

# El Riesgo de Automatización desde la Perspectiva de Contenido de Tareas. Estimaciones para Argentina

Cristian Bonavida Foschiatti

Documento de Trabajo Nro. 264

Junio, 2020

ISSN 1853-0168

[www.cedlas.econo.unlp.edu.ar](http://www.cedlas.econo.unlp.edu.ar)

Cita sugerida: Bonavida Foschiatti, C. (2020). El Riesgo de Automatización desde la Perspectiva de Contenido de Tareas. Estimaciones para Argentina. Documentos de Trabajo del CEDLAS N° 264, Junio, 2020, CEDLAS-Universidad Nacional de La Plata.

# **El riesgo de automatización desde la perspectiva de contenido de tareas. Estimaciones para Argentina\***

Cristian Bonavida Foschiatti\*\*

## **ABSTRACT**

Este trabajo se centra en la construcción de un índice de intensidad de rutina de las tareas asociadas en cada ocupación con el foco de aproximar y estimar el grado de exposición de las distintas ocupaciones a los procesos de automatización. El abordaje a partir de la composición de tareas nos permite en primera medida estimar valores potenciales del grado de rutina como proxy del grado de automatización y, en segunda instancia, comprender la morfología del trabajo al interior de cada ocupación para explicar por qué la tecnología puede reemplazar en diferentes medidas las tareas asociadas. Los resultados del índice para las familias de ocupaciones se combinaron con datos para Argentina de manera de caracterizar la especificidad del impacto tecnológico. Los resultados sustentan el hecho de que la automatización no es lineal en los niveles de calificación. Se detecta un mayor riesgo frente a la automatización no solo para ocupaciones típicamente menos calificadas sino también en aquellas asociadas a trabajadores de nivel medio. Asimismo, en no todas las ocupaciones de bajo nivel de calificación el grado de exposición es alto. Los datos de la estructura de empleo por su parte evidencian que una cantidad no despreciable de trabajadores se encuentran en ocupaciones con alto grado de exposición frente a la automatización.

---

\*Este trabajo fue realizado para la materia Economía de la Distribución de la Maestría en Economía, Universidad Nacional de La Plata. Agradezco especialmente los comentarios y sugerencias de Leonardo Gasparini y Fernando García Díaz, así como las constructivas discusiones y aportes de Tomás Castagnino.

\*\*CEDLAS-IIE-FCE-UNLP. E-mail: cristianbonavida@gmail.com

## INTRODUCCION

El cambio tecnológico es un fenómeno que transforma la forma en que conocemos los modos de trabajar. Esto ha sido así a lo largo de toda la historia económica, cada irrupción de la tecnología ha transformado los procesos productivos, por tanto, los modos de trabajar y en última instancia la demanda de trabajo. Las nuevas tecnologías de la inteligencia artificial y la robotización avanzan en este sentido. Sin embargo, existe un enorme potencial de esas tecnologías de automatizar tareas previamente exclusivas de la labor humana y un desproporcionado esfuerzo por avanzar este tipo de procesos, favoreciendo el reemplazo de horas hombre más que el desarrollo de aplicaciones que aumenten la complementariedad entre tecnología y capital humano y, por tanto, la productividad del trabajo (Acemoglu y Restrepo 2019). La pregunta entonces acerca de qué tan en riesgo se encuentra el trabajo frente a esta nueva oleada tecnológica ante el potencial desplazamiento de trabajadores, se ha instalado en la discusión económica. Un refinamiento de este interrogante proviene de preguntarse qué tipo de trabajadores y ocupaciones se encuentran más en riesgo y cuáles serían los potenciales efectos.

Pero la preocupación por el cambio tecnológico no es nueva. El seminal trabajo de Katz and Murphy (1992), sostenía que el cambio tecnológico es sesgado hacia los trabajadores calificados y por tanto era capaz de explicar el *premium* de calificación como un aumento de su salario horario relativo al de los no calificados, en el contexto de una carrera constante entre tecnología y educación (Tinbergen 1994). Recientemente Autor y Acemoglu (2011) demuestran que los datos de la evolución del empleo para Estados Unidos no pueden ser comprendidos completamente desde esta lógica. Los autores sostienen que las nuevas tecnologías afectan con mayor fuerza a las ocupaciones empleadas por trabajadores de calificación media y en menor medida a ocupaciones de baja y alta calificación. Por tanto conllevan un fenómeno de polarización, en el que el impacto de la automatización se concentra en los deciles medios de ingreso y por tanto erosiona la demanda de ocupaciones típicamente realizadas por este tipo de trabajadores.

Estos resultados se derivan a partir del abordaje que proponen los autores para su estimación del impacto de la automatización basado en el “*contenido de tareas*” de cada ocupación, y es este mismo el que se seguirá en el presente trabajo. Este método implica centrarse en el tipo de tareas asociadas a cada ocupación. Construir la composición y el peso de las distintas tareas es el input o información que revela qué tan expuestas están las ocupaciones a la automatización. Concretamente al interior de cada ocupación las tareas rutinarias que siguen procesos bien definidos son aquellas susceptibles de ser automatizables ya que, al ser repetitivas y por tanto estandarizables, son plausibles de estipularse en un código o algoritmo que pueda realizarlas autónomamente y de forma continua. En cambio, cuanto mayor es el peso de actividades no rutinarias -del tipo analíticas, interactivas o incluso manuales- menos susceptible será la ocupación a ser automatizable ya que sus actividades principales implican realizar procesos donde la subjetividad, la expertiz, las habilidades interpersonales y la coordinación físico-espacial que se requieren hacen difícil su desempeño por parte de la tecnología.

Otros autores también emplean este abordaje -Autor y Dorn (2013); Firpo, Fortin and Lemieux (2009); y Goos, Manning and Salomons (2009), Autor, Levy and Murnane (2003)- el cual propone pensar a la tecnología como fenómeno que transforma la forma y los modos de trabajo y por tanto tiene el potencial de realizar de manera eficiente -a menor costo, en menor tiempo o de forma más precisa- cierto tipo de tareas, antes exclusivas del hombre, al mismo tiempo que no lo es posible o no resulta eficiente automatizar otra clase de tareas.

El enfoque propuesto se distancia de otras metodologías de estimación que a nuestro entender abordan el cambio tecnológico como como un fenómeno binario, y por tanto desde la probabilidad o no de desaparición de una ocupación. La estimación de Frey y Osborne (2017) avanza en esta línea al calcularla probabilidad de que una ocupación sea reemplazada por la tecnología a partir de la predicción de un algoritmo que evalúa la similitud de las ocupaciones respecto a 70 ocupaciones previamente clasificadas como automatizables en base al criterio de expertos.

Nuestro trabajo también tiene el objetivo de estimar el grado de exposición de las ocupaciones a los procesos de automatización, pero para su consecución entendemos que el *“task approach”* es una metodología que logra captar mejor la lógica y la racionalidad detrás del potencial efecto de la automatización. En particular nuestras estimaciones se concretan a partir de la construcción del Índice de Intensidad de Rutina (RTI de ahora en más) siguiendo en cierta medida la metodología implementada por Autor y Dorn (2013). El índice releva justamente el peso de las tareas rutinarias y no rutinarias en cada ocupación y las combina de forma tal de obtener una medida que actúa como proxy del grado de automatización al que están expuesta las ocupaciones: cuanto más importante sean las tareas rutinarias para una cierta ocupación más susceptible será de ser automatizada. Además, se proponen dos extensiones al RTI trabajado por los autores que entendemos ayudan a aumentar la información considerada por el índice e intentar salvar diferencias metodológicas en su instrumentación.

Las estimaciones se basan en la amplia información que ofrece O\*NET acerca de los atributos de las ocupaciones, extrapolando estas características al empleo en general, como supuesto necesario para obtener estimaciones a partir de la información de tareas. Luego estos resultados son combinados con la información específica para Argentina en base a EPH para 2019, de forma tal de caracterizar el potencial impacto tecnológico en relación a los niveles educativos, la composición del empleo y las variables demográficas considerando la especificidad del mercado laboral en nuestro país.

Los resultados sustentan el hecho de que el impacto de la tecnología no es lineal en los niveles de calificación. Se detecta un mayor riesgo frente a la automatización no solo para ocupaciones típicamente menos calificadas sino también en aquellas asociadas a trabajadores de nivel medio. Por otra parte, no todas las ocupaciones de bajo nivel el grado de exposición es alto debido que realizan tareas que aun siendo manuales o de baja complejidad no son plausibles de automatizar. Al combinar los resultados del índice para las ocupaciones con la información para Argentina, estas conclusiones se refuerzan. Asimismo, se evidencia que podría existir mayor riesgo de automatización en hombres y en jóvenes. Por último, al indagar en la estructura del empleo en Argentina surge que una

porción considerable de trabajadores hoy se encuentra empleados en ocupaciones con valores altos de exposición.

## DATOS

O\*NET es la fuente esencial para los datos utilizados en este análisis. El modelo de contenido de O\*NET define la estructura de información para ocupaciones en términos de conjuntos de variables estandarizados y medibles que podrían llamarse *descriptores*. Estos descriptores están organizados en seis dominios principales, que permiten centrarse en áreas de información específica de los atributos y características clave de los trabajadores y las ocupaciones: -características del trabajador; requerimientos para el trabajador; requerimientos en experiencia; características de la fuerza de trabajo; requerimientos ocupacionales; e información propia sobre las ocupaciones. De estos seis dominios nos valemos de los últimos dos que contienen dentro de sí la información de las *actividades de trabajo* generales que son comunes a todas las ocupaciones y *de las tareas* específicas que implica cada trabajo. La información corresponde al año 2019.

Replicar el RTI, requiere entonces de estos 2 inputs claves: los datos de tareas y de actividades. El primero de ellos nos brinda la información de las tareas específicas- “tasks” - de cada ocupación y el dato de la frecuencia con la que estas tareas se realizan. La base de actividades –“work activities”- nos provee del dato de la importancia para cada ocupación de esas actividades, que son comunes a todas las ocupaciones, es decir evalúa la importancia de un set de 41 actividades estandares. Podemos pensar a las actividades como un grupo agregado o familia que aglutina las distintas tareas específicas que se pueden encontrar para cada ocupación.

Esto marca una diferencia fundamental en el índice calculado por Autor y Dorn (2013) que utiliza información del Dictionary of Occupational Titles (DOT) para 1977 y que provee una lista y clasificación de actividades diferentes a las que se extraen de O\*NET.

Nuestras estimaciones del RTI se calculan en primera instancia a 8 dígitos de SOC según la desagregación provista por O\*NET. A partir de aquí se agrega a 6 dígitos para poder encontrar las equivalencias con el clasificador internacional de ocupaciones ISCO a 2 dígitos. La razón obedece a que para poder combinar nuestras estimaciones con datos de Argentina la equivalencia de CNO provisto en EPH es posible solo a ISCO a 2 dígitos.

Los datos para Argentina surgen de la Encuesta Permanente de Hogares que surge de consolidar el primer y segundo semestre de 2019.

## METODOLOGIA

El índice de Ratio de Rutinización de las tareas es una medida que captura el grado en el que están expuestas las ocupaciones a la automatización. El abordaje propuesto con este índice implica inferir la información de la ocupación a partir de las características de las tareas que en ella se realizan, por tanto, el punto de partida para su cálculo es la información de O\*NET a nivel de tareas. Comenzando por estas tareas específicas que se realizan en cada ocupación llegamos - mediante un crosswalk implícito en la codificación realizada por O\*NET- a encontrar las actividades equivalentes, es decir aquellas que engloban a dichas a tareas, de manera tal de que podamos recuperar los valores del dato de *frecuencia* que viene dado para cada tarea y de la *importancia* que viene dada para cada actividad. Estos serán los dos ponderados principales -frecuencia e importancia- a nivel de tareas y actividades respectivamente, que nos permitirán replicar el índice y al mismo tiempo proponer una variante que entendemos puede significar una mejora en la medición.

Tabla 1 – Crosswalk de tareas por ocupación a actividades con ponderadores respectivos

Ocupacion	Tareas	Frecuencia std	Actividades	Importancia
Economists	Study economic and statistical data in area of specialization, such as finance, labor, or agriculture.	0.13	Updating and Using Relevant Knowledge	4.13
Economists	Provide advice and consultation on economic relationships to businesses, public and private agencies, and other employers.	0.04	Provide Consultation and Advice to Others	3.14
Economists	Formulate recommendations, policies, or plans to solve economic problems or to interpret markets.	0.06	Provide Consultation and Advice to Others	3.14
Economists	Develop economic guidelines and standards and prepare points of view used in forecasting trends and formulating economic policy.	0.03	Developing Objectives and Strategies	3.3
Economists	Testify at regulatory or legislative hearings concerning the estimated effects of changes in legislation or public policy and present recommendations based on cost-benefit analyses.	0.01	Communicating with Persons Outside Organization	3.36
Economists	Supervise research projects and students' study projects.	0.09	Guiding, Directing, and Motivating Subordinates	2.45
Economists	Forecast production and consumption of renewable resources and supply, consumption, and depletion of non-renewable resources.	0.01	Analyzing Data or Information	4.78

Fuente: Elaboración propia en base a O\*NET

Realizar el crosswalk implica que las actividades dejen de ser comunes a todas las ocupaciones ya que consideraremos las actividades que solo encuentran un equivalente con las tareas estipuladas. La lógica es que para el análisis inferimos la información de la ocupación desde las tareas y por tanto nos interesan solo aquellas actividades que reflejan las tareas propias de cada ocupación y descartamos aquellas que no encuentran su equivalente.

Los valores de frecuencia fueron recodificados desde una escala unitaria a horas para reflejar mejor la intensidad de las tareas – ver Anexo Tabla A1-. La frecuencia con la que se realizan las tareas se toma como proxy del grado de rutina que implican: cuanto más frecuentemente se desarrolla la misma tarea más rutinaria se vuelve la ocupación. Para el caso del dato de importancia estos valores fueron estandarizados entre 0 y 1.

Habiendo obtenido las equivalencias junto con los valores de frecuencia para cada tarea y los de importancia de cada actividad – ver Tabla 1-, el siguiente paso implicó agregar los datos solo por actividad y por tanto promediar los valores de frecuencia en aquellos casos donde una misma actividad engloba a más de una tarea. Siguiendo el ejemplo en la Tabla 1 para la ocupación de economista la actividad “*Provide Consultation and Advice to Others*” se repite dos veces ya que engloba a dos tareas diferentes, su valor de importancia es el mismo ya que esta información es a nivel actividades y los valores de frecuencias son diferentes debido a que esa información es a nivel tareas. Por tanto, al agrupar por actividad tomamos solo una vez el valor de importancia y promediamos los valores de frecuencia.<sup>1</sup>

De esta forma estructuramos una base de datos en la que partiendo desde las tareas logramos adosar a la importancia de cada actividad -tal cual viene dada por O\*NET- la frecuencia con que se realiza dicha actividad, que surge de la frecuencia con la que se realizan las tareas que le son equivalentes. Hasta aquí los datos se estructuran por ocupación, actividad, frecuencia e importancia.

A estos dos inputs o características fundamentales solo resta agregar un set de características adicionales que será útil al momento de construir una alternativa al índice y que completa la información relevante para inferir el grado en el que están expuestas las ocupaciones a la automatización. A diferencia de las anteriores estas son relevadas por O\*NET a nivel de ocupaciones, y no a nivel de tareas ni de actividades. En la base de datos de contextos del trabajo “work activities”- O\*NET ofrece información de una serie de atributos del trabajo y del contexto en que se desarrollan, de entre las cuales nos interesan los valores para las sentencias: “*realiza un trabajo desestructurado*” e “*importancia en el trabajo de repetir la misma tarea*”. Cada una de estas características se agregan con sus valores estandarizados para cada ocupación a 8 dígitos. Cabe señalar que aun cuando esta información se releva para cada ocupación, la información que revela está estrictamente asociada al tipo de tareas que realiza una ocupación, y por lo tanto mantiene la lógica subyacente al índice de inferir el grado de automatización a partir de las características e información sobre las tareas de cada ocupación. En este caso la posibilidad de estructurar o no un determinado set de tareas y que tan relevante es la repetición continua de estas.

Hasta aquí la información necesaria para replicar el índice y luego proponer una variante para el mismo.

## **Replicar el RTI**

---

<sup>1</sup> Para evitar un promedio simple se realizó un promedio ponderando por la importancia de cada tarea dentro de una misma actividad, dato que puede construirse a la partir del valor de importancia que se reporta junto con el de frecuencia a nivel de tareas

La lógica básica detrás del índice estipula que no todas las tareas que se realizan en una ocupación son posibles de automatizar, que lo sean depende de si estas implican o no un nivel alto de rutina, ya que este es el atributo fundamental para que haya espacio para la automatización. Que la ocupación siga procedimientos repetitivos y previamente estipulados permite transferir esos procedimientos en un código con una estructura y una lógica bien determinada estipulando cada etapa o paso y concatenándolo luego con el siguiente siendo posible de replicar en un script o algoritmo. Por el contrario, actividades complementarias a la tecnología típicamente más abstractas como el pensamiento creativo, la solución de problemas y de coordinación y, aquellas que no son complementarias pero que implican principalmente trabajo manual, como la destreza y reconocimiento físico-espacial, y habilidades comunicativas son mucho menos alcanzadas por los procesos de automatización por cuanto son difícilmente replicables por un algoritmo o programables. (Autor y Dorn 2013).

Trazando la lógica detrás del índice, entonces para conocer qué tan automatizable es una ocupación es necesario mirar los tipos de actividades que en ella se realizan y dado que distintas actividades tienen distinta importancia o relevancia en cada trabajo, al mismo tiempo hay que considerar el peso de cada una.

Por tanto, el primer paso consiste en clasificar a las actividades de una ocupación en rutinarias y no rutinarias. Para esto es necesario valerse de los distintos tipos de actividades que a grandes rasgos pueden desarrollarse en una ocupación, ya que según qué clase de tarea incluyan, estas estarán más o menos expuestas a ser desarrolladas por procesos automatizados, según se explicó anteriormente. Siguiendo a Spitz-Oener (2006) y Autor y Dorn (2013), estas categorías o tipos de actividades pueden agruparse en:

- RM = Rutinaria manual
- RC = Rutinaria cognitiva
- NRM = No Rutinaria Manual
- NRA = No Rutinaria Analítica
- NRI = No Rutinaria Interactiva

Este primer paso implica considerar la información disponible en la descripción de las actividades para inferir a qué categoría pertenecen. Para eliminar los más posibles criterios arbitrarios esta asignación se realizó siguiendo a Mihalov (2015) quien realice un análisis en base a las actividades de las ocupaciones y Spitz-Oener (2006) quien detalla las acciones o verbos a partir de los cuales inferir la categoría para cada actividad- ver anexo Tabla A2 para estas referencias-. Una vez clasificadas las 41 actividades – ver anexo Tabla A4- resta ponderar cada una por su importancia en la ocupación. Entonces el índice siguiendo a Autor y Dorn (2013) puede escribirse como<sup>2</sup>

---

<sup>2</sup> El índice propuesto por los autores no se replica como tal, ya que las fuentes de información son diferentes, lo que conlleva que las actividades a considerar dentro de cada categoría lo sean. El hecho de considerar solo las actividades que encuentran equivalencias con las tareas marca una diferencia,



$$RTI = \sum Wirm * Rmi + \sum Wirc * Rci - \sum Winrm * NRMi - \sum Winri * NRIi - \sum Winra * NRAi$$

Donde  $W_i$  es el ponderador de la importancia de la actividad  $i$  que pertenece a algunas de las cinco categorías posibles. Obedeciendo a lógica previamente explicitada el índice es creciente en la importancia de actividades rutinarias y decreciente en la importancia de actividades no rutinarias sean analíticas, interactivas o manuales. En otras palabras cuanto mayor sea el peso de actividades rutinarias para una ocupación el índice será mayor y mayor será entonces el grado en que son susceptibles de automatizarse.

### **Reponderar el RTI:**

Aun cuando el RTI logra captar la diferencia en la intensidad de la rutina a partir del peso de los distintos tipos de actividades, la clasificación excluyente de estas en una u otra categoría no contempla la especificidad propia que puede haber en cada ocupación. Para distintas ocupaciones una misma actividad puede realizarse de forma más o menos rutinarias dependiendo la especificidad de cada ocupación y los procesos a ella asociada, la clasificación en algunas de las cinco categorías definidas no logra captar estas posibles discrepancias en el nivel de rutina. Según la clasificación simplemente. la actividad es o no es rutinaria.

Se propone entonces corregir la asignación binaria -rutinario o no rutinario- reponderando por la frecuencia con la que en una determinada ocupación se realiza una actividad. Esta información surge de los datos a nivel de tareas previamente agregados a nivel de actividades a través de la equivalencia entre ambas, explicitada anteriormente. La frecuencia con la que se realizan las tareas se toma como proxy del grado de rutina que ellas implican. En términos analíticos esta variante implica agregar un ponderador más a la fórmula del índice,  $F_i$  que refleja la intensidad o grado de rutina o repetitividad.

$$RTIF = \sum F_i Wirm * Rmi + \sum F_i Wirc * Rci - \sum F_i Winrm * NRMi - \sum F_i Winri * NRIi - \sum F_i Winra * NRAi$$

El ponderar  $F_i$  surge de estandarizar previamente los valores de frecuencia. Para el caso de tareas Rutinarias (RM - RC) se divide la frecuencia de la actividad  $i$  por el máximo valor de frecuencia que se encuentra para  $i$  entre todas las ocupaciones posibles.

$$F_i = \frac{Freq\ i}{max\ i}$$

Para el caso de no rutinarias (RNI, RNM, RNC) este cociente se resta de la unidad. Es decir se divide uno menos la frecuencia de la actividad  $i$  por el máximo valor que presenta  $i$  en todas las ocupaciones posibles, de forma tal de que cuanto más rutinaria sea la actividad menor sea el efecto decreciente de estos términos sobre el índice, que es justamente el efecto que se busca corregir o reponderar. A mayor frecuencia la actividad  $i$  previamente

---

así como la clasificación de las mismas que aquí se construye siguiendo asignaciones previas mientras que los autores toman directamente de DOT.

clasificada como no rutinaria debe restar en el índice con menos peso que en el caso del RTI original.

$$Fi = \frac{\max i - Freq i}{\max i}$$

Por último, como se anticipó, los valores obtenidos sobre ciertos atributos a nivel de ocupación pueden complementar a la importancia de las actividades y su nivel de rutina utilizados hasta el momento, de forma tal de ensanchar o reforzar la información disponible sobre la cual inferir el grado de automatización de las ocupaciones. Estos atributos son.

RST = repeating same task

UW = unstructured work

El grado en que el set de tareas es estructurable aumenta la información disponible, en el sentido de que, si la ocupación en cuestión implica realizar un trabajo desestructurado la posibilidad de estandarizar, transcribir o estipular dichas tareas en un código o algoritmo se vuelve complejo y poco eficiente. Por el contrario, si la ocupación implica realizar de forma continuada las mismas tareas el efecto de la automatización es esperablemente mayor ya que existe espacio para la codificación de tareas previsibles, poco cambiantes y bien determinadas. Este último atributo es similar al ponderador del grado de rutina, pero en este caso a nivel de ocupación y no de actividades, por tanto, este atributo refuerza la información utilizada hasta aquí. Consecuentemente con la lógica explicitada la manera en que estos atributos se vinculan entre sí para arrojar un índice, al que llamamos índice de corrección, es la siguiente:

$$IC = RST - UW$$

Los valores para cada uno de estos atributos se estandarizaron entre 0 y 1.

Así al Índice de Intensidad de Rutina (RTI) tal cual lo proponen Autor y Dorn (2013) le hemos aplicado dos medidas de corrección para llegar al Índice de Intensidad de Rutina Corregido (RTIC)

$$RTIC = RTIF * IC$$

Por un lado, a través del RTIF reponderamos por el grado de frecuencia para cada actividad para suavizar la arbitrariedad implícita en la asignación de las actividades a una u otra categoría, que implica el signo con el que afectan al índice. Por otro lado, con el IC a su vez hemos complementado al índice con información sobre ciertos atributos que entendemos revelan y permiten inferir mejor que tan posible es automatizar una ocupación, información que completa lo que es posible inferir a partir del grado de rutina e importancia de los distintos tipos de actividades. De estas modificaciones surge el RTIC.

Cabe señalar que la construcción del índice se apoya en un supuesto fundamental que implicar asumir que la composición y características de las ocupaciones en el mercado laboral de Estados Unidos son extrapolables a las ocupaciones del mercado laboral regional. Si bien es un supuesto importante, se vuelve necesario ante la total falta de información alternativa para construir una medida de este tipo. Al mismo tiempo es ciertamente lógico considerar que los trabajos, a pesar de las tecnologías y procesos específicos que conllevan,

contienen cierto perfil o característica general mas allá de donde se realice. Por último, este supuesto es necesario como primer paso para luego poder indagar acerca de cómo la automatización se relaciona con las características, atributos y perfiles propios y específicos de la fuerza de trabajo local, a partir de la información de encuesta de hogares que nos permiten contemplar la especificidad de la región y concretamente de nuestro país.

## RESULTADOS

### Resultados para los Índices

El índice de Intensidad de Rutina propuesto arroja resultados esperables para las ocupaciones desagregadas a 2 dígitos del Clasificador Internacional Estandarizado de Ocupaciones (ISCO - por sus siglas en inglés-). En concordancia con la lógica subyacente el índice propuesto identifica mayor intensidad en la rutina de tareas para ocupaciones típicamente más estandarizadas con acciones repetitivas como es el trabajo de *ensambladores, operadores de instalaciones fijas y maquinarias*, donde los movimientos y tareas están altamente estipulados e insertos en una cadena bien determinada de pasos. En ese mismo sentido ocupaciones de menor complejidad, asociadas a bajo nivel de calificación, que implican pocas actividades analíticas o cognitivas y que también se vinculan dentro de procesos o lineamientos con cierto grado de rigidez como ser *Ayudante de cocina; Peones de la minería, la construcción, la industria manufacturera y el transporte; y operarios y oficiales de procesamiento de alimentos, de la confección, y afines; y Recolectores de desechos y otras ocupaciones elementales* son también ocupaciones a las que el RTI asigna mayor grado de automatización. El mayor nivel de rutina no está vinculado solo a la ocupación o al rol en sí mismo sino también al sector en el que se desempeñan, típicamente la industria manufacturera, el sector de alimentos y sector textil son sectores que presenta mayor exposición a los procesos de automatización (Acemoglu y Restrepo 2019)

Las ocupaciones detalladas suelen asociarse a menores niveles de calificación y registrar niveles bajos de salarios. Los resultados parecerían ir en línea con las evidencias clásicas del modelo canónico (Katz Murphy y Pierce, 1972) que sugieren que la tecnología desplaza a ocupaciones de baja calificación. Sin embargo, uno de los resultados más destacables es que el índice también identifica como altamente rutinarias y por ende con mayor grado de exposición a la automatización, a ocupaciones típicamente de nivel medio como *Empleados contables y encargados del registro de materiales; personal de apoyo administrativo e incluso oficinistas*. Aun cuando estas requieran un mayor nivel de formación y de habilidades más específicas, las tareas asociadas como ser el registro y organización de datos, sistematización de información, elaboración de informes y soporte en tareas administrativas pueden conllevar un alto grado de repetitividad y una cierta estructura fija de procesos. Por tanto, esperable que estas ocupaciones arrojen valores más altos de RTIC ya que dedican una mayor proporción del tiempo a tareas factibles de automatizar. El “*data analytics*” de la inteligencia artificial y “*Deep Learning*”, la tecnología de “*Blockchain*”, el almacenamiento en la nube, son solo algunos de los más recientes avances y aplicaciones que podemos identificar como claros ejemplos que sustentan la intuición detrás de los resultados. Otro grupo de ocupaciones de nivel medio para las que el índice arroja valores altos de rutina son *Oficiales y operarios de la metalurgia, la construcción mecánica y afines;*

*Conductores de vehículos y operadores de equipos pesados móviles, Artesanos y operarios de las artes gráficas.* La robotización de las plantas de producción y almacenamiento son un reflejo de como algunas de estas ocupaciones son susceptibles de ser automatizadas.

A medida que avanzamos hacia el sector medio del ranking encontramos a *Empleados en trato directo con el público; Vendedores; Profesionales de nivel medio de la salud; Trabajadores de los cuidados personales; Trabajadores de los servicios personales*, todas ocupaciones que requieren habilidades interpersonales, negociación, persuasión, empatía e interacción lo que las vuelve menos probables y al mismo tiempo menos eficientes de ser automatizadas. En este rango también encontramos otro grupo de ocupaciones que aun cuando pueden considerarse como rutinarias y asociadas al trabajo manual implican destreza o coordinación motriz, reconocimiento espacial y adaptabilidad en entornos poco estáticos como el caso de *Trabajadores agropecuarios, pescadores, cazadores y recolectores de subsistencia, Peones agropecuarios, pesqueros y forestales; y Limpiadores y asistentes.* Todo este grupo forma parte de ocupaciones que mayoritariamente pertenecen al sector de servicios, un grupo que Autor y Dorn (2013) identifican como “(...) *difíciles de automatizar porque dependen en gran medida de la destreza, la comunicación interpersonal flexible y la proximidad física directa.*”

Hacia el final del ranking entre las ocupaciones con menor grado de rutina aparecen ocupaciones que implican mayor formación y conocimiento específico relacionadas a las ciencias sociales, culturales, financieras-administrativas, de la salud y comunicación. Típicamente estas ocupaciones se encuentran vinculadas a la toma de decisiones partir del criterio subjetivo y la expertiz, implican la interacción con terceros y no responden a una estructura de tareas determinada y fija y, si lo hacen, el éxito de estas depende altamente de habilidades difícilmente adquiribles por sistemas automatizados. Entre ellas encontramos a *directores ejecutivos y comerciales; Personal directivo y legislativos del gobierno y la administración pública; Directores y gerentes de producción y operaciones, de hoteles y restaurantes y comercios; Profesionales de la salud, del derecho, las ciencias sociales y culturales; Ingenieros; Técnicos de la TICS; Maestros y profesores; y Científicos.*

Al considerar los resultados obtenidos para la alternativa planteada en este trabajo (RTIC) comparados con los que surgen de construir el índice según lo presentan Autor y Dorn (2013) (RTI), se evidencia que existe un reordenamiento de las ocupaciones. Si bien la correlación de *Spearman* para el ranking entre ambas medidas a 2 dígitos de ISCO arroja un valor de 0.851, y la correlación para los niveles de los índices es de 0.883, las cuales son valores elevados, existe un cambio en las posiciones relativas de las ocupaciones.<sup>3</sup> Estos cambios se concentran justamente entre los valores mas altos de RTI, aun cuando las diferencias absolutas entre ocupaciones dentro de cada índice son pequeñas.

---

<sup>3</sup> El cambio en las posiciones relativas de ciertas ocupaciones también se da en el caso de la comparación con el trabajo de Gasparini, Brambilla, César, Falcone y Lombardo – (Documento de trabajo del CEDLAS N° 260) que realizan estimaciones sobre el riesgo de automatización también para Argentina. Aun así, el grado de correlación con sus resultados continúa siendo importante: 0.688 para el caso del RTI y 0.624 para el RTIC.

Este reordenamiento es evidente a nivel de 2 dígitos de ISCO. Con esta desagregación, el RTI siguiendo a los autores, presenta un ordenamiento de las ocupaciones que tiene una relación más directa con el nivel educativo que típicamente implican estas ocupaciones. *Ensambladores, limpiadores, operarios, peones y oficiales de la construcción* lideran el ranking. La corrección propuesta para el índice reacomoda la distribución y otorga mayor exposición a la automatización a ocupaciones de nivel medio como *administrativos, oficinistas, contables*, al mismo tiempo que mejora la posición de ocupaciones de bajo nivel

Tabla 2 – Resultados del RTIC y RTI y ranking de ocupaciones automatizables

ISCO	Familia de Ocupaciones	Ranking RTIC	Ranking RTI	RTI	RTIC
94	Ayudantes de preparación de alimentos	1	1	0.87	0.86
81	Operadores de instalaciones fijas y máquinas	2	4	0.70	0.84
82	Ensambladores	3	7	0.66	0.79
93	Peones de la minería, la construcción, la industria manufacturera y el transporte	4	2	0.77	0.79
75	Operarios y oficiales de procesamiento de alimentos, de la confección, ebanistas, otros artesanos y afines	5	8	0.65	0.78
43	Empleados contables y encargados del registro de materiales	6	13	0.57	0.75
44	Otro personal de apoyo administrativo	7	18	0.52	0.74
96	Recolectores de desechos y otras ocupaciones elementales	8	14	0.57	0.74
72	Oficiales y operarios de la metalurgia, la construcción mecánica y afines	9	12	0.58	0.73
73	Artesanos y operarios de las artes gráficas	10	15	0.56	0.73
83	Conductores de vehículos y operadores de equipos pesados móviles	11	16	0.54	0.73
41	Oficinistas	12	20	0.51	0.73
63	Trabajadores agropecuarios, pescadores, cazadores y recolectores de subsistencia	13	3	0.74	0.72
42	Empleados en trato directo con el público	14	24	0.45	0.71
32	Profesionales de nivel medio de la salud	15	21	0.49	0.69
92	Peones agropecuarios, pesqueros y forestales	16	5	0.69	0.69
53	Trabajadores de los cuidados personales	17	17	0.52	0.69
71	Oficiales y operarios de la construcción excluyendo electricistas	18	6	0.68	0.68
52	Vendedores	19	22	0.48	0.66
91	Limpiadores y asistentes	20	9	0.62	0.66
62	Trabajadores forestales calificados, pescadores y cazadores	21	11	0.60	0.66
31	Profesionales de las ciencias y la ingeniería de nivel medio	22	25	0.44	0.65
61	Agricultores y trabajadores calificados de explotaciones agropecuarias con destino al mercado	23	10	0.61	0.63
54	Personal de los servicios de protección	24	26	0.43	0.63
74	Trabajadores especializados en electricidad y la electrotecnología	25	19	0.52	0.63
51	Trabajadores de los servicios personales	26	23	0.46	0.61
35	Técnicos de la tecnología de la información y las comunicaciones	27	30	0.34	0.59
34	Profesionales de nivel medio de servicios jurídicos, sociales, culturales y afines	28	29	0.36	0.56
25	Profesionales de tecnología de la información y las comunicaciones	29	39	0.19	0.55
33	Profesionales de nivel medio en operaciones financieras y administrativas	30	28	0.38	0.54
22	Profesionales de la salud	31	31	0.30	0.54
26	Profesionales en derecho, en ciencias sociales y culturales	32	37	0.23	0.47
21	Profesionales de las ciencias y de la ingeniería	33	33	0.26	0.46
14	Gerentes de hoteles, restaurantes, comercios y otros servicios	34	34	0.26	0.46
13	Directores y gerentes de producción y operaciones	35	36	0.23	0.43

95	Vendedores ambulantes de servicios y afines	36	27	0.41	0.42
24	Especialistas en organización de la administración pública y de empresas	37	35	0.25	0.41
23	Profesionales de la enseñanza	38	32	0.28	0.39
12	Directores administradores y comerciales	39	38	0.19	0.37
11	Directores ejecutivos, personal directivo de la administración pública y miembros del poder ejecutivo y de los cuerpos legislativos	40	40	0.17	0.33

Fuente: Elaboración Propia en base a datos de O\*NET

educativo pero que implican destreza o coordinación física, lo que las vuelve más difícil de automatizar: agricultores, trabajadores de la construcción y limpiadores, entre otros.

Estos resultados son consistentes con la evidencia de Autor y Acemoglu (2011) que encuentran un impacto tecnológico para ocupaciones de nivel medio, mientras que no todas las de nivel educativo bajo son alcanzadas por la automatización. Estos resultados también son encontrados en el paper de Autor y Dorn (2013) a partir del índice de RTI, por tanto, a priori el reordenamiento se debe a tres motivos principalmente. Primeramente, el índice propuesto por los autores no se replica como tal en este trabajo ya que existen varias diferencias metodológicas en su construcción, principalmente vinculadas a que las actividades a considerar para cada trabajo y su clasificación son diferentes, debido a que los datos sobre los que se estructura el índice también lo son, tal cual se explicó anteriormente. En segunda instancia, y relacionado al punto anterior, el RTIC aquí propuesto contempla mayor cantidad de información al contemplar, no solo la importancia de las tareas, sino el nivel de frecuencia, así como la medida en que el trabajo es estructurable o no lo es, y el grado en el que es relevante para la ocupación la repetitividad de las mismas tareas. Por último, el uso de ISCO a 2 dígitos se debe a que este es el nivel de agregación para el cual existe una equivalencia posible con el CNO utilizado en EPH, pero implica el costo de la pérdida de información específica en el índice para cada ocupación, al agruparlas en grandes familias promediando los valores. Trabajando con el mayor nivel posible de desagregación a 8 dígitos de ONET o su equivalente a 4 dígitos de ISCO, existe un cambio en la magnitud del índice y no una diferencia sustancial en la interpretación de los resultados.

Por tanto, puede pensarse en el índice alternativo que planteamos como una suerte de aumento en la información incluida como forma de salvar las diferencias metodológicas, pero por sobre todo la pérdida de información propia de la agregación en grandes familias de ocupaciones.

De todas maneras, lo relevante es que el índice tal cual se lo propone parecería lograr capturar la distribución del impacto de la tecnología entre las ocupaciones y se condice con los resultados de que el cambio tecnológico, aun cuando es sesgado hacia trabajadores calificados, no es lineal en el grado de calificación, por cuanto lo relevante no son solo la calificación o las habilidades de los trabajadores sino el tipo de tareas a ellas asociadas. Concretamente si estas conllevan un alto el grado de rutina o no, que las vuelve plausible de ser automatizadas.

El gráfico 1 deja en claro está lógica que subyace la construcción del índice. Combinando los resultados con el nivel de formación de los trabajadores en Argentina en 2019 nos dice qué tipo de actividades realizan los trabajadores según su nivel de formación y por tanto revela

las razones de un valor de RTIC más alto o bajo. <sup>4</sup> El eje vertical representa el valor promedio del ponderador del RTIC -que combina la importancia y la frecuencia de cada tipo de actividad- para las categorías de educación alcanzada.

De allí surge que los trabajadores con menor calificación realizan con más importancia y frecuencia tareas Rutinarias Cognitivas (RM) y tareas No Rutinarias Interactivas (NRI), seguidas por las Rutinarias Manuales. El peso de tareas RC se mantiene alto y constante hasta alcanzar el nivel secundario completo, al igual que el caso de tareas RM que son crecientes en los años más bajos de calificación y luego decae. La presencia y la importancia de actividades NRI y NRM entre los estratos más bajos de calificación permite verificar la lógica detrás del hecho de que en la Tabla 2 no encontramos a todas las ocupaciones de baja calificación con valores altos del RTIC, sino que algunas se encuentran entre medio del ordenamiento debido a que realizan tareas no automatizables en algunos casos. El mismo razonamiento, pero en el sentido contrario demuestra porque en nuestro ranking del RTIC entre los valores más altos podemos encontrar ocupaciones del tipo de nivel medio: el peso de tareas clasificadas como RC y RM continúan siendo importante hasta antes de la calificación universitaria, es decir incluso para trabajadores con algún tipo de estudio superior o terciario.

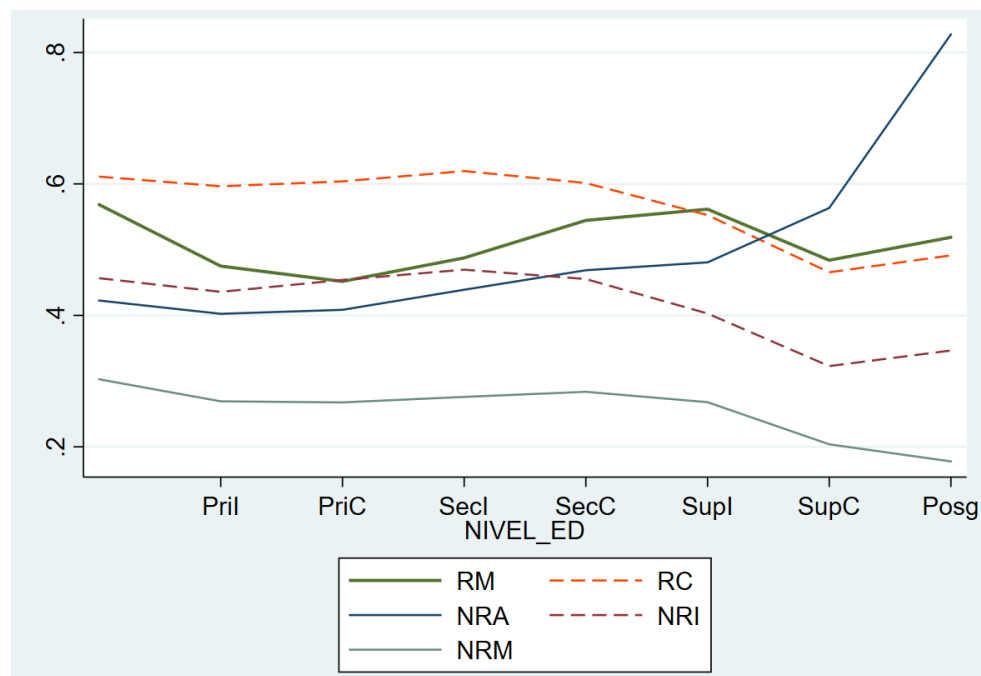
Para el nivel educativo más alto, aquellos con estudios universitarios en adelante, se verifica un marcado punto de inflexión donde las actividades No Rutinarias Analíticas cobran repentinamente alto grado de frecuencia e importancia, acompañada en parte por las tareas de tipo NRI, mientras que se reduce y se estanca la ponderación de tareas manuales. Cierta repunte de las actividades RC aparece en el gráfico y está relacionado con el tipo de trabajo para este grupo, cercano al manejo de información, el procesamiento de datos, responsabilidades de tipo administrativas que se vinculan con las tareas analíticas que son las que sobresalen en este tipo de ocupaciones, la mayoría de las cuales hemos encontrado en el fondo de nuestro ranking de RTIC.

En el gráfico los promedios esconden la especificidad que es posible encontrar al desagregar los distintos tipos de ocupaciones por sus niveles de RTIC, aunque son útiles para brindarnos una idea como se configura el trabajo en términos de las tareas que realizan los distintos tipos de trabajadores y para comprender que está detrás de una mayor o menor exposición a la automatización.

---

<sup>4</sup> Hasta aquí los resultados que fueron expuestos en la tabla son genéricos, surgen de las equivalencias entre el clasificador de ocupaciones SOC –proveniente de la información de O\*NET- y el clasificador internacional ISCO a 2 dígitos. Este listado de ocupaciones y su ordenamiento es un resultado común que no contempla especificidades para cada país. Relevar resultados específicos para Argentina, o cualquier otro país, surge de cruzar estos valores del índice con la estructura ocupacional, educativa y demográfica propia relevada en las encuestas de hogares.

Grafico 1: Ponderación del tipo de actividades por niveles educativos para Argentina 2019



Fuente: Elaboración propia en base a EPH 2019 y O\*NET

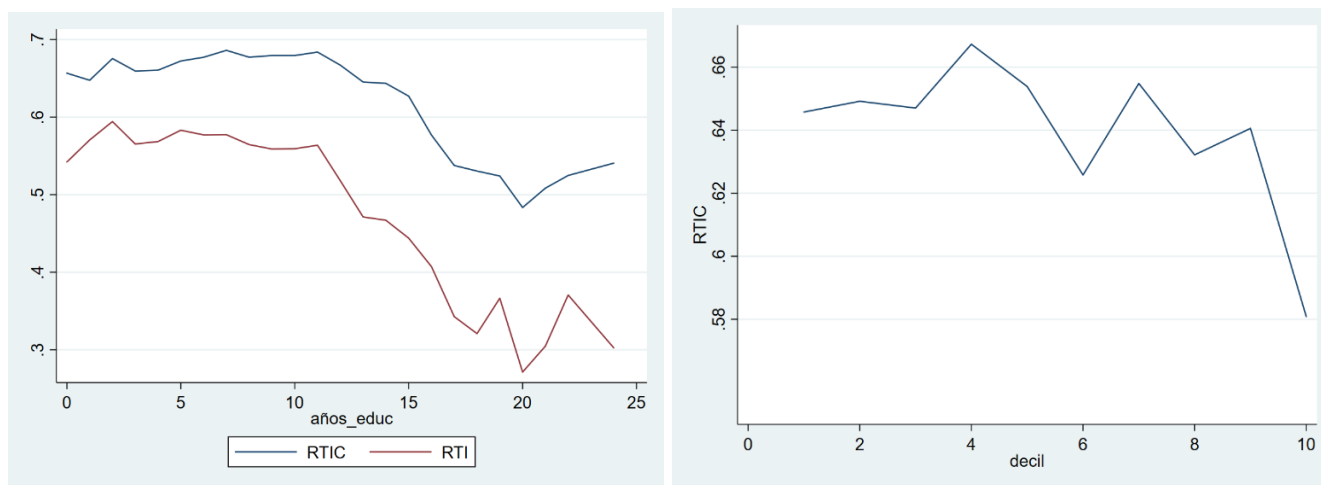
### Extensión de Resultados para Argentina

Para comprender como se distribuye el impacto tecnológico no solo entre las ocupaciones sino entre distintos tipos de trabajadores y sus características es necesario unir los resultados genéricos del Tabla 1 con datos de la estructura ocupacional en Argentina. Como contrapartida del grafico anterior se evidencia que el impacto de la automatización no es lineal en las calificaciones, mas bien parece seguir una forma de U invertida con mayor nivel de automatización en los niveles o estratos medios o medios bajos de formación, con un menor impacto para los menos calificados, dado que realizan trabajos que implican tareas difícilmente automatizables – no rutinarias interactivas y manuales-, y con un impacto que decrece rápidamente para los niveles de mayor calificación. Este es el mismo patrón que describen Autor y Acemoglu (2011) para el caso de EEUU. Asimismo, como puede observarse en el mismo grafico el impacto de la automatización por deciles de ingreso de la ocupación principal del trabajador, no es más que el correlato de lo que acabamos de explicitar. Los sectores medios y



bajos, en este orden son aquellos que se encuentran mas en expuestos por cuanto se vinculan a los niveles medios y bajos de calificación.

Figura 2: RTI replicado y RTIC propuesto para Argentina en base a O\*NET 2019 para años de educación y deciles de ingreso de la ocupación principal.



Fuente: Elaboración propia en base a EPH 2019 y O\*NET

En relación al impacto en cuanto las variables demográficas, se comprueba para ambos índices la tendencia a que los hombres estarían en mayor riesgo ante el cambio tecnológico en el mercado laboral. Lo mismo ocurre para los trabajadores más jóvenes. Estos resultados podrían ser intuitivos si se piensa que es más probable que los hombres sin mucha experiencia se encuentren en ocupaciones que implican mayormente actividades del tipo rutinarias manuales o esfuerzo físico, en ramas como la construcción, minería o la industria manufacturera. Por último no se encuentran diferencias entre Regiones.<sup>5</sup>

#### Nivel de rutinización por genero – Argentina 2019

	varon	mujer	15-29	30-44	45-54	54-65+
<b>RTIC</b>	0.652	0.619	0.658	0.639	0.625	0.623
<b>RTI</b>	0.509	0.467	0.686	0.663	0.650	0.647

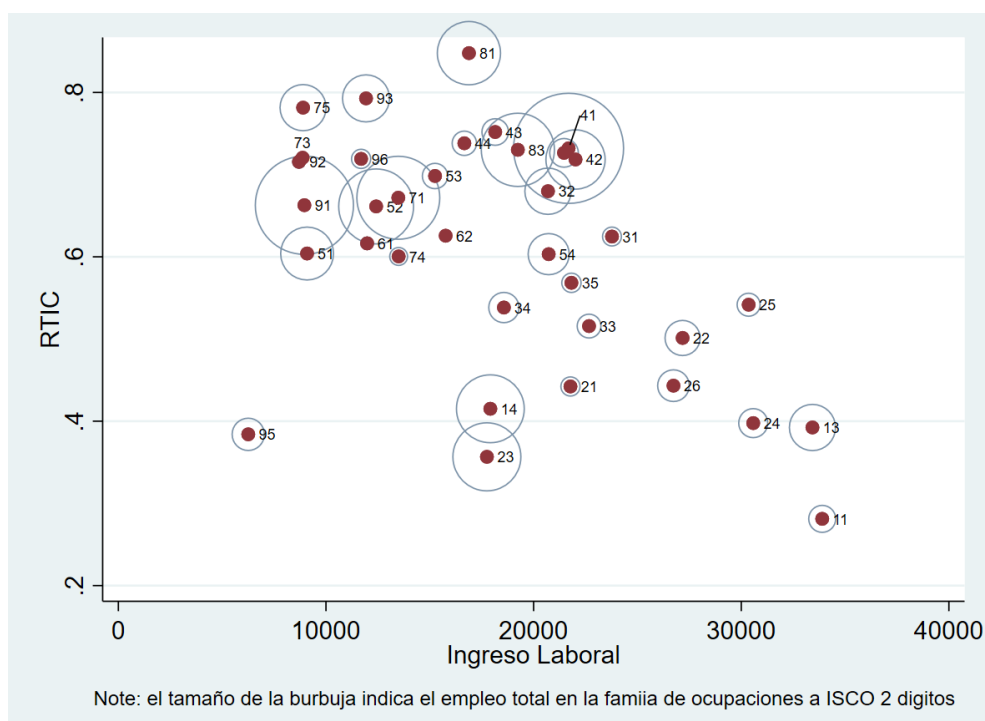
Fuente: Elaboración propia en base a EPH 2019 y O\*NET

Una pregunta clave para comprender los potenciales impactos de la automatización sobre el mercado laboral es justamente inspeccionar cual es la composición del empleo para nuestro país. De esta pregunta surge un panorama revelador. El grafico 3 evidencia que gran parte

<sup>5</sup> Todos los resultados son ponderados por la participación de los trabajadores.

de la fuerza de trabajo se encuentra empleada en ocupaciones que se encuentran entre las más expuestas al uso de la tecnología, con valores altos para el nivel de RTIC y que se conciben en niveles de ingresos bajos o en todo caso medios, en concordancia con lo descrito anteriormente y con lo revisado en la Figura 2. Algunas de estas ocupaciones son *Operadores de instalaciones fijas y máquinas; Oficiales y operarios de la construcción; Oficinistas; Peones de la minería, la construcción, la industria manufacturera y el transporte*, entre otros. Si realizamos el ejercicio de tomar la lista de las 10 primeras ocupaciones con mayor nivel de automatización y las consideramos como riesgosas, el 13% de la población económicamente activa se encuentra incluida en ellas. Sin embargo, si extendemos la categoría a las primeras 15, este número alcanza el 30%.

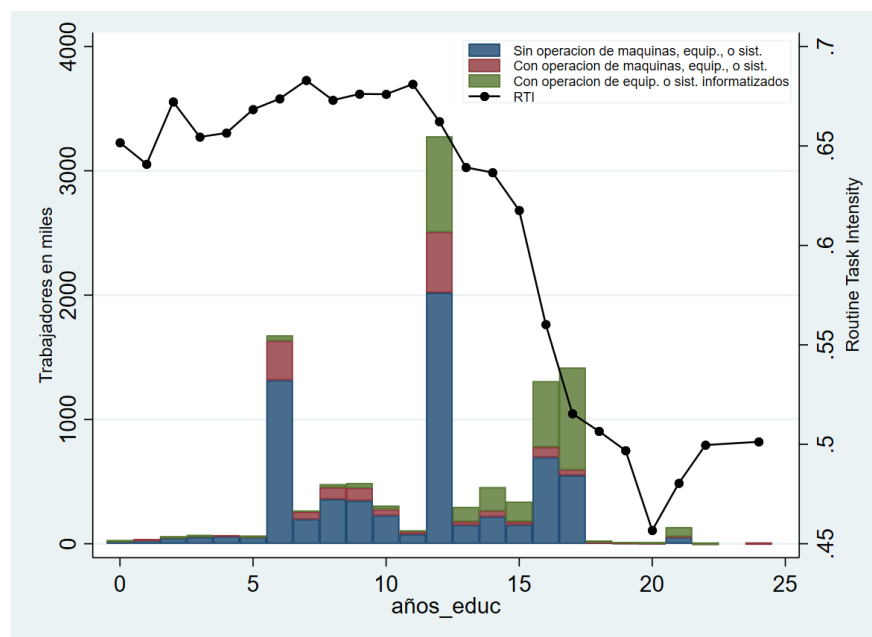
Gráfico 3. RTI e Ingreso Laboral por ISCO a 2 dígitos ponderado por cantidad de trabajadores – Argentina 2019



Fuente: Elaboración propia en base a EPH 2019 y O\*NET

La posibilidad de sobrellevar el cambio tecnológico en el mercado laboral y aprovechar sus potenciales se apoya en gran medida en el tipo de habilidades con el que cuentan los trabajadores y en las chances de reentrenarse en las que serán relevantes en el futuro. El gráfico 4 extrae la información del cuarto dígito de CNO que define tres categorías según el uso de tecnología en la ocupación y calcula la proporción de estas categorías por años de educación y según el impacto del índice RTI.

Gráfico 4: Nivel de rutinización promedio y tecnología ocupacional por años de educación— Argentina



Fuente: Elaboración propia en base a EPH 2019 y O\*NET

Se observa que la rutinización RTIC es más alta en ocupaciones donde no se interactúa con ningún tipo de elemento tecnológico y en aquellas donde el trabajo se realiza con operación de maquinarias, equipos o sistemas electromecánicos, mientras que baja drásticamente para aquellas ocupaciones que interactúan con sistemas y equipos informáticos que crece a medida que aumentan los años de educación. Esto refleja el hecho de que las ocupaciones menos automatizables son aquellas donde la tecnología de la información y los algoritmos ya están presentes, y no al revés. Las tecnologías no ponen en riesgo a los trabajos que ya interactúan con ellas porque las habilidades que de ellos se requieren son complementarias a los procesos automatizables por la tecnología de la información y la codificación. Como se sostuvo a lo largo del análisis los trabajos más automatizables por el contrario son aquellos donde las tareas pueden ser reemplazadas por la tecnología ya que estas no son complementarias, sino en cierta forma sustitutas entre sí. Mas aun dado que pensamos a la tecnología como transformadora de procesos es de esperar que no solo reemplace tareas al interior de las ocupaciones, sino que al mismo tiempo genere nuevas. La tendencia evidencia que estas nuevas tareas presentan un marcado sesgo hacia el trabajo calificado (*BLS employment projections for 2018-2028*).<sup>6</sup> Ante este panorama profundizar en las

<sup>6</sup> Indagar en las habilidades relevantes para los trabajadores en el futuro, así como en el perfil de las nuevas tareas creadas por la tecnología relevadas periódicamente por O\*NET, es objeto de futuras investigaciones.

habilidades complementarias relevantes para mitigar y tomar ventajas del cambio tecnológico y volverlas disponibles para el conjunto de trabajadores, especialmente para aquellos en riesgos, es un tema de investigación y de política económica relevante de cara a los próximos años.

## **CONCLUSION**

Este trabajo se centró en la construcción de un índice de intensidad de rutina de las tareas realizadas en cada ocupación con el foco de aproximar y estimar el grado de exposición de las distintas ocupaciones a los procesos de automatización. Desde el análisis del tipo de tareas y, siguiendo la metodología propuesta por otros autores, se propuso clasificarlas en 2 categorías-rutinarias y no rutinarias- que a su vez se desagregan en 5, y nos permiten en primera medida estimar valores potenciales del grado de rutina como proxy del grado de automatización y, en segunda instancia, comprender la morfología del trabajo al interior de cada ocupación para explicar por qué la tecnología puede reemplazar en diferentes medidas las tareas asociadas.

A partir de los resultados hallados es posible dimensionar los desafíos que presenta el cambio tecnológico para el mercado laboral. El mayor impacto sobre los sectores de calificación media y baja, que se corresponden con los deciles de ingreso medio y medios-bajos sugiere que el mayor desplazamiento en horas de trabajo será soportado por este tipo de trabajadores típicamente más vulnerables. Si a esto se agrega que una buena parte de los trabajadores se emplean en ocupaciones potencialmente en riesgo el posible impacto de la tecnología sobre los salarios y por tanto sobre la distribución del ingreso es como menos un punto a considerar en la agenda pública en los próximos años.

Al considerar a la tecnología como un factor que cambia las formas en las que se instrumenta el trabajo y por tanto cambia las tareas al interior de las ocupaciones, el impacto tecnológico puede darse en su forma más radical, como desplazamiento como tal, reemplazando horas de trabajo hombre por capital o en forma más paulatina puede impactar deprimiendo la demanda futura de horas de trabajo para las ocupaciones más expuestas. Mas allá de cuál sea el canal de afectación que prevalece, lo cierto es que, como surge del análisis, la tecnología impacta asimétricamente a distintos tipos de trabajadores, y por tanto tiene el potencial de ensanchar la brecha de ingresos con el consecuente impacto sobre la desigualdad.

Cuantificar en qué medida, a través de qué mecanismos y estimar potenciales consecuencias sobre la desigualdad de ingresos y de oportunidades es tema de futuras investigaciones. Un paso previo es conocer el grado de exposición al que están expuestas las ocupaciones, que clase de trabajadores se desempeñan en ellas, su relación con los niveles educativos y de ingreso para desentramar el sentido en el que se mueve el cambio tecnológico en el mercado laboral. Este trabajo avanza en este sentido arrojando estimaciones preliminares para el mercado laboral argentino ante la falta de estimaciones y medidas que logren cuantificar el fenómeno de la automatización para nuestro país.

Por último, del análisis surge la relevancia de comprender las habilidades que son complementarias a la tecnología y que por tanto no solo evitan un alto grado de exposición frente a la automatización, sino que permiten aprovechar las potencialidades que la tecnología ofrece.

## APENDICE

Tabla A1: Recodificación de frecuencia en horas anuales.

Escala	Categoría	Descripción Categoría	Recodificación en horas anuales
Frequency of Task	<b>1</b>	Yearly or less	1
Frequency of Task	<b>2</b>	More than yearly	6
Frequency of Task	<b>3</b>	More than monthly	24
Frequency of Task	<b>4</b>	More than weekly	120
Frequency of Task	<b>5</b>	Daily	240
Frequency of Task	<b>6</b>	Several times daily	840
Frequency of Task	<b>7</b>	Hourly or more	1920

Fuente: Elaboración Propia

Tabla A2: Asignación de actividades. Spitz-Oener (2006)

Classification	Tasks
non-routine analytic	researching, analyzing, evaluating and planning, making plans, constructions, designing, sketching working out rules/prescriptions using and interpreting rules
non-routine interactive	negotiating, lobbying, coordinating, organizing teaching or training selling, buying, advising customers, advertising entertaining or presenting employ or manage personnel
routine cognitive	calculating, bookkeeping correcting of texts/data measuring of length/weight/temperature
routine manual	operating or controlling machines equip machines
non-routine manual	repairing or renovation houses/apartments/machines/vehicles restoring of art/monuments serving or accomodating

Fuente: Spitz-Oener (2006)

Tabla A3: Nivel de rutinización por región– Argentina 2019

	<b>RTIC</b>	<b>RTI</b>
Gran Buenos Aires	0.638	0.662
NOA	0.641	0.667
NEA	0.636	0.662
Cuyo	0.637	0.665
Pampeaa	0.635	0.660
Patagonia	0.641	0.670
Total	0.637	0.662

Fuente: Elaboración propia en base a EPH 2019 y O\*NET

Tabla A4: Asignación propuesta para las 41 actividades de O\*NET

ID	Actividad	Clasificación
4.A.1.a.1	Getting Information	NRA
4.A.1.a.2	Monitor Processes, Materials, or Surroundings	RM
4.A.1.b.1	Identifying Objects, Actions, and Events	RC
4.A.1.b.2	Inspecting Equipment, Structures, or Material	RC
4.A.1.b.3	Estimating the Quantifiable Characteristics of Products, Events, or Information	RC
4.A.2.a.1	Judging the Qualities of Things, Services, or People	NRA
4.A.2.a.2	Processing Information	RC
4.A.2.a.3	Evaluating Information to Determine Compliance with Standards	RC
4.A.2.a.4	Analyzing Data or Information	NRA
4.A.2.b.1	Making Decisions and Solving Problems	NRA
4.A.2.b.2	Thinking Creatively	NRA
4.A.2.b.3	Updating and Using Relevant Knowledge	NRA
4.A.2.b.4	Developing Objectives and Strategies	NRI
4.A.2.b.5	Scheduling Work and Activities	RC
4.A.2.b.6	Organizing, Planning, and Prioritizing Work	NRA
4.A.3.a.1	Performing General Physical Activities	RM
4.A.3.a.2	Handling and Moving Objects	RM
4.A.3.a.3	Controlling Machines and Processes	RM
4.A.3.a.4	Operating Vehicles, Mechanized Devices, or Equipment	NRM
4.A.3.b.1	Interacting With Computers	NRM
4.A.3.b.2	Drafting, Laying Out, and Specifying Technical Devices, Parts, and Equipment	NRA
4.A.3.b.4	Repairing and Maintaining Mechanical Equipment	NRM
4.A.3.b.5	Repairing and Maintaining Electronic Equipment	NRM
4.A.3.b.6	Documenting/Recording Information	RC
4.A.4.a.1	Interpreting the Meaning of Information for Others	NRA
4.A.4.a.2	Communicating with Supervisors, Peers, or Subordinates	NRI
4.A.4.a.3	Communicating with Persons Outside Organization	NRI
4.A.4.a.4	Establishing and Maintaining Interpersonal Relationships	NRI
4.A.4.a.5	Assisting and Caring for Others	NRM
4.A.4.a.6	Selling or Influencing Others	NRI
4.A.4.a.7	Resolving Conflicts and Negotiating with Others	NRI
4.A.4.a.8	Performing for or Working Directly with the Public	NRI
4.A.4.b.1	Coordinating the Work and Activities of Others	NRI
4.A.4.b.2	Developing and Building Teams	NRI
4.A.4.b.3	Training and Teaching Others	NRI
4.A.4.b.4	Guiding, Directing, and Motivating Subordinates	NRI
4.A.4.b.5	Coaching and Developing Others	NRI
4.A.4.b.6	Provide Consultation and Advice to Others	NRI
4.A.4.c.1	Performing Administrative Activities	RC
4.A.4.c.2	Staffing Organizational Units	NRI
4.A.4.c.3	Monitoring and Controlling Resources	RM

Fuente: Elaboración propia

## **BIBLIOGRAFIA**

Acemoglu, D. and D. Autor (2011), Skill, Tasks and Technologies: Implications for Employment Earnings, In: Ashenfelter, O., Card, D. (Eds.), *The Handbook of Labor Economics*, vol. 4b, Elsevier, Amsterdam, 1043-1171.

Autor, David. 2019. "Work of the Past, Work of the Future." *AEA Papers and Proceedings* 109: 1–32.

Autor, D., & Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. *American Economic Review*, 103(5), 1553-97.

Autor D. and M. Handel (2013), Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks and Wages, *Journal of Labor Economics*, 31(2, pt.2), S59-S96.

Autor, D. (2013), The "task approach" to labor markets: An overview, NBER Working paper 18711.

Autor, D., Frank Levy and Richard J. Murnane, .The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration..*Quarterly Journal of Economics*, 116(4), 2003.

Bureau of Labor Statistics, U.S. Department of Labor, Employment Projections, Table 1.7 Occupational projections, 2018-28, and worker characteristics, 2018, <https://data.bls.gov/projections/occupationProj> (visited February 21, 2020).

Firpo, Sergio, Nicole Fortin and Thomas Lemieux. "Occupational Tasks and Changes in the Wage Structure." UBC Working Paper, September 2009.

Gasparini, Brambilla, César, Falcone y Lombardo (Abril 2020) – Documento de trabajo del CEDLAS N° 260.

Goos, M., A. Manning and A. Salomons (2014), Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring, *American Economic Review*, forthcoming.

Mihaylov, E. and Tijdens, K. (2019) Measuring the Routine and Non-Routine Task Content of 427 Four-Digit ISCO-08 Occupations, AIAS Working Paper 8

Spitz-Oener, A. (2006), Technical Change, Job Tasks and Rising Educational Demands: Looking Outside the Wage Structure, *Journal of Labor Economics* 24(2): 235–270.

Thewissen, S., & Rueda, D. (2019). Automation and the welfare state: Technological change as a determinant of redistribution preferences. *Comparative Political Studies*, 52(2), 171-208.

Tinbergen, Jan. 1974. "Substitution of Graduate by Other Labour\*." *Kyklos* 27 (2): 217–26



