educativas_i, Económicas_i\} \Rightarrow \{Automatización\}$$

En donde:

- *Personales_i* es un vector con:
 - *Sexo_i* se refiere al sexo de la persona (mujer o hombre).
 - *Rango edad_i* se refiere a los rangos de edad establecidos, como son: [20-25], [26-30], [31-35], [36-40], [41-45], [46-50], [51-55], [56-60], [61-65], [66-70], [71-].
 - *Jefe_i* si el individuo es el jefe del hogar o no.
- *Demográficas_i* es un vector que contiene:
 - *Zona_i* si el individuo reside en zona urbana o rural.
 - *Macrorregión_i* se refiere a las macrorregiones (Gran Santo Domingo, Norte, Sureste y Suroeste).
 - *Migrante_i* si la persona es dominicana o es extranjero.
- *Educativas_i* corresponde a:
 - *Facultad_i* se refiere a las facultades en donde estudiaron los individuos: Artes, Ciencias, Ciencias Agronómicas y Veterinarias, Ciencias de la Educación, Ciencias de la Salud, Ciencias Económicas y Sociales, Ciencias Jurídicas y políticas, Humanidades, Ingeniería y Arquitectura, Otras.

- *Mayor nivel obtenido_i* es el título o diploma del mayor nivel educativo alcanzado.
- *Económicas_i* es un vector con:
 - *Formal_i* se estudian las heterogeneidades según el sector formal e informal.
 - *Actividad Económica_i* se analizan las diferencias en las actividades económicas. Estas son: Agricultura y ganadería, Industrias, Construcción, Electricidad y agua, Comercio, Hoteles, bares y restaurantes, Transporte y comunicaciones, Intermediarios y financieras, Enseñanza, Salud y asistencia social, Administración pública y defensa y Otros servicios.
 - *Quintil_i* representa el quintil de salarios por hora al que pertenece el individuo.

Se interpreta como: Si el individuo es *Sexo_i*, y tiene *Rango edad_i* años, es *Jefe_i*, reside en la *Zona_i* de la *Macroregión_i*, es *Migrante_i*, estudió en la *Facultad_i*, con un *Mayor nivel obtenido_i*, labora en el sector *Formal_i* en la *Activ.Econ._i* y pertenece al *Quintil_i*, entonces, es probable que su ocupación sea automatizable.

Para identificar la frecuencia de los itemsets se utiliza el algoritmo de Apriori. Este se basa en limitar la frecuencia de los itemsets mediante el establecimiento de un determinado límite, el cual, sirve de referencia para seleccionar aquellos itemsets (conjunto de características de los individuos) superiores a este (Lantz, 2015). En ese sentido, se crean las reglas de asociación de itemsets que superen el límite inferior antes de haber evaluado estas reglas.

En la primera fase, se evalúan de manera iterativa los ítems que se encuentran por encima del límite, de modo que, se construyen itemsets de 1 ítem (Lantz, 2015). Más adelante, en la fase dos, se evalúa de forma iterativa aquellos conjuntos que se encuentran arriba del límite, creando así, itemsets de 2 ítem y así se repite hasta que el algoritmo no encuentre más itemsets que superen el límite establecido (Lantz, 2015). El resultado de las i-iteraciones son un i-itemsets

que cumplen con el requerimiento mínimo del límite inferior (Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2001).

Además, para reducir el espacio de búsqueda, el algoritmo aplica una regla de que si el ítem es poco frecuente, entonces, ninguno de sus itemsets pueden ser frecuentes (Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2001). De modo que, si el ítem {A} es poco frecuente, por consiguiente, {A, B, C} y {A, E, F, G} son también infrecuentes ya que contienen {A}.

Las métricas utilizadas para la aplicación del límite inferior fueron el soporte y la confianza. El soporte de la regla de asociación es el número de ocasiones que sucede el evento (A) dividido entre el total de eventos (Lesmeister & Kumar, 2019).

$$Soporte(A) = \frac{Cantidad(A)}{N} \quad (1)$$

Por su parte, la confianza es una medida de poder predictivo y se define como el soporte de un itemset (A,B) dividido entre el soporte de un ítem que sólo contenga (A) (Lesmeister & Kumar, 2019).

$$Confianza(A \Rightarrow B) = \frac{Soporte(A,B)}{Soporte(A)} \quad (2)$$

Se interpreta como la *Probabilidad*(A|B) de que un evento que contiene los ítems de (A) también tenga los de (B) (Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2001).

Adicionalmente, se usa el lift para determinar la relación de la confianza con la confianza esperada (Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2001). Esta métrica permite predecir la mayor probabilidad de ocurrencia de un evento (Automatización) condicionado a características que

inciden en este. Se basa en el ratio del soporte de (A,B) entre la probabilidad de que el ítem A y el ítem B ocurran de manera independiente.

$$Lift(A \Rightarrow B) = \frac{Pr(A \cap B)}{Pr(A) Pr(B)} \quad (3)$$

4.1.2 Modelo logit

Los modelos de elección binaria permiten determinar la probabilidad de una serie de eventos, los cuales, son mutuamente excluyentes. En este caso, la variable dependiente es,

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{si el i-th individuo realiza una actividad automatizable} \\ 0 & \text{si el i-th individuo no realiza una actividad automatizable} \end{cases}$$

En donde, y_i es una variable latente que sigue una distribución Bernoulli que se expresa como:

$$P(Y_i = y_i) = \theta_i^{y_i} (1 - \theta_i)^{1-y_i} \quad (4)$$

En esta, la probabilidad de que un individuo realice una actividad automatizable es de $P(y_i = 1) = \theta_i$. Por el contrario, la probabilidad de no desempeñarse en una actividad automatizable es $P(y_i = 0) = 1 - \theta_i$. El valor esperado y la varianza de Y_i son:

$$\begin{aligned} E(Y_i) &= \mu_i = \theta_i \\ var(Y_i) &= \sigma_i^2 = \theta_i (1 - \theta_i) \end{aligned} \quad (5)$$

La media y la varianza dependen de la probabilidad de θ_i . Por lo tanto, cambios en la probabilidad incidirán en la media y en la varianza. En ese sentido, los modelos lineales no son adecuados cuando la variable endógena es binaria debido a que se viola el supuesto de homocedasticidad (Rodríguez, 2007). El tipo de elección binaria que se utiliza para este estudio

es el modelo logit debido a su uso en este tipo de investigaciones (Pouliakas, 2018; Mulas-Granados, Varghese, Boranova, deChalendar, & Wallenstein, 2019), el modelo sigue la forma:

$$\text{logit}(y_i) = \beta' x_i + \varepsilon_i \quad (6)$$

En donde, β' es un vector de coeficientes, x_i es un conjunto de variables que inciden en que un individuo labore en una actividad automatizable y ε_i es el error aleatorio que posee una distribución logística. Este modelo es adaptado para estudiar los determinantes de la automatización:

$$\text{logit}(\text{aut}_{.i}) = \beta_0 + \beta_1 \text{indv}_{.i} + \beta_2 \text{hog}_{.i} + \beta_3 \text{geo}_{.i} + \beta_4 \text{activ.econ}_{.i} + \beta_5 \text{facultad}_{.i} + \varepsilon_i \quad (7)$$

En donde, la variable:

- $\text{Aut}_{.i}$: es una variable binaria que indica si el individuo realiza una actividad automatizable.
- $\text{Indiv}_{.i}$: vector de variables que representan características individuales, como son: el sexo, edad, edad al cuadrado, educación.
 - Sexo: Está expresado como 1 si es mujer y 0 si es hombre. Se espera una relación negativa debido a que las mujeres tienden a realizar actividades de planificación, comunicación, organización, persuasión y creatividad, las cuales, presentan bajo riesgo de ser automatizadas (Pouliakas, 2018).
 - Edad: Se espera una relación negativa con efectos marginales crecientes debido a que las personas de mayor edad presentarán conocimientos tecnológicamente obsoletos (Autor & Dorn, 2009).

- Educación: Cantidad de años de educación de la persona. Se tiene una expectativa de una relación negativa ya que las personas con mayor educación tienden a realizar tareas que requieren habilidades de razonamiento lógico y resolver problemas de forma creativa.
- *Hog._i*: vector de variables con las condiciones del individuo en el hogar, incluye si la persona es jefe del hogar y si está casado.
 - Jefe: Se analizan las asimetrías según las condiciones del hogar.
 - Casado: Se estudian las heterogeneidades según la condición civil.
- *Geo._i*: vector de variables geográficas, zona y macrorregión de residencia.
 - Zona urbana: Se busca determinar las diferencias por zona urbana y rural.
 - Macrorregiones: Se estudian las divergencias por macrorregión.
- *Activ.Econ.._i*: Se analizarán las posibles diferencias entre las distintas actividades económicas.
- Facultad: Contiene la facultad en la que el individuo estudió.

El modelo de la Ecuación (7) no permite determinar el efecto de incrementar la variable independiente en 1 unidad, *ceteris paribus*. Lo anterior se explica ya que no se pueden aislar los efectos parciales debido a que esto es el logaritmo de una razón de probabilidades (Rodríguez, 2007). De modo que, no se puede aislar el efecto parcial. Para la interpretación de los estimadores se utilizan los odds ratio. Para poder obtener los odds ratios, se exponencia la ecuación (7) para cada i-individuo:

$$\frac{y_i}{1 - y_i} = \exp(\beta'x_i) \quad (8)$$

Resolviendo la probabilidad de que el individuo realice una actividad automatizable es:

$$y_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta'x_i)}} = \frac{\exp(\beta'x_i)}{1 + \exp(\beta'x_i)} \quad (9)$$

Mientras que la probabilidad de que no lo tenga es:

$$1 - p = \frac{1}{1 + \exp(\beta'x_i)} \quad (10)$$

La interpretación de estos odds ratio es: el número de veces que es más probable que una persona se desempeñe en una actividad automatizable a que no lo realice.

Pero, para lograr una interpretación aún más elemental se utilizan los efectos marginales:

$$\frac{\partial y_i}{\partial x_{ij}} = \beta_j y_i (1 - y_i) \quad (11)$$

Por lo tanto, el efecto del predictor j-th sobre la probabilidad de y_i depende de los estimadores β_j . De modo que, la interpretación sería: incrementos en x , incrementan/reducen la probabilidad de que $y = 1$. Para el caso de variables independientes dummy, los cambios marginales se expresan en comparación con la categoría base ($x = 0$). Mientras que, en el caso de variables independientes continuas, estos reflejan cambios en la probabilidad de que un individuo realice una actividad automatizable condicionado a cambios en 1 unidad en la variable independiente.

La significancia individual se testea a partir de la prueba de Wald, mientras que para la significancia conjunta del modelo se utiliza la prueba chi-cuadrado y la matriz de confusión para evidenciar el ajuste del modelo a los datos.

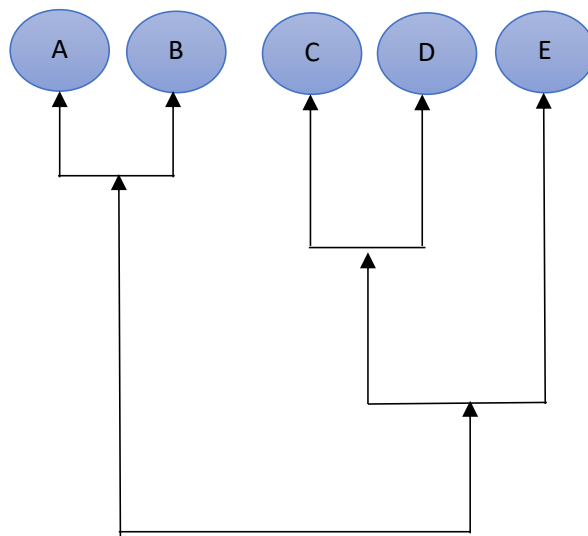
4.1.3 Clúster jerárquico

Los clústeres son un método de aprendizaje no supervisado de machine learning que permiten agrupar un conjunto de objetos basados en su similitud (Hastie, Tibshirani, Witten, & James, 2013). Por tanto, en este documento se construyen clústeres para recomendar políticas públicas enfocadas al proceso de la transición de la automatización de países con contextos similares al de la República Dominicana. En ese sentido, se utiliza el clúster jerárquico debido a que presenta la ventaja de que no se tiene que preespecificar el número de k clúster apriori del análisis (Hastie, Tibshirani, Witten, & James, 2013). Además, este método permite la construcción de un árbol de clasificación o dendrograma, que, facilita la visualización del clúster.

Para tales fines, la estrategia utilizada es el método aglomerativo, el cual, agrupa las unidades iniciales (en la base del árbol) y luego va formando los grupos de manera ascendente, combinando así el par de clúster más cercano (hasta la rama central) (**Figura 7**). La distancia euclideana es empleada para calcular la similitud entre las observaciones de los distintos países.

1. Se calcula la proximidad de cada país y se generan clústeres individuales para cada uno de estos países ($\{A\}$, $\{B\}$, $\{C\}$, $\{D\}$, $\{E\}$).
2. Se agrupan los países más similares según las variables empleadas. En este caso, los países $\{A, B\}$, $\{C, D\}$ y $\{E\}$.
3. Se continúan calculando las similitudes de los países y generando más clústeres, estableciendo así, el clúster $\{C, D, E\}$.
4. El proceso se mantiene hasta llegar hasta la rama central en la que todos los clústeres $\{A, B\}$ y $\{C, D, E\}$ son agrupados, formando así un clúster único $\{A, B, C, D, E\}$.

Figura 7. Proceso de generación del clúster jerárquico



Fuente: Elaboración propia.

En este, la similitud entre 2 objetos es representada por la altura del nodo que los combina. El método de Ward es utilizado para calcular la similitud entre el grupo de observaciones de los clústeres, generando así, el enlace entre dos clústeres. En este método se generan aquellos que presenten menor incremento en el valor total de la suma de los cuadrados de las diferencias. De modo que, se busca minimizar la varianza dentro de cada clúster. Este presenta la ventaja de que permite separar los países en caso de que exista ruido entre estos y existan valores atípicos (Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2001).

El método de clúster jerárquico permite observar cuales países presentan condiciones similares a la República Dominicana en términos de tasa de automatización, Producto Interno Bruto (PIB) per cápita, inversión en investigación + desarrollo (I&D), desempleo, productividad, años de escolaridad promedio y salario promedio. Para la validación interna del clúster se utiliza el Índice de Dunn.

4.2 Datos

En este documento se utilizan microdatos trimestrales de la Encuesta Nacional Continua de Fuerza de Trabajo del Banco Central de la República Dominicana (BCRD) del 2016 y 2019. Esta encuesta es levantada de manera oficial desde el 2016 y tiene el fin de capturar información sobre las condiciones del mercado laboral, sin embargo, debido a la diversidad de datos que poseen se puede obtener la composición sectorial y territorial de los hogares (Pino, 2016). Por ende, nos permite determinar las probabilidades de que un habitante labore en una actividad automatizable considerando las divergencias en las funciones de cada ocupación y las asimetrías territoriales.

La muestra de la población corresponde a aquellas personas que laboran en una actividad económica. Para extrapolar los datos muestrales a los poblacionales se utiliza el factor de expansión.

Para la estimación de las reglas de asociación se utilizan 4 grupos de variables, las cuales son: características personales (sexo, rango de edad y si es jefe del hogar), la estratificación regional (si es migrante o nacional, la macrorregión en la que reside, tales como: Gran Santo Domingo compuesta por el Distrito Nacional y Santo Domingo; el Norte o Cibao que contiene a las regiones del Cibao del Norte, Sur, Nordeste y Noroeste; el Suroeste que representa a Valdesia, El Valle y Enriquillo; y el Sureste con Higuamo y Yuma, y además, si reside en zona urbana o rural), educativas (mayor nivel educativo obtenido y en la facultad que estudió) y la actividad económica (agricultura y ganadería, industria, electricidad y agua, comercio, construcción, hoteles, bares y restaurantes, transporte y comunicaciones, intermediarios financieros, administración pública y defensa, enseñanza, salud y otros servicios; sector formal o informal; adicionalmente, se analizan las heterogeneidades según el quintil de salarios por hora).

Para el caso de los modelos logit, la variable dependiente expresa si el individuo labora en una actividad automatizable. En adición, se utilizan 5 grupos de variables independientes. Estos grupos son: las características del individuo (sexo, edad, edad al cuadrado, para así, capturar los rendimientos marginales decrecientes/crecientes; además, cantidad de años de educación), las condiciones en el hogar (condición de ser jefe del hogar y si está casado), la ubicación geográfica (macrorregiones y zona), la actividad económica que realiza el individuo (siendo en el sector formal o informal) y la facultad en la que el individuo estudió.

Para el clúster jerárquico se utilizan las tasas de automatización extraídas del BID, CEPAL y la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE). El PIB per cápita y la Inversión en I&D como % del PIB fueron obtenidas del Banco Mundial (BM). El desempleo y la productividad fueron conseguidos en la Organización Internacional del Trabajo (OIT), mientras que, los años de escolaridad del Instituto de Estadística de la Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO), por su parte, el salario promedio en precios mundi.

En el **Anexo A** se presentan las variables utilizadas y la descripción de las mismas, mientras que en el **Anexo B** se encuentra la regionalización. Según el (Decreto 710-04, 2004), la regionalización de la República Dominicana está compuesta por 3 macrorregiones y 10 regiones de desarrollo. Sin embargo, la composición territorial de la ENCFT está dividido en 4 macrorregiones, las cuales, son utilizadas (Gran Santo Domingo, Norte, Sureste y Suroeste).

5. Resultados

5.1 Patrones de características en individuos que realizan tareas automatizables

En la **Figura 8** se muestra una red que describe el comportamiento de la asociación de las características de los individuos con tareas automatizables. Los círculos representan las reglas

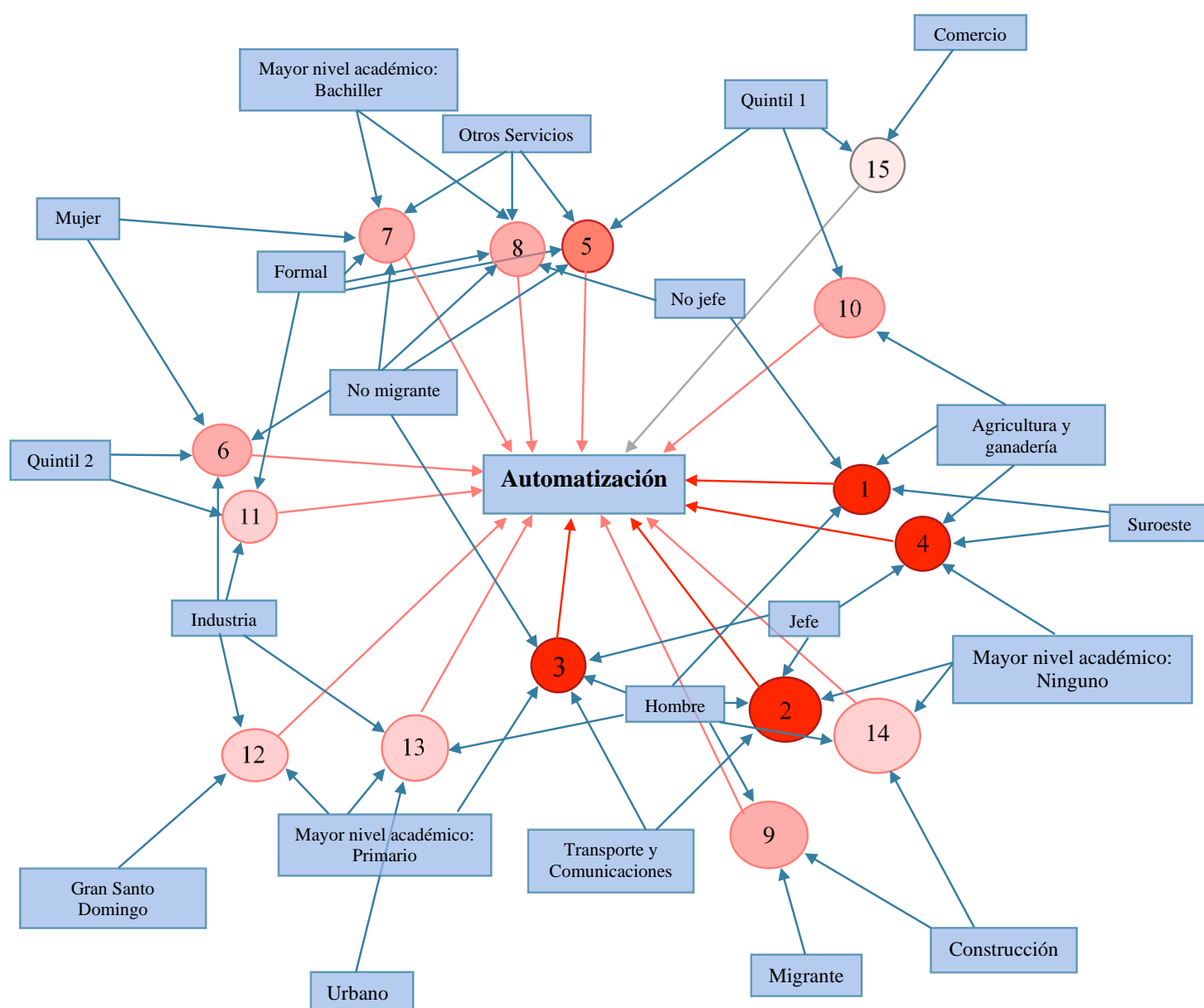
de asociación de las distintas combinaciones de características de los individuos que convergen hacia la automatización de sus tareas. Además, a superior lift, mayor la intensidad del color de la regla; y los tamaños de las reglas están en función de la ocurrencia del conjunto de características de los individuos.

En la regla 1 se observa que aquellos individuos con mayor probabilidad de realizar una tarea automatizable son hombres que no son jefes del hogar, residen en el suroeste y se dedican a actividades agropecuarias. Lo anterior está relacionado en que los hombres tienden a estar empleados en actividades rutinarias, predecibles y en sectores con alto riesgo de ser automatizados (Pouliakas, 2018). Asimismo, en la agropecuaria se concentra la menor cantidad de titulados universitarios (Vásquez, 2019), lo que resalta el bajo nivel académico de los empleados y su alta probabilidad de desempeñarse en tareas que pueden ser sustituidas por las máquinas (McKinsey Global Institute, 2017). Por otra parte, la regla 14 es la que presenta mayor tamaño, por ende, la mayor cantidad de empleos con ocupaciones automatizables se encuentran en hombres que no tienen nivel educativo alcanzado y laboran en la construcción.

Se evidencian patrones de que los individuos nacionales, jefes de hogar que laboran en el sector formal en actividades agropecuarias, industriales, de transporte y comunicaciones y residen en el suroeste son aquellos que presentan mayor frecuencia de estar realizando tareas automatizables. Por ende, se confirma que los empleos del sector primario y secundario son los que presentan mayor cantidad de funciones automatizables (McKinsey Global Institute, 2017). Además, se muestra que en el sector formal hay mayor incidencia de la automatización de ocupaciones que en el sector informal. Esto último está relacionado en que el sector informal suele caracterizarse por el autoempleo y el empleo en los micro establecimientos (Cebrerosa, Heffner, Livasb, & Puggionia, 2019).

Asimismo, se observa que estas asociaciones tienden a ocurrir en personas con bajo nivel educativo (ninguno o nivel primario) y económico (primer y segundo quintil de salarios por hora). En ese tenor, se valida que aquellos que presentan los menores niveles académicos son los más propensos a ser desplazados (Morikawa, 2017).

Figura 8. Regla de asociación de las características de los individuos con tareas automatizables. 2019



Fuente: Estimaciones realizadas a partir de la ENCFT 2019.

En la **Tabla 2** se evidencia el conjunto de características que tienen los individuos (left-hand-side) que tienden a realizar actividades automatizables (right-hand-side). En ese sentido, se observa que el 100.00% de los hombres que no son jefes del hogar, residen en el suroeste y se dedican a actividades agropecuarias desempeñan ocupaciones automatizables. Además, estos individuos son 1.6966 veces más probables a laborar en una tarea automatizable que las demás personas de la población.

Asimismo, se muestra que 98.64% de los hombres jefes de hogar que no tienen nivel educativo alcanzado y laboran en actividades de transporte y comunicaciones realizan tareas automatizables. Adicionalmente, estas personas son 1.6735 veces más probables a realizar ocupaciones automatizables que las demás personas de la población. Por ende, estos patrones de particularidades de los individuos los condicionan a un estado de vulnerabilidad debido al riesgo de que su empleo sea sustituido por las máquinas.

Tabla 2. Reglas de asociación de patrones de características de individuos con tareas automatizables. 2019

Left-hand-side	Right-hand-side	Soporte	Confianza	Lift
Hombre del suroeste, no es jefe de hogar y se dedica a actividades de agricultura y ganadería.	Automatización	0.0129	100.00%	1.6966
Hombre, jefe de hogar, empleado en la actividad económica de Transporte y Comunicaciones. Con mayor nivel académico obtenido: Ninguno.	Automatización	0.0152	98.64%	1.6735
Hombre, dominicano, jefe de hogar, empleado en la actividad económica de Transporte y Comunicaciones. Con mayor nivel académico obtenido: Primario.	Automatización	0.0153	96.69%	1.6404
Habitante de la región suroeste, jefe de hogar y dedicado a actividades agrícolas y ganaderas. Con mayor nivel académico obtenido: Ninguno.	Automatización	0.0185	95.16%	1.6145
Dominicano que lleva acabo actividades formales en la actividad económica Otros Servicios y pertenece al Quintil 1.	Automatización	0.0114	92.37%	1.5672
Mujer, dominicana, empleada en el sector Industria y pertenece al Quintil 2.	Automatización	0.0103	89.91%	1.5254
Mujer, dominicana, empleada en el sector formal en la actividad económica de Otros Servicios. Con mayor nivel académico obtenido: Bachiller.	Automatización	0.0132	89.36%	1.5161
Dominicano, no es jefe de hogar. Pertenece al sector formal y realiza actividades de Otros Servicios. Con mayor nivel académico obtenido: Bachiller.	Automatización	0.0131	89.29%	1.5148
Hombre, migrante, trabaja en la actividad económica Construcción.	Automatización	0.0132	87.50%	1.4845

Left-hand-side	Right-hand-side	Soporte	Confianza	Lift
Realiza actividades en la actividad económica Agricultura y Ganadería y pertenece al Quintil 1.	Automatización	0.0103	85.96%	1.4585
Trabaja formalmente en el sector Industria y pertenece al Quintil 2.	Automatización	0.0182	85.71%	1.4542
Vive en el Gran Santo Domingo, se dedica a trabajar en actividades del sector Industria. Con mayor nivel académico obtenido: Primario.	Automatización	0.0101	85.71%	1.4542
Hombre de la zona urbana, trabaja en el sector Industria. Con mayor nivel académico obtenido: Primario.	Automatización	0.0157	83.33%	1.4138
Hombre, trabaja en la actividad económica Construcción. Con mayor nivel académico obtenido: Ninguno.	Automatización	0.0269	81.85%	1.3886
Realiza actividades en la actividad económica Comercio y pertenece al Quintil 1.	Automatización	0.0126	80.00%	1.3573

Fuente: Estimaciones realizadas a partir de la ENCFT 2019.

5.2 Determinantes de realizar una tarea automatizable

En esta subsección se presentan los resultados de los determinantes de realizar una tarea automatizable según las características intrínsecas del individuo, sus condiciones en el hogar, su ubicación geográfica y actividad económica en la que labora. En la **Tabla 3** se observa que las variables son individual y conjuntamente significativas al 99.00% ya que presentan un p-valor de la prueba chi cuadrado de 0.0000. La predicción correcta del modelo total es de 70.78%, mientras que el de hombres es de 73.63% y el de mujeres de 70.86%.

Referido a las características del individuo, el efecto marginal de menor incidencia en que un individuo realice una tarea automatizable es la condición de ser mujer. Las mujeres tienen una probabilidad de 6.81 puntos menor que la de los hombres para desempeñarse en actividades automatizables, ceteris paribus. Esto se fundamenta en que los hombres tienden a laborar en tareas rutinarias con alta posibilidad de automatizarse y en sectores con alto riesgo de automatización, mientras que las mujeres son propensas a desempeñarse en actividades de comunicación, planificación, organización y servicios sociales (no rutinarias) (Pouliakas, 2018). Por ende, los hombres son más vulnerables que las mujeres con iguales características.

En el caso de la edad, se verifica que incrementos de esta generan disminuciones en la probabilidad de realizar actividades automatizables, manteniendo los demás factores

constantes. La magnitud del efecto marginal tiene forma de “U”, en la que los más jóvenes y las personas de edad avanzada presentan las mayores probabilidades de ser desplazadas por las máquinas. Por ende, se valida que los más jóvenes se caracterizan por estar empleados en actividades rutinarias manuales con alto riesgo de ser automatizadas (Morikawa, 2017). Adicionalmente, se evidencian efectos marginales crecientes, por tanto, se llega a una edad (52 años), en la que, un año adicional genera un incremento en la probabilidad de estar empleado en una ocupación automatizable. Esto afecta a los trabajadores de más edad ya que tenderán a emplear habilidades tecnológicamente obsoletas y es menos probable que participen en un aprendizaje continuo y permanente (Autor & Dorn, 2009).

Además, se presentan asimetrías entre sexo cuando la población tiene más edad. El efecto es más marcado en las mujeres, siendo este de 2.90 puntos por cada año adicional. La probabilidad de que las mujeres realicen tareas automatizables se aumenta a partir de los 48 años, mientras que en los hombres estos incrementos son a partir de los 70 años.

A medida que aumenta la escolaridad del individuo, se disminuye su posibilidad de realizar actividades automatizables. Las ocupaciones de las personas con alto nivel educativo requieren habilidades para resolver problemas de forma creativa y tener interacciones sociales, por ende, presentan baja probabilidad de automatizarse (Nedelkoska & Quintini, 2018). El efecto es más acentuado en los hombres, donde la propensión a realizar una actividad automatizable se reduce en 2.25 puntos a medida que aumenta su escolaridad en 1 año. Sin embargo, este efecto es de apenas 0.67 puntos en el caso de las mujeres. Cada año adicional de educación extra de los hombres reduce la brecha del porcentaje de la población de hombres que realiza tareas automatizables respecto a la de mujeres.

La condición de ser jefe de hogar y estar casado reduce la probabilidad de realizar actividades automatizables. Además, se observa que los individuos que residen en la macrorregión suroeste

son los más propensos a desempeñarse en tareas automatizables en comparación con su contraparte (aquellos de la macrorregión norte).

El efecto marginal de mayor incidencia en el modelo es el de los individuos que laboran en la actividad económica de transporte y comunicaciones. Estos son los más propensos a perder el empleo ya que laboran en tareas que pueden ser sustituidas por las máquinas. En ese sentido, presentan una probabilidad de 25.89 puntos por encima de su contraparte (aquellos que laboran en la industria). A pesar de esto, se encuentran heterogeneidades por sexo, en las cuales, los hombres ocupados en la actividad de transporte y comunicaciones tienen mayor probabilidad (21.45 puntos) de realizar tareas automatizables que los hombres de la industria, mientras que las mujeres que se desempeñan en transporte y comunicaciones son menos propensas (-17.09 puntos) a realizar este tipo de tareas en relación con aquellas que se encuentran en la industria. Esto se debe a que las mujeres que trabajan en transporte y comunicaciones tienden a ostentar cargos administrativos y de supervisión, mientras que los hombres, en general, realizan los trabajos forzosos, manuales y menos técnicos.

Se resalta que los individuos que tienen empleos formales presentan mayor probabilidad de ser sustituidos por los robots, siendo este efecto más marcado en las mujeres. Lo anterior se relaciona en que el sector informal suele caracterizarse por el autoempleo y el empleo en los micro establecimientos, por ende, presentan menores riesgos de desplazamiento ante la automatización (Cebrecosa, Heffnera, Livasb, & Puggionia, 2019).

Adicionalmente, aquellos individuos dedicados a la agropecuaria registran una probabilidad de desempeñar tareas rutinarias por encima de la de su contraparte (aquellos que laboran en la industria). Esto está relacionado con que las personas empleadas en la agropecuaria son la población menos cualificada (Vásquez, 2019).

Por otra parte, se evidencia que los egresados de la facultad de ingeniería y arquitectura son los menos propensos a realizar actividades automatizables. Estos tienen una probabilidad de 30.51 por debajo que su contraparte (egresados de la facultad de humanidades). Esto último está vinculado al grado de complementariedad de esta fuerza de trabajo con la IA para la ejecución de sus labores (Morikawa, 2017).

Tabla 3. Determinantes de realizar una tarea automatizable, según sexo en República Dominicana. 2019. (Logit robusto: efectos marginales)

Variables independientes	Modelo total	Hombres	Mujeres
	Efectos Marginales	Efectos Marginales	Efectos Marginales
Características del individuo			
Mujer	-0.0681*** (0.0135)		
Edad	-0.0207*** (0.0022)	-0.0139*** (0.0026)	-0.0290*** (0.0038)
Edad^2	0.0002*** (0.00002)	0.0001*** (0.00003)	0.0003*** (0.00004)
Años de educación	-0.0156*** (0.0016)	-0.0225*** (0.0020)	-0.0067** (0.0026)
Condiciones del hogar			
Jefe del hogar	-0.0217. (0.0125)	-0.0148 (0.0156)	-0.0214 (0.0201)
Casado	-0.0698*** (0.0173)	-0.0711*** (0.0215)	-0.0506. (0.0270)
Condiciones geográficas			
Urbano	-0.0081 (0.0136)	-0.0145 (0.0161)	-0.0157 (0.0231)
Gran Santo Domingo	-0.0001 (0.0139)	0.0135 (0.0164)	-0.0075 (0.0227)
Suroeste	0.0436** (0.0161)	0.0605*** (0.0183)	0.0468. (0.0279)
Sureste	-0.0110 (0.0175)	0.0274 (0.0197)	-0.0491. (0.0282)
Actividad económica			
Formal	0.2237*** (0.0136)	0.0928*** (0.0162)	0.3986*** (0.0210)
Agricultura y ganadería	0.1837*** (0.0235)	0.1021*** (0.0253)	0.0813 (0.0880)

Variables independientes	Modelo total	Hombres	Mujeres
	Efectos Marginales	Efectos Marginales	Efectos Marginales
Electricidad y agua	-0.0750 (0.0573)	-0.1262. (0.0686)	0.0406 (0.1057)
Construcción	0.0414 (0.0278)	-0.0278 (0.0283)	-0.0839 (0.1627)
Comercio	-0.1360*** (0.0231)	-0.1440*** (0.0262)	-0.1059* (0.0428)
Hoteles, bares y restaurantes	-0.2245*** (0.0273)	-0.2404*** (0.0375)	-0.1644*** (0.0434)
Transporte y comunicaciones	0.2589*** (0.0209)	0.2145*** (0.0183)	-0.1709* (0.0729)
Intermediarios y financieras	-0.1911 *** (0.0419)	-0.1525** (0.0580)	-0.2596*** (0.0495)
Administración pública y defensa	-0.3810*** (0.0267)	-0.4602*** (0.0340)	-0.2417*** (0.0437)
Enseñanza	-0.2617*** (0.0300)	-0.2531*** (0.0462)	-0.2866*** (0.0362)
Salud	-0.2691*** (0.0322)	-0.0581 (0.0641)	-0.3165*** (0.0327)
Otros servicios	-0.1770*** (0.0233)	-0.0902** (0.0297)	-0.1824*** (0.0400)
Facultad			
Ciencias Económicas y Sociales	0.0225 (0.0247)	-0.0268 (0.0342)	0.0169 (0.0367)
Ciencias	-0.0903. (0.0511)	-0.0550 (0.0564)	-0.1658* (0.0834)
Ciencias Jurídicas y Políticas	-0.1219** (0.0473)	-0.1273* (0.0638)	-0.1563** (0.0594)
Ingeniería y Arquitectura	-0.3051 *** (0.0376)	-0.2225*** (0.0462)	-0.2499*** (0.0682)
Ciencias de la Salud	-0.2060*** (0.0445)	-0.2911** (0.1052)	-0.2500*** (0.0378)
Ciencias Agronómicas y Veterinarias	-0.1603 (0.1117)	-0.1122 (0.1149)	-0.0544 (0.2276)
Artes	-0.1732. (0.1045)	-0.2537. (0.1481)	-0.1544 (0.1296)

Variables independientes	Modelo total	Hombres	Mujeres
	Efectos Marginales	Efectos Marginales	Efectos Marginales
Ciencias de la Educación	-0.2043*** (0.0333)	-0.0861. (0.0507)	-0.2812*** (0.0321)
Otra	0.2574* (0.1072)	0.2904*** (0.0070)	0.1675 (0.2255)
Observaciones	9545	5756	3789
P-valor F	0.0000	0.0000	0.0000
Predicción	70.78%	73.63%	70.86%

P-valor: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Fuente: Estimaciones realizadas a partir de la ENCFT 2019.

Nota: Los errores estándar se presentan entre paréntesis.

Intercepto: Hombre que no es jefe de hogar y es soltero, reside en la zona rural de la macrorregión Norte, labora en el sector informal en la actividad económica de Industrias y es egresado de la facultad de Humanidades.

5.3 Determinantes de realizar una tarea automatizable según macrorregión

En esta subsección se analiza la probabilidad de desempeñar una tarea automatizable desde un enfoque geográfico. En la **Tabla 4** se presentan los efectos marginales según las macrorregiones (Gran Santo Domingo, Norte, Sureste y Suroeste). Los modelos presentan una significancia conjunta al 99.99%. La predicción correcta del modelo asociado a la macrorregión del Gran Santo Domingo es de 68.69%, el del Norte de 71.88%, el del Sureste de 74.47% y el del Suroeste de 72.61%.

Respecto a las características individuales, se evidencia que en todas las macrorregiones los hombres presentan mayor vulnerabilidad que las mujeres ya que son más propensos a estar ocupados en actividades automatizables, por ende, tienen más posibilidades de ser sustituidos por los robots. En ese contexto, la brecha de ocupaciones automatizables por sexo es más acentuada en la macrorregión Sureste, en la cual, las mujeres tienen una probabilidad de 10.34 puntos por debajo que los hombres de esta macrorregión, ceteris paribus. Por el contrario, la menor brecha por sexo se encuentra en la macrorregión Suroeste, en donde, las mujeres son menos propensas a ser desplazadas que los hombres en 2.90 puntos.

En cuanto a la edad se verifica que aumentos de esta, disminuyen la probabilidad de desempeñarse en una tarea automatizable en todas las macrorregiones, siendo en el Sureste y en el Gran Santo Domingo donde los efectos son más pronunciados. En el Sureste y en el Gran Santo Domingo, a partir de los 56 y 57 años respectivamente, se incrementa la probabilidad de realizar una actividad automatizable en 0.20 puntos por cada año adicional. En el caso del Norte, la probabilidad de trabajar en este tipo de actividades comienza a aumentar a partir de los 54 años de edad, mientras que en el Suroeste es a partir de los 75 años de edad. Por otra parte, se evidencia que poseer un mayor nivel educativo incide de manera negativa en que las personas se desempeñen en tareas automatizables (McKinsey Global Institute, 2017).

Se resalta la persistencia en todas las macrorregiones de que las personas que están empleadas en el sector formal son las que presentan mayor probabilidad de estar realizando una tarea automatizable. El efecto marginal más marcado se encuentra en la macrorregión Norte, por tanto, las mayores brechas por sector (formal e informal) se registran en esta. Por otra parte, se observa que las personas que residen en esta macrorregión y en el Suroeste y se dedican a la agropecuaria presentan alto riesgo de ser automatizadas en comparación con los dedicados a la industria en estas macrorregiones.

Los individuos que laboran en la construcción en el Gran Santo Domingo tienen menor probabilidad de realizar tareas automatizables que aquellos que se dedican a la industria en esta misma macrorregión. Sin embargo, este efecto es asimétrico, en el Norte, los que se desempeñan en esta actividad, presentan aumentos en la probabilidad de que la tarea sea automatizable en comparación con su contraparte (dedicados a la industria en la macrorregión Norte). Por otro lado, las actividades económicas con menores tareas automatizables en todas las macrorregiones son la administración pública, defensa, salud y enseñanza. En ese mismo sentido, los egresados de las facultades de ingeniería y arquitectura, ciencias de la salud y

ciencias de la educación son los menos propensos a realizar una tarea que pueda ser sustituida por un robot.

Tabla 4. Determinantes de realizar una tarea automatizable, según macrorregiones. 2019

Variables independientes	Gran Santo Domingo	Norte	Sureste	Suroeste
	Efectos Marginales	Efectos Marginales	Efectos Marginales	Efectos Marginales
Características del individuo				
Mujer	-0.0854*** (0.0221)	-0.0504* (0.0242)	-0.1034** (0.0363)	-0.0290 (0.0304)
Edad	-0.0224*** (0.004)	-0.0216*** (0.0037)	-0.0228*** (0.0062)	-0.0150** (0.0046)
Edad^2	0.0002*** (0.0000)	0.0002*** (0.0000)	0.0002** (0.0001)	0.0001* (0.0001)
Años de educación	-0.0132*** (0.0030)	-0.0153*** (0.0028)	-0.0222*** (0.0043)	-0.0138*** (0.0033)
Condiciones del hogar				
Jefe del hogar	-0.0241 (0.0213)	-0.0087 (0.0218)	-0.0276 (0.0345)	-0.0189 (0.0274)
Casado	-0.0964*** (0.0286)	-0.0682* (0.0295)	-0.0062 (0.0469)	-0.0492 (0.0434)
Condiciones geográficas				
Urbano	0.0495 (0.0337)	-0.0553** (0.0201)	-0.0729* (0.0334)	0.0408 (0.0268)
Actividad económica				
Formal	0.2245*** (0.0233)	0.2680*** (0.0238)	0.2487*** (0.0345)	0.1000** (0.0335)
Agricultura y ganadería	-0.1155 (0.0966)	0.1426*** (0.0391)	0.0858 (0.0735)	0.3296*** (0.0304)
Electricidad y agua	0.0618 (0.1112)	-0.0425 (0.0891)	-0.2875* (0.1397)	-0.1107 (0.1129)
Construcción	-0.1260* (0.0491)	0.1499*** (0.0383)	0.0616 (0.0777)	0.0920. (0.0518)
Comercio	-0.2097*** (0.0368)	-0.0617 (0.0384)	-0.1413* (0.0706)	-0.1385* (0.0567)
Hoteles, bares y restaurantes	-0.2730*** (0.0417)	-0.1682*** (0.0499)	-0.2379*** (0.0698)	-0.2522** (0.0797)
Transporte y comunicaciones	0.1631** (0.0496)	0.2935*** (0.0277)	0.3464*** (0.0403)	0.2641*** (0.0274)
Intermediarios y financieras	-0.1633** (0.0586)	-0.2065** (0.0765)	-0.4360*** (0.1107)	-0.2489. (0.1505)
Administración pública y defensa	-0.4300*** (0.0305)	-0.2580*** (0.0637)	-0.4518*** (0.0699)	-0.2861*** (0.0762)
Enseñanza	-0.2466*** (0.0480)	-0.2158*** (0.0552)	-0.3790*** (0.0789)	-0.2363** (0.0744)

Variables independientes	Gran Santo Domingo	Norte	Sureste	Suroeste
	Efectos Marginales	Efectos Marginales	Efectos Marginales	Efectos Marginales
Salud	-0.2832*** (0.0461)	-0.2629*** (0.0562)	-0.1649 (0.1105)	-0.3040*** (0.0853)
Otros servicios	-0.2258*** (0.0369)	-0.1074** (0.0396)	-0.2316*** (0.0676)	-0.1913** (0.0621)
Facultad				
Ciencias Económicas y Sociales	0.0075 (0.0403)	-0.0366 (0.0449)	0.1195* (0.0594)	0.0480 (0.0631)
Ciencias	-0.2025. (0.1045)	-0.1179 (0.085)	-0.6529*** (0.0162)	0.0697 (0.0645)
Ciencias Jurídicas y Políticas	-0.1574* (0.0649)	-0.2876** (0.1076)	-0.1114 (0.1340)	0.1317* (0.0564)
Ingeniería y Arquitectura	-0.3281*** (0.0439)	-0.3411*** (0.0686)	-0.0965 (0.1267)	-0.2836 (0.1953)
Ciencias de la Salud	-0.2126*** (0.0576)	-0.1707* (0.0819)	-0.4095** (0.154)	-0.2014 (0.1407)
Ciencias Agronómicas y Veterinarias	-0.1492 (0.3465)	-0.1361 (0.1261)	0.0101 (0.3223)	-0.2560 (0.3288)
Artes	-0.1566 (0.1047)	-0.6364*** (0.0098)	-0.6316*** (0.0165)	0.2818*** (0.0155)
Ciencias de la Educación	-0.2969*** (0.0577)	-0.2175*** (0.0590)	-0.0471 (0.0994)	-0.1311* (0.0612)
Otra	0.0048 (0.3186)	0.3687*** (0.0098)		
Observaciones	3239	3165	1414	1727
P-valor F	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Predicción	68.69%	71.88%	74.47%	72.61%

P-valor: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Fuente: Estimaciones realizadas a partir de la ENCFT 2019.

Nota: Los errores estándar se presentan entre paréntesis.

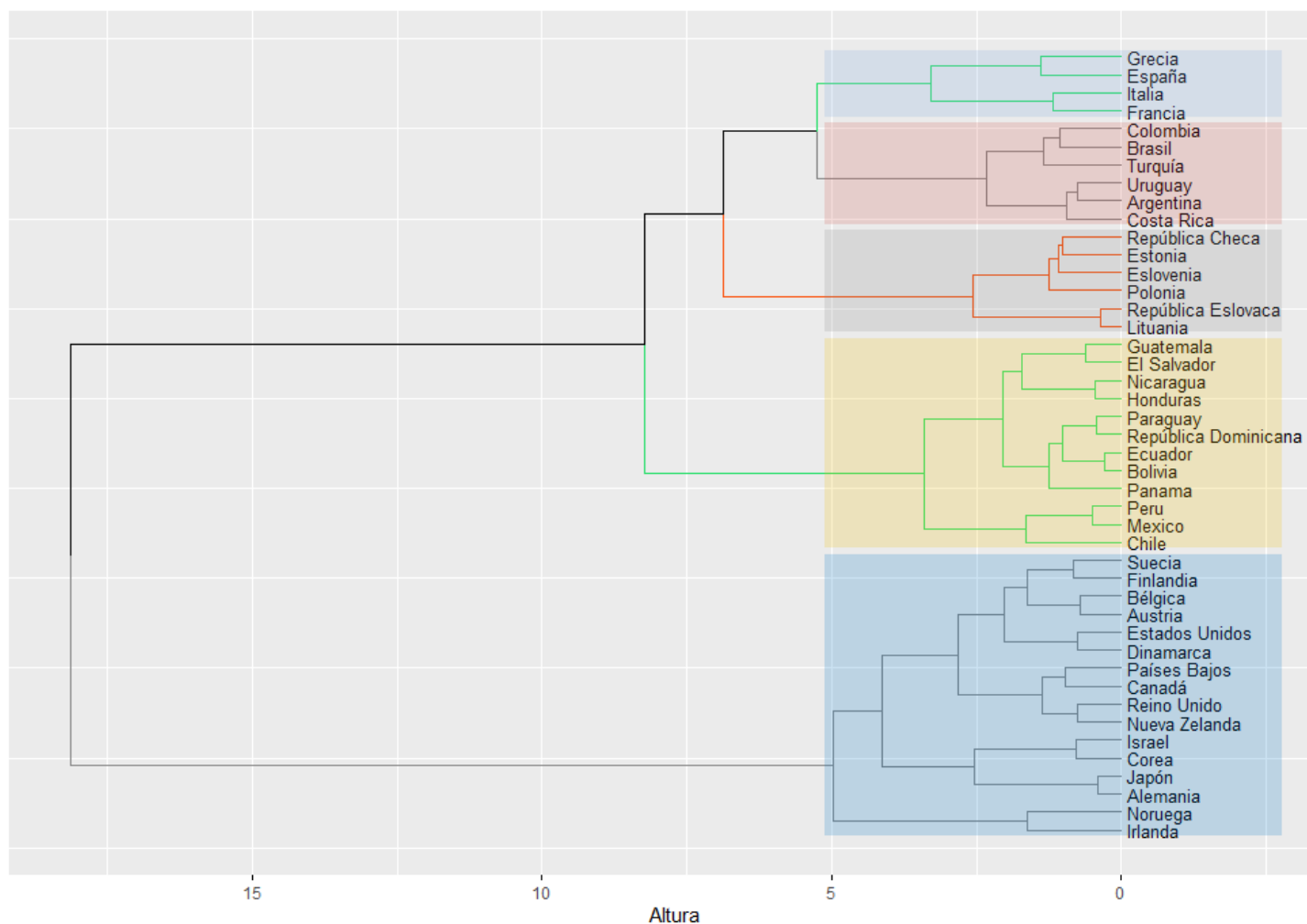
Intercepto: Hombre que no es jefe de hogar y es soltero, reside en la zona rural, labora en el sector informal en la actividad económica de Industrias y es egresado de la facultad de Humanidades.

5.4 Políticas públicas

En la **Figura 9** se puede observar la forma que los países seleccionados se agrupan, evidenciando sus similitudes y sus diferencias. Aquellos países que pertenecen a un mismo clúster, pueden utilizar a sus países vecinos como punto de referencia para la elaboración de políticas debido a sus similitudes socioeconómicas. En este caso, las políticas tomadas por aquellos países similares a la República Dominicana, serán utilizadas como guía para sugerir

políticas públicas que permitan minimizar los riesgos y aprovechar las oportunidades que trae consigo el fenómeno de la automatización. De igual forma, las políticas públicas adoptadas por países desarrollados sirven como un indicativo de hacia dónde debemos dirigirnos.

Figura 9. Clúster jerárquico de la automatización según países. 2018-2019



Fuente: Estimaciones realizadas a partir de datos del BID, BM, CEPAL, ENCFT, OECD, OIT, UNESCO y precios mundi.

A medida que el conocimiento sobre el impacto de la tecnología en los mercados de trabajo va aumentando, se incrementan las preocupaciones con respecto al papel que juega la fuerza de trabajo en todo este proceso y se hace evidente la necesidad de tomar acciones. A nivel de la región de América Latina, los cambios que se necesitan para enfrentar las transformaciones tecnológicas, pueden plantearse en tres niveles: estado, empresas e individuos (BID, 2018).

Por un lado, el Estado deberá afrontar los grandes cambios que las nuevas tecnologías traen consigo. Una mayor polarización del trabajo producida por una transición no orgánica a la nueva realidad, podría aumentar la desigualdad y la exclusión social, y por lo tanto perjudicar el actual Estado de Bienestar (González-Páramo, 2017). Por esta razón, el Estado no debería priorizar los puestos de trabajo obsoletos, si no, proteger a las personas y adoptar un rol acorde a los nuevos desafíos que deberán de ser enfrentados (BID, 2018).

Por otro lado, las empresas deben someterse a una transformación para poder seguir siendo competitivas en este nuevo entorno. Estos procesos de cambio implicarán cambiar la asignación de tareas entre personas y máquinas, para las cuales se requerirán nuevas habilidades. En el caso de los individuos, estos deben de estar en un continuo proceso de aprendizaje, si se quiere aprovechar las oportunidades de esta revolución industrial, estos deben adaptarse, aprender a aprender y actualizar continuamente sus conocimientos (BID, 2018).

Desde una perspectiva más particular, las políticas públicas para enfrentar la automatización deben de estar enfocadas en cuatro (4) frentes: la inversión en capital humano, la gestión del talento, el diseño de políticas de empleo efectivas, y las políticas de compensación temporal para los empleados desplazados (González-Páramo, 2017).

El sistema educativo debe preparar a los jóvenes para un futuro en el que usen y se complementen con la tecnología, a la vez que crean, innovan y emprenden. Además, se recomienda fomentar el desarrollo de habilidades “blandas” ligadas a las relaciones interpersonales, el liderazgo y la creatividad.

Mientras que, para los empleados de hoy, es necesario dinamizar el mercado laboral y crear políticas de empleos eficaces que faciliten el tránsito de los viejos empleos a los nuevos. Para esto, se debe fomentar la educación continua en la edad adulta, eliminar la rigidez institucional y promover una transición tecnológica inclusiva (Bravo M., García, & Schlechter, 2018).

La creación de políticas educativas y de programas de capacitación deben de estar conectadas con la demanda del mercado laboral, para poder coordinar la relación entre las capacidades del capital humano y las necesidades existentes en las industrias. México y Eslovenia han creado programas en los cuales se estudia la disponibilidad de curriculums universitarios que aseguren la provisión de las destrezas demandadas por las empresas (Dongier & Sudan, 2009; OCDE, 2018). Es una “especialización inteligente”, donde estos países intentan que la oferta de habilidades satisfaga la demanda de empleo.

Asimismo, Chile y Perú ejecutan un Sistema de Formación Permanente Basado en Competencias Labores. Estos sistemas se basan en la actualización continua de la oferta de trabajo según los requerimientos de la demanda y procesos formativos flexibles los cuales se acoplen con las necesidades del mercado laboral, mejorando así la empleabilidad de las personas (Rucci, 2010; Ministerio de Trabajo y Promoción del Empleo de Perú, 2020). Panamá por su parte, cuenta con un Instituto Nacional de Formación Profesional y Capacitación para el Desarrollo Humano, que se encarga de diseñar el contenido de las capacitaciones en función de las habilidades necesarias por los sectores productivos (INADEH, 2020).

Otra herramienta usada por diversas economías para intentar afrontar la automatización, es la creación de una cuenta individual de aprendizaje o capacitación. Estas cuentas consisten en proveer fondos a aquellos que no tienen los medios ni recursos para mejorar su educación, y por lo tanto no pueden mejorar sus oportunidades de empleo. Países como Chile, Estados Unidos, Francia y Dinamarca han ejecutado en los últimos años programas con estas características (Martin, 2017; OCDE, 2018).

Por otra parte, la OCDE divide sus sugerencias en cuatro (4) categorías. Primero, los países deben diseñar políticas flexibles para el mercado de trabajo que permitan crear una transformación total, tomando en consideración las nuevas condiciones de trabajo. Tal es el

caso de Reino Unido, quienes revisaron su Plan de Empleo y Habilidades para tomar en cuenta los cambios en las condiciones de trabajo y en la mano de obra.

Segundo, crear oportunidades de aprendizaje continuo para aquellos con mayores riesgos de ser sustituidos en sus empleos, para que de esta forma estos trabajadores puedan seguir siendo relevantes en un mercado laboral que cambia rápidamente en poco tiempo. Como el caso de las cuentas individuales de aprendizaje, programas destinados específicamente para que los ciudadanos puedan ampliar sus conocimientos o planes de capacitación digital (OCDE, 2018).

Tercero, implicar a los empleadores en el desarrollo de los programas de capacitación para que estos armonicen con la demanda de habilidades del mercado de trabajo. Cuarto, la OCDE sugiere vincular la demanda de empleo con la oferta en una plataforma web, conocida como “bolsa de empleo”, donde se muestren las oportunidades de trabajo disponibles, las destrezas requeridas para cada trabajo y los salarios esperados (OCDE, 2018).

Aunque no se conoce a cabalidad el futuro del trabajo, lo que se sabe es que este futuro traerá consigo desafíos y pondrá a prueba nuestra capacidad para transformarnos y reaccionar. Ante esta realidad, el gobierno dominicano puede evaluar la aplicabilidad de estos programas y tomar acción para preparar a la nación hacia una adaptación natural al fenómeno de la automatización, de forma que, se minimicen los riesgos y se aprovechen las oportunidades.

6. Conclusión

En esta investigación se estudia la incidencia de la automatización en el mercado laboral dominicano. En ese sentido, se estima la tasa de ocupaciones con alta posibilidad de automatizarse. Asimismo, se analizan los patrones de las características de los individuos que realizan tareas que serán automatizables mediante algoritmos de reglas de asociación. Adicionalmente, se emplean modelos logit para determinar la probabilidad de que un individuo

labore en una actividad automatizable. Por otra parte, se recomiendan políticas públicas basadas en un clúster jerárquico de países con condiciones similares a la de República Dominicana.

Los resultados brindan evidencia de que la automatización impactará de manera significativa la dinámica del mercado de trabajo. Los hombres serán los más afectados ya que estos tienden a desempeñarse en actividades rutinarias manuales y predecibles, además, de que laboran en sectores (primario y secundario) que presentan los mayores riesgos de automatización.

Los más jóvenes y las personas de edad avanzada son las que presentan las mayores probabilidades de estar empleadas en actividades automatizables, condicionándolas así a un estado de incertidumbre. A partir de los 52 años de edad se incrementa la vulnerabilidad de la fuerza laboral ya que registran mayor probabilidad de realizar tareas automatizables por cada año adicional. Esto genera un problema para la sociedad ya que afecta a los trabajadores que son menos probables a participar en un aprendizaje continuo y permanente que requerirá la adaptación al mercado de trabajo (Autor & Dorn, 2009). Por ende, se necesitan políticas enfocadas a fomentar la educación en la edad adulta, eliminar la rigidez institucional y promover una transición tecnológica inclusiva (Bravo M., García, & Schlechter, 2018).

Por otra parte, se destaca que las ocupaciones de los individuos con mayor nivel académico están relacionadas a tareas que involucran resolver problemas, razonamiento lógico, creatividad y persuasión, por ende, son los menos propensos a ser reemplazados por las máquinas. En ese contexto, los egresados de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura son los que presentan menor probabilidad de desempeñarse en ocupaciones automatizables. Lo anterior está relacionado por el alto grado de complementariedad de esta fuerza de trabajo y la robótica para el desempeño de sus funciones (Morikawa, 2017).

Territorialmente, las personas que residen en las macrorregiones Suroeste y Norte son las que presentan mayores riesgos de realizar tareas con alta posibilidad de automatizarse. Estas se caracterizan por desempeñarse en actividades agropecuarias, construcción, industria y transporte. Por el contrario, en el Gran Santo Domingo se encuentra la menor tasa de automatización. Esto último está explicado por el nivel de cualificación de las actividades que desempeña la fuerza laboral, especialmente, aquellas dedicadas a tareas de gestión y desarrollo de personas, enseñanza y trabajo creativo.

Las actividades económicas que presentan mayor proporción de tareas que serán sustituidas por las máquinas son el transporte y comunicaciones, agropecuaria e industria, especialmente, aquellas que pertenecen al sector formal. En ese tenor, se recomienda crear oportunidades de aprendizaje continuo para facilitar la transición en las actividades que podrían realizar estos individuos.

Las políticas públicas deben de estar enfocadas en cuatro (4) frentes: la inversión en capital humano, la gestión del talento, el diseño de políticas de empleo efectivas, y las políticas de compensación temporal para los empleados desplazados (González-Páramo, 2017). Se necesitan crear oportunidades de aprendizaje continuo para aquellos con mayores riesgos de ser sustituidos en sus empleos y preparar a los jóvenes para un futuro en el que usen y se complementen con la tecnología.

En la agenda de investigación que se extrae de este documento se podría añadir el análisis de la transición de los empleos de aquellos individuos con tareas automatizables y sus respectivas ocupaciones pasadas mediante encuestas de enfoque longitudinal. Para así poder determinar si existe una persistencia y rigidez en las funciones de las actividades que desempeñan los trabajadores.

Referencias

- Aboal, D., & Zunino, G. (2017). *Innovación y habilidades en América Latina en Robotización. El futuro del trabajo en la integración 4.0 de América Latina*, Integración & Comercio.
- Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). *Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. Handbook of labor economics*.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2016). *The Race between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment*. American Economic Review.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2017). *Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets*. NBER Working Paper.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). *Artificial Intelligence, Automation, and Work*. Chicago: National Bureau of Economic Research.
- Aghion, P., & Howitt, P. (1994). *Growth and unemployment*. . The Review of Economic Studies.
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016). *The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis*. Paris: OECD Publishing.
- Autor, D. (2015). *Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation*. The Journal of Economic Perspectives.
- Autor, D., & Dorn, D. (2009). *This Job is Getting Old: Measuring Changes in Job Opportunities Using Occupational Age Structure*. The American Economic Review.
- Autor, D., Levy, F., & Murnane, R. (2003). *The skill content of recent technological change: An empirical exploration*. (Vol. 118). The Quarterly Journal of Economics.
- Balliester, T., & Elsheikhi, A. (2018). *The Future of Work: A Literature Review*. International Labour Office.
- Bessen, J. (2015). *Learning by Doing: The Real Connection Between Innovation, Wages, and Wealth*. Yale University Press.
- Bessen, J. (2016). *How Computer Automation Affects Occupations: Technology, Jobs, and Skills*. Boston University.
- BID. (2018). *El futuro del trabajo en América Latina y El Caribe*. Banco Interamericano de Desarrollo.
- Bravo M., J., García, A., & Schlechter, H. (2018). *Automatización e Inteligencia Artificial: Desafíos del Mercado Laboral*. Santiago: Centro Latinoamericano de Políticas Económicas y Sociales .
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. New York: W. W. Norton & Company.
- Cebrerosa, A., Heffner, A., Livasb, R., & Puggionia, D. (2019). *Automation Technologies and Employment at Risk: The Case of Mexico*.
- Decreto 710-04. (2004). *Decreto 710-04*.

- Dongier, P., & Sudan, R. (2009). *Realizing the Opportunities Presented by the Global Trade in IT-Based Services*. Information and Communications for Development.
- Ford, M. (2015). *Rise of the robots: technology and the threat of a jobless future*. NY: Basic books.
- Frey, C., & Osborne, M. (2013). *The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation?* .
- Fundación Chile. (2017). *Automatización y Empleo en Chile*. Fundación Chile.
- Goldin, C., & Katz, L. (2009). *The race between education and technology*. Harvard University Press.
- González-Páramo, J. M. (2017). *Cuarta Revolución Industrial, empleo y Estado del Bienestar*. Madrid: Real Academia de las Ciencias Morales y Políticas.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2001). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer.
- Hastie, T., Tibshirani, R., Witten, D., & James, G. (2013). *An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R*.
- Heckman, J. (1979). *Sample Selection Bias as a Specification Error*. *Econometrica* 47, pp. 153-161.
- INADEH. (5 de Julio de 2020). *República de Panamá*. Obtido de Instituto Nacional de Formación Profesional y Capacitación para el Desarrollo Humano.
- Keynes, J. (1930). *Economic possibilities for our grandchildren*. Essays in persuasion.
- Lantz, B. (2015). *Machine Learning with R*. Packt Publishing Ltd.
- Lesmeister, C., & Kumar, S. (2019). *Advanced Machine Learning with R*. Packt.
- Mantoux, P. (1928). *The Industrial Revolution in the Eighteenth Century: An Outline*. New York.
- Marcolin, L., Miroudot, S., & Squicciarini, M. (2016). *The Routine Content Of Occupations: New Cross-Country Measures Based On PIAAC*. Paris: OECD Publishing.
- Martin, J. P. (2017). *Policies to expand digital skills for the machine age*. GLO Discussion Paper No. 42.
- McKinsey Global Institute. (2017). *Jobs Lost, Jobs Gained: Workforce Transitions*. McKinsey & Company.
- Ministerio de Trabajo y Promoción del Empleo de Perú. (5 de Julio de 2020). *Ministerio de Trabajo y Promoción del Empleo de Perú*.
- Mokyr, J. (1990). *The Lever of Riches: Technological Creativity and Economic Progress*. New York: Oxford University Press.
- Morikawa, M. (2017). *Who Are Afraid of Losing Their Jobs Artificial Intelligence and Robots? Evidence from a Survey*. Maastricht: Global Labor Organization (GLO).

- Mulas-Granados, C., Varghese, R., Boranova, V., deChalendar, A., & Wallenstein, J. (2019). *Automation, Skills and the Future of Work: What do Workers Think?* Fondo Monetario Internacional.
- Nedelkoska, L., & Quintini, G. (2018). *Automation, skills use and training*. OECD.
- OCDE. (2018). *Job Creation and Local Economic Development 2018: Preparing for the Future of Work*. Paris: OECD Publishing.
- Pino, B. (2016). *Presentación de la Encuesta Nacional Continua de Fuerza de Trabajo: cambios conceptuales y metodológicos a la encuesta nacional de fuerza de trabajo*. Organización Internacional del Trabajo.
- Pouliakas, K. (2018). *Determinants of Automation Risk in the EU Labour Market: A Skills-Needs Approach*. Institute of Labor Economics, Germany.
- Rasmussen, W. (1982). *The Mechanization of Agriculture*. Scientific American.
- Rifkin, J. (1995). *The End of Work: The Decline of the Global Labor Force and the Dawn of the Post-Market Era*. New York: Putnam Publishing Group.
- Rodríguez, G. (2007). *Lecture Notes on Generalized Linear Models*. Princeton University.
- Rucci, G. (2010). *Chile: Capacitación en el sistema de formación continua basado en competencias laborales. Avances, desafíos y recomendaciones de política*. Banco Interamericano de Desarrollo.
- Schwab, K. (2018). *The fourth industrial revolution*. Geneva: World Economic Forum.
- Vásquez, E. (2019). *Determinantes de tener un título universitario en la República Dominicana: Un análisis interregional*.
- Vivarelli, M. (2014). *Innovation, employment and skills in advanced and developing countries: a survey of the literature*. Journal of Economic Issues.
- Weller, J., Gontero, S., & Campbell, S. (2019). *Cambio tecnológico y empleo: una perspectiva Latinoamericana. Riesgos de la sustitución tecnológica del trabajo humano y desafíos de la generación de nuevos puestos de trabajo*. Santiago: Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).
- World Bank. (2018). *The World Bank Annual Report 2018*.
- World Economic Forum. (2016). *The future of jobs: employment, skills and the workforce strategy for the fourth industrial revolution*. Geneva.

Anexos

Anexo A. Variables utilizadas y su descripción.

Variable	Descripción
Automatización	Igual a 1 si el individuo labora en una ocupación automatizable y 0 si no labora en una automatizable
Mujer	Variable dicotómica que es igual a 1 si es mujer y 0 si es hombre
Edad	Cantidad de años
Rango de edad	[20-25], [26-30], [31-35], [36-40], [41-45], [46-50], [51-55], [56-60], [61-65], [66-70], [71-]
Educación	Cantidad de años de educación
Facultad	Facultad en la que estudió la persona, como son: Artes, Ciencias, Ciencias Agronómicas y Veterinarias, Ciencias de la Educación, Ciencias de la Salud, Ciencias Económicas y Sociales, Ciencias Jurídicas y políticas, Humanidades, Ingeniería y Arquitectura, Otras
Mayor nivel obtenido	Título o diploma del mayor nivel educativo obtenido
Jefe	Igual a 1 si es jefe del hogar y 0 viceversa
Casado	Igual a 1 si se encuentra casado y 0 viceversa
Migrante	Igual a 1 si es extranjero y 0 viceversa
Zona	Igual a 1 si reside en la zona urbana y 0 en zona rural
Macroregión	Si la persona reside en el Gran Santo Domingo, Norte, Sureste o Suroeste
Formal	Igual a 1 si labora en el sector formal y 0 en el informal
Actividad económica	Agricultura y ganadería, Industrias, Construcción, Electricidad y agua, Comercio, Hoteles, bares y restaurantes, Transporte y comunicaciones, Intermediarios y financieras, Enseñanza, Salud y asistencia social, Administración pública y defensa y Otros servicios
Quintil	Quintil de la persona según el salario por hora devengado
Tasa de automatización	Porcentaje de empleos que serán automatizados
PIB per cápita	Medido en US\$ a precios constantes de 2010
Inversión en I&D	Inversión en Investigación + Desarrollo como % del PIB
Desempleo	Tasa de desempleo abierto
Productividad	Medido en la producción por trabajador en US\$ a precios constantes de 2010
Escolaridad	Promedio de años de escolaridad
Salario	Promedio del salario mensual medido en US\$

Fuente: Elaboración propia.

Anexo B. Regionalización de la República Dominicana.

Macrorregión	Región	Provincia
Norte	Cibao Norte	Santiago
		Puerto Plata
		Españat
	Cibao Sur	La Vega
		Monseñor Nouel
		Sánchez Ramírez
	Cibao Nordeste	Duarte
		Salcedo
		María Trinidad Sánchez
	Cibao Noroeste	Samaná
Valverde		
Monte Cristi		
Dajabón		
Santiago Rodríguez		
Suroeste	Valdesia	San Cristóbal
		Azua
		Peravia
		San José de Ocoa
	Enriquillo	Barahona
		Baoruco
		Pedernales
		Independencia
	El Valle	San Juan
		Elías Piña
Sureste	Yuma	La Romana
		La Altagracia
		El Seibo
	Higuamo	San Pedro de Macorís
		Hato Mayor
		Monte Plata
	Ozama o Metropolitana	Distrito Nacional
		Santo Domingo

Fuente: Elaboración propia.