

Efectos de la Inteligencia Artificial (IA) en la economía y el análisis económico

Editores

*Académicos **Rinaldo Antonio Colomé, Víctor J. Elías y Fernando Navajas***

Trabajos de los Académicos

Hildegart Ahumada, Omar Chisari, Juan Carlos De Pablo, Víctor J. Elías, José María Fanelli, Leonardo Gasparini, Daniel Heymann, Luisa Montuschi y Fernando Navajas.

Contribución de la Academia Nacional de Ciencias Económicas (ANCE) a la convocatoria del X Encuentro Interacadémico 2021

Efectos de la Inteligencia Artificial (IA) en la economía y el análisis económico

Introducción

Los aportes de los Sres. Académicos de la ANCE evalúan los efectos de la Inteligencia Artificial (IA) en la economía y en el análisis económico. Con respecto al impacto de la IA en la economía, se brindan estimaciones en las inversiones en infraestructura, en el empleo en general y en sectores que utilizan procesos automáticos, en diversas ocupaciones en la distribución del ingreso personal, y en el crecimiento económico. Se brindan estimaciones de salarios del personal dedicado en el proceso de registro y uso de datos con el objeto de medir el alcance actual del uso del “Machine Learning” (ML) y “Big Data”. Se hace un aporte a la utilización de datos y métodos automáticos de estimación y pronóstico económico.

Con respecto al análisis económico, se discute el impacto de la IA en el proceso de las decisiones, en la dinámica macroeconómica, del mercado laboral, del crecimiento económico, la organización industrial y competencia de la educación. También se muestran avances de la medición de la innovación.

Una descripción de los grandes cambios que se observaron en la economía mundial ayuda a la evaluación de los impactos de la innovación y a ver como la economía pudo ajustarse a los mismo, destacando el rol crucial de los efectos precio e ingreso.

Leonardo Gasparini (2021) menciona que “Muchos afirman que en las últimas décadas del siglo XX se inició otra revolución, impulsada por el uso masivo de nuevas tecnologías de procesamiento y comunicación, que están transformando una vez más las formas de producción. La mecanización y automatización, inicialmente en el agro y en la industria manufacturera, pero ya extendida a muchos sectores de servicios, ha ido transformando la estructura de empleo y de ingresos; primero en los países desarrollados y progresivamente en el resto del mundo. A ese proceso de cambio tecnológico acelerado, en los últimos años, se ha sumado un nuevo fenómeno de características inéditas: la inteligencia artificial, IA” ... “Lo inédito de la IA respecto de cambios tecnológicos anteriores es que esta vez la tecnología desarrollada es capaz de realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana en lugar de reemplazar actividades manuales y rutinas mecánicas o tareas básicas repetitivas” ... “A diferencia de la gran mayoría de los temas, donde la investigación económica se nutre de evidencia empírica sobre hechos pasados, el análisis de la IA es en gran parte aún prospectivo, y por lo tanto necesariamente más especulativo y menos riguroso”.

Luisa Montuschi (2021) destaca que existen tres tipos de IA: IA débil, IA general e IA fuerte. Habitualmente se trabaja con las dos primeras, pero se señala que el futuro de la IA habrá de ser la IA fuerte ... Otro desarrollo habitualmente analizado en conexión con la IA se refiere a la “robótica”. Los desarrollos observados en esta disciplina han llevado a muchos a identificarla con la IA. Pero no es así. Ambas pueden coincidir en pequeñas

proporciones. La robótica es la rama de la tecnología que se ocupa de los robots físicos. Y los robots son máquinas programables que pueden llevar a cabo una serie de acciones autónomas o semi-autónomas. Los robots son artificialmente inteligentes ... muchos robots no son inteligentes. Solo una pequeña proporción lo es. La robótica se orienta a diseñar, construir y programar robots físicos que puedan interactuar con un mundo físico, y la IA implica programar la inteligencia.

Víctor Elías (2021) destaca que “la innovación y los bienes (productos y servicios) pueden definirse de diversas maneras. En el caso de la innovación, el economista la define como todo aquello que produce una baja del costo de producir los bienes. Con ello se cubre todo tipo de innovación tecnológica y organizativa. Esta definición ayuda al análisis de las fuentes del crecimiento que responden a inversiones estimuladas por la baja en los precios de los servicios de los insumos. Una forma alternativa dual, es considerar el cambio en la productividad de los insumos de la producción. También para analizar su impacto en la economía (tamaño y dinámica), se la clasifica de diversas formas: ahorrador de trabajo, ahorrador de capital, objetivos generales, objetivos específicos, entre otros. En lo referente a la IA, se pone énfasis en el componente GPT (tecnologías con propósitos generales) que incluye la robótica y la automatización, y el componente de "machine learning". Esta clasificación sirve también para generar una teoría tratando de explicar qué tipo de innovación es la que surge y cual se desarrolla más. Para los bienes una forma más flexible de definirlo, es en base a los servicios que prestan. El servicio transporte, por ejemplo, puede ser prestado por diversos tipos de bienes, como ser: automóviles, bicicletas, trenes, aviones, ómnibus, camiones, comunicación telefónica, entre otras. Ello permite una medición continua del bien y para analizar el impacto de la innovación, incorporando los cambios en calidad de los bienes”.

De acuerdo a Jose M. Fanelli y Ramiro Albrieu (2021) (Fanelli y Albrieu, 2021) “la continua acumulación de cambios está produciendo una revolución de facto en las organizaciones heredadas de lo que Carles Boix llamó el “capitalismo de Detroit”, en referencia a la ciudad manufacturera norteamericana. La forma de organizar la cooperación entre capital y trabajo del capitalismo de Detroit favorecía la cohesión social porque: (a) la producción en masa de bienes estandarizados generó una demanda de empleo muy dinámica que pudo ir absorbiendo el fuerte crecimiento de la población en edad de trabajar. (b) se establecieron relaciones laborales de largo plazo y se creó una cultura de carrera dentro de la empresa; esto posibilitó la implementación de políticas públicas orientadas a administrar los riesgos que las personas enfrentan a través de su vida (vejez, desempleo, salud). (c) buena parte de los trabajos eran relativamente rutinarios y poco desafiantes en términos cognitivos: repetición de tareas manuales específicas, procesamiento de datos e información, seguimiento de secuencias o procesos dentro de la empresa. Al tratarse de habilidades y conocimientos para el trabajo que se podían codificar, fue posible que la factoría educativa para la acumulación de capital humano se desarrollara junto con la gran factoría productiva”.

“En los países emergentes, si las oportunidades lucrativas de recurrir a la IA fueran aprovechadas, impulsarían la productividad de las organizaciones. Pero los obstáculos para que ello se traduzca en un incremento de la productividad media de toda la economía no son menores porque el contexto es muy diferente al de las economías avanzadas. Los mercados laborales y las organizaciones han seguido sólo parcialmente las huellas de Detroit y de las TICS en los países avanzados. Junto a algunas grandes factorías y servicios de alta productividad, la cooperación entre capital y trabajo toma muy frecuentemente la forma de contratos informales, autoempleo y contratos de corto

plazo con mínima administración de los riesgos. En la India, por ejemplo, Bangalore encontró suelo fértil en una economía donde el 80% de los puestos de trabajo son de tipo de informal. Son economías duales. Es lo que podríamos llamar el capitalismo de Bombay. En este tipo de capitalismo, el modelo de Detroit y las firmas en el campo de las TICs sólo son una porción del mercado de trabajo; típicamente la porción formal, con acceso al sistema de seguros de salud, vejez y desempleo. El resto de los trabajadores accede, en el mejor de los casos, a mecanismos como las transferencias condicionadas. Los sistemas de aprendizaje también están segmentados y los bienes públicos no son de calidad, lo que afecta la acumulación de capital humano. En un contexto así, la cohesión social es más difícil de lograr, como también lo es consolidar un buen clima de negocios.

Las economías latinoamericanas de ingreso medio combinan en diferentes proporciones y matices los capitalismos de Detroit y de Bombay; ya en los setenta Bacha decía que Brasil era Belindia, una combinación de Bélgica y la India”.

“Se siguen, entonces, dos conclusiones generales. La primera es que se necesitan élites en la política y la economía con incentivos para promover reformas que generen un marco institucional funcional para innovar en la tecnología y las organizaciones y para velar, simultáneamente, por una distribución de los recursos que viabilice la acumulación de capital humano, un mínimo de cohesión social y una economía política que sea un aliado y no un obstáculo para el crecimiento. La segunda es que la capacidad de diseñar un proceso de transición para adaptarse de forma de crear las condiciones requeridas para adoptar la IA va a ser un factor tan determinante para el crecimiento como el hecho de que existan proyectos para los que resulte potencialmente rentable adoptar la IA. La rentabilidad es una condición necesaria, pero no suficiente” (Fanelli y Albrieu, 2021).

A diferencia de la física, que tiene cuatro fuerzas fundamentales que explican los fenómenos físicos (electromagnética, gravitatoria, nuclear fuerte y nuclear débil) la economía tiene solo dos: el precio y el ingreso (efectos precios y efectos ingresos). Ello nos indica que para estudiar los cambios o efectos que puedan producir en la economía la irrupción de la IA tenemos que ver primero qué efectos tiene la IA en los precios y en el ingreso. En términos técnicos, al ver los procesos de producción a través del tiempo, en realidad la automatización registró un proceso continuo, no es solo un salto.

En el espíritu del ML de la IA hubo muchos esfuerzos relacionados que algunos economistas incursionaron. En el siglo 18 François Quesnay trataba de aprender del funcionamiento de la economía asimilándolo al funcionamiento del cuerpo humano. Irving Fisher y William Philips, en el siglo 20, diseñaron máquinas para que generen la dinámica de la economía. Herbert Simon a su vez, con la cibernética, se orientaba hacia la IA para entender el proceso de decisión de los agentes económicos, y mejorarlo con el uso de mayor información. Por su lado, Guy Orcutt generó una computadora que permite el cálculo de los estimadores de mínimos cuadrados ordinarios.

Estimaciones del impacto económico de la IA

IA e infraestructura

Con el uso de simulaciones de Equilibrio General Computado (EGC), Omar Chisari (2021) estima el impacto de la aplicación de métodos de IA (IA automatizada e IA asistida) en los sectores de infraestructura (Electricidad, Gas, Agua, Transporte y Comunicaciones). Ello se hace para seis países de América Latina y el Caribe: Argentina, Bolivia, Chile, Jamaica,

Costa Rica y Perú. Se mide por separado las ganancias en la calidad de los servicios de la infraestructura.

A partir de estudios del BID se presentan los costos y beneficios de los métodos de digitalización en infraestructuras tales como medidores inteligentes para controlar el consumo de electricidad a nivel residencial, aplicaciones digitales para auditar los consumos de los electrodomésticos, sistemas digitales remotos de macro-medición para mejorar el manejo de la presión del servicio de agua potable, y pantallas en las paradas de ómnibus que indiquen la demora de la llegada de la próxima unidad. Estas técnicas digitales permiten a los proveedores ahorrar insumos o incrementar sus capacidades para ofrecer los servicios, pero para ello debe invertirse en medidores y teléfonos inteligentes e infraestructura incrementando la cobertura de redes 5G.

Un 15% de mejora en la eficiencia en el uso de insumo y un incremento similar en la productividad a lo largo de 10 años, beneficiándose de la implementación de tecnologías digitales, se generan ganancias vía reducción de precios, y a su vez, requiriendo un aumento del 10% de capital de los proveedores de los servicios de infraestructura. Las ganancias promedio con respecto a la trayectoria base al cabo de 10 años en puntos porcentuales del PIB varían del 4 al 9% para los 6 países considerados. Cuando este beneficio se desagrega por nivel de ingreso de los consumidores, se estima que los de menores ingresos se benefician en 1 punto porcentual del PIB adicional con respecto a los de mayores ingresos.

En este mismo ejercicio surgen otros dos efectos. El primero es una ganancia inesperada de calidad en los servicios de infraestructura del orden de 1% del PIB (con mayor efecto en los tramos de ingresos bajos). El otro efecto es del tipo “dutch disease”, al requerir a toda la economía el uso de tecnologías más capital intensivas, generando una pérdida aproximada al 1.5% del PIB.

IA y el empleo

Victor Elias (2021) describe estimaciones realizadas por diversos investigadores sobre el efecto de la automatización en el empleo. Los resultados son diversos dependiendo de la metodología utilizada. Cuando se utiliza la cantidad de robots como medida de la automatización, el efecto en el empleo es negativo (un robot adicional en la zona produce una pérdida de 6 empleos en EEUU y de 11 empleos en el caso Francia). También produce una baja en el salario por hora y afecta más a los de menor cantidad de años de educación. Cuando se utiliza la metodología que mide la automatización por empresas en base al consumo de energía eléctrica de las máquinas que forman parte de procesos automáticos, el efecto en el empleo es positivo. Un 1% de aumento de la automatización hace aumentar el empleo un 0.25% al cabo de 2 años, y el 0.40% al cabo de 10 años.

Luisa Montuschi (2021) destaca que “la rápida e impactante expansión de la IA ha originado un cierto temor relativo a una eventual pérdida de empleos que la misma puede generar (como señalaba Keynes en 1930, “A new disease is technological unemployment”)” ...” Es cierto que la evolución de la IA ha eliminado muchos puestos de trabajo, pero simultáneamente, ha creado y transformado otros, y el balance para algunos aparece como positivo”.

Montuschi (2021) destaca que, mirando los desarrollos tecnológicos del pasado que se tradujeron en incrementos en la demanda de trabajo y en los salarios, que no hay razón para suponer que en el presente los cambios habrían de ser sistemáticamente distinto y

desfavorables para el trabajo humano. Por otro lado, parece que “ya está asumida la existencia potencial en la IA y en la robótica para reemplazar actividades antes ejecutadas por los trabajadores humanos con un importante efecto desplazamiento en el empleo, que también habría de afectar los ingresos asalariados. Pero también habrá de generarse un potencial de demanda de nuevas habilidades en el mercado de trabajo generadas por la IA que se habrán de reflejar en nuevas y ampliadas demandas de educación”.

Leonardo Gasparini (2021) describe que “Es muy probable que en el corto plazo la incorporación de tecnología impacte negativamente sobre la demanda de trabajo en aquellas ocupaciones desafiadas, y en consecuencia afecte el nivel y la estructura de empleo. En cambio, los efectos de equilibrio general sobre el empleo y los salarios en el largo plazo son más difíciles de determinar y no necesariamente negativos”.

“Las máquinas desplazan a los humanos, incluso en tareas que hasta hace poco parecían a salvo de la ola tecnológica ... a este efecto desplazamiento se le opone un efecto reincorporación”. “El balance entre los efectos es incierto y depende del plazo que se considere, de las rigideces del mercado laboral y de la velocidad en cerrar el mismatch generado por la demanda de nuevas habilidades”.

En un estudio en nuestra región, Gasparini (2021) encuentra que en las últimas décadas el crecimiento del empleo fue significativamente menor en las ocupaciones más fáciles de automatizar”. En otro trabajo “encuentran que los distritos más expuestos a la adopción de robots tuvieron un peor desempeño en relación con los menos expuestos en términos de desempleo, informalidad e ingresos. La incorporación de tecnología es inicialmente un proceso traumático”.

“La determinación de ganadores y perdedores naturalmente depende del cambio de tecnología puntual bajo estudio. El proceso de mecanización de la producción de la industria manufacturera de la últimas décadas del siglo XX fue claramente segado en contra de la mano de obra no calificada. En cambio, al menos para muchos países desarrollados, los avances más recientes en automatización y robotización han perjudicado en mayor medida a los trabajadores semi-calificados en empleo de salarios medios caracterizados por tareas rutinarias”.

Gasparini (2021) destaca que “muchas de las tecnologías de IA están avanzando en reemplazar tareas típicamente realizadas por trabajadores calificados (ej. contadores, abogados, arquitectos). Por ahora, sin embargo, la amenaza sobre estas ocupaciones de salarios muy altos parece algo lejana. En un trabajo utiliza indicadores de perspectivas futuras de automatización por ocupación a partir de la predicción de expertos en machine learning para la próxima década, y los aplican a la estructura ocupacional de las seis economías más grande de América Latina, concluyendo “que al menos por ahora, y de acuerdo a estas proyecciones, es probable que los trabajadores no-calificados y semi-calificados sigan asumiendo la mayor parte de los costos de ajuste ante el cambio tecnológico”.

Efectos sobre la distribución del ingreso

Gasparini (2021) destaca que “las nuevas tecnologías tienen efectos asimétricos sobre la demanda de los distintos factores de producción, por lo que el impacto sobre la desigualdad puede ser significativo y perdurable”.

“La predicción más usual es que las nuevas tecnologías reforzarán una tendencia iniciada hace décadas hacia el aumento de la participación del capital y la reducción de la participación del trabajo en el ingreso nacional. Desde la mayor concentración de la propiedad del capital en los percentiles superiores de la distribución del ingreso, el impacto esperado es desigualador. En esa misma dirección opera el incremento de las rentas de los innovadores, esperable en un contexto de mercados para la innovación no perfectamente competitivos. Las predicciones sobre el aspecto asimétrico sobre los distintos tipos de trabajo son más inciertas. Algunos prevén la continuación del sesgo pro-trabajo calificado, que ha resultado significativamente desigualador. Otros, en cambio, sostienen que los factores de cambios tecnológicos asociados con la IA afectaron más a los trabajadores de mediana y alta calificación, con el impacto distributivo”.

“Es esperable que no solo la distribución del ingreso interno de cada país, sino también la distribución del ingreso entre países se vea afectada por el desarrollo de tecnologías avanzadas de IA. En particular los países “off shore”, dado que el costo laboral se vuelve menos relevante. Las nuevas tecnologías tienden a ahorrar mano de obra y recursos naturales, los factores de producción más abundantes en los países en desarrollo. Adicionalmente muchas de las nuevas tecnologías implican una dinámica del “ganador se lleva todo”, en la que los países en desarrollo tienen menos chances de competir.

Gasparini (2021) concluye que “las consecuencias distributivas de las innovaciones tecnológicas suelen ser entonces muy relevantes, hasta el punto de, incluso, amenazar su sustentabilidad. Los avances en la IA suponen un cambio tecnológico de magnitud y consecuencias todavía impredecibles. Los próximos años serán seguramente fértiles en la investigación sobre estos temas, a medida que las tecnologías se expandan y generalicen, y comiencen a generarse datos que permitan estudiar sus efectos con menor conjeturas y más seguridad”.

Medición de las innovaciones y sus efectos en el crecimiento

Para poder cuantificar el impacto de las innovaciones en la economía, es necesario poder medirlas como un insumo más en el proceso económico. Los especialistas en Cuentas Nacionales, tienen como prioridad generar mediciones razonables del proceso innovativo (ver Jorgenson, 2021: The Advisory Committee in Measuring Innovation in the 21st Century Economy, 2008), incluso midiendo los que se generan en los hogares, y los que tienen que ver con aspectos organizativos. Para Estados Unidos, en el 2010, se estima en 20.2 miles de millones de dólares los R&D de los hogares (que surge de valorar 14.7 días por innovación, 1.9 proyectos por año, y 16 millones de innovadores, lo que representa un 52% de los R&D que gastan las empresas en productos de consumo). Estas innovaciones incluyen "DIY Artificial Pancreas", "Phone App that identifies colors", "New sport or equipment", "New craft and shop tools". A su vez, estiman las inversiones en intangibles que se adicionan a las tradicionales inversiones tangibles (activos físicos). En Estados Unidos, el componente intangible alcanzó a representar la mitad del total de inversiones. Los estudiosos del proceso innovativo, apelaron a distintos indicadores entre los que se destacan la cantidad de patentes generadas por los innovadores, y las inversiones que realizan las empresas y el sector público que se denominan R&D (Research & Development). También se la aproxima midiendo el componente de capital que incorpora los avances tecnológicos como el caso de la tecnología informativa (TIC) y la IA. En el sub-periodo 1989-2004, el capital tipo TIC contribuyó con 0.46 al crecimiento mundial anual del 3.78%, o sea un 12% del crecimiento y un 35% de lo que contribuye

todo tipo de capital (el capital TIC incluye hardware, software, computadores, equipos de oficina, componentes electrónicos, telecomunicaciones).

Según Fanelli y Albrieu (2021) “como ocurre con toda tecnología de uso difundido, la IA promueve el crecimiento al influir en la productividad de un conjunto amplio de actividades y aumentar así la productividad media. Para García Zaballos, el verdadero potencial de la IA está en su capacidad para complementar y enriquecer los factores de producción tradicionales. Se trata de un híbrido entre capital y trabajo que permite realizar, por un lado, tareas laborales a mucha mayor velocidad y escala, así como tareas imposibles para las personas y, por otro, en cuanto capital, puede incrementar su valor en el tiempo, gracias al autoaprendizaje y las mejoras. Dos canales fundamentales para el incremento de la productividad son los vehículos autónomos y sistemas de inteligencia asistida e inteligencia aumentada y, también, el incremento del consumo, resultado de la aparición en el mercado de nuevos productos y servicios perfeccionados y personalizados. La rentabilidad potencial de la IA, que es esencial para su aplicación, se refleja en el hecho de que, según el McKinsey Global Institute, el 70% de las empresas del mundo habrá adoptado algún tipo de IA hacia 2030”.

“Otro factor que podría debilitar la productividad es la falta de insumos complementarios por fallas en las organizaciones o escasez de capital humano. Citando el efecto Baumol, Aghion llama la atención sobre el hecho de que el crecimiento no es determinado por aquello en lo que la economía es mejor sino por la oferta de lo que es esencial pero difícil de mejorar”.

Impacto en el análisis económico

Aspectos macroeconómicos

De acuerdo a Daniel Heymann y Pablo Mira (Heymann & Mira, 2021), “la ventaja comparativa en la construcción y operación de los modelos pasa del restringido ámbito académico a entidades privadas (además de públicas) con gran obtención de datos y masas de información procesable, y que pueden tener un interés especial para la elaboración de instrumentos destinados a representar y proyectar la evolución macroeconómica”. Por otro lado, “se puede conjeturar que los esquemas de análisis subyacentes en los productos macroeconómicos de IA tenderán a diferir de las representaciones de equilibrio general donde los comportamientos de los agentes se postulan a partir de problemas óptimos, y se moverán hacia modelos de múltiples agentes”.

Por otro lado “tenderían a producirse o acentuarse asimetrías en la calidad de las decisiones entre quienes tengan acceso a los sistemas artificiales y quiénes no. Al mismo tiempo, la velocidad de cambio del contexto económico podría acelerarse debido a los procesos colectivos de aprendizaje y adaptación de los sistemas de IA, sobre todo si estos son más responsivos que los “agentes humanos”. La influencia de la IA puede repercutir significativamente en el desempeño macroeconómico, que depende crucialmente de las percepciones y expectativas de los actores. En particular surge la pregunta sobre cómo puede afectar la IA a la emergencia de crisis sistémica” ... “No habría garantía de que no emerjan en el cambio errores colectivos con implicancias macroeconómicas, como ha ocurrido en varias oportunidades con decisores humanos, especialmente en períodos de transición económica y tecnológica. Es decir, sería difícil esperar que la IA convierta a las crisis en hechos del pasado”.

Procesos decisorios y decisiones económicas

Juan Carlos de Pablo (2021) y Heymann y Mira (2021) brindan diversos posibles efectos de la IA en los procesos decisorios y específicamente las decisiones económicas. de Pablo (2021) se pregunta si la IA puede mejorar la toma de decisiones y por consiguiente los resultados.

Heymann y Mira (2021) establecen que es natural que sistemas dedicados al procesamiento de información se apliquen a procesos de decisión económica. “Existen fondos de inversión que se publicitan como manejados por la IA ... se ha venido explorando el uso de la IA como instrumento para mejorar el diseño de mecanismos de transacción y contratación ... La utilización de algoritmos por empresas a efectos de la determinación de precios de venta ha venido tomando importancia, no siempre con resultados exitosos ... El avance de la sofisticación de los sistemas y de los alcances de su aplicación podría derivar en una creciente delegación de aspectos centrales de las decisiones del usuario humano. En contextos económicos, estas circunstancias dan lugar naturalmente a problemas de principal-agente, aunque con un “agente artificial” la interacción adopta características peculiares. En una relación típica, el principal se vincula con un agente con intereses y objetivos propios, que además cuenta con información y conocimientos superiores en los ámbitos relevantes para la interacción. Estas condiciones podrían condicionar la difusión de “contratos inteligentes”.

de Pablo (2021) enfatiza que “la decisión humana comete errores con mayor frecuencia, y el costo del que cabe imaginar ... sesgo y ruido son componentes del error humano”. El comportamiento humano varía por y durante el día, y su grado de percepción depende del tamaño del error. También es afectado por lo social y manifiestan un exceso de confianza. También destaca que los pronósticos de los modelos no son notablemente superiores al de los humanos, y que los modelos simples frecuentemente son mejores.

Un algoritmo que se utiliza para pronosticar puede estar sesgado y aun así ser menos imperfecto que el discernimiento humano. También es importante distinguir entre reglas y normas especialmente en las decisiones judiciales. Los algoritmos pueden ayudar bastante en el diseño de ellos.

Luego considera alternativas para la reducción de los ruidos que complican las decisiones. Para ello encuentra importante la auditoría del ruido y la llamada higiene decisional, la cual tiene 6 principios: objetivo, criterio estadístico, por etapas, tiempo, independencia, y relatividad, sin olvidar la “sabiduría de la multitud”.

de Pablo (2021) finaliza destacando que la economía del comportamiento ya es un instrumento incorporado al análisis económico. Los algoritmos mejoran la decisión humana, pero no son perfectos, pero están libres de sesgos y ruidos, y por consiguiente deben ser tomados en serio. Ignorar la IA es una tontería.

Análisis del mercado laboral

Heymann y Mira (2021) destacan que la IA abrirá complementariedades con las habilidades personales, sea con individuos encargados de “asistir” al algoritmo (ya sea por entrenamiento o calibración), o bien utilizando sus servicios. También esperan una considerable sustitución de mano de obra. Señalan que es probable que la presencia

ubicua de la IA se vea acompañada por una considerable asimetría en las maneras que las personas se vinculan con ella.

“En el ámbito específico del uso de la IA en la producción, se han distinguido categorías de ocupaciones como los “entrenadores” de sistemas, los “comunicadores” de tecnología que explican las salidas de los sistemas de IA a los clientes, y los “verificadores” para monitorear el rendimiento de los sistemas de IA y el cumplimiento de estándares predeterminados”.

“La difusión de la IA también afectará por canales diversos la división internacional del trabajo”. Habría efectos de escala de calibración y de externalidades de conocimiento. Ello podría generar la concentración geográfica de la actividad de punta, algo que ya ocurre en EEUU, China y Europa.

También destacan “que refugiarse en el rol de consumidores pasivos de innovaciones empaquetadas es una opción poco atractiva e incluso riesgosa, porque implicaría acotar capacidades de adaptación en entornos probablemente inestables.

Victor Elias (2021) propone un esquema conceptual para analizar el posible impacto de la IA en el empleo. Este impacto se produce vía los efectos en los salarios que es uno de los determinantes de la demanda laboral. La respuesta de la cantidad de demanda de trabajo, ya sea en las empresas o al nivel agregado de la economía, depende de la participación de los salarios en el producto, de la elasticidad de sustitución entre trabajo y capital, de la elasticidad de demanda del producto, y de la elasticidad de oferta del capital. También combina este enfoque con el de las fricciones que existen en la búsqueda de trabajo, y con las expectativas de un nuevo empleo que tienen los trabajadores, en este caso asociado al nivel de desempleo.

Según Fanelli y Albrieu (2021), “como la IA modifica la “división de tareas” entre las personas y las máquinas, la creación de entornos ricos en datos implica para una empresa en particular digitalizar buena parte de los procesos que eran realizados en forma analógica y por personas. Esto desafía a un conjunto amplio de puestos de calificación baja y media, usuales en el capitalismo de Bombay, pero también a la C-Suite. Al respecto, Andrew McAfee y Erik Brynjolfsson estudiaron cómo la aplicación de sistemas de IA en los modelos de negocios genera una fuerte competencia entre las estrategias que se desprenden de los datos y las que surgen de las opiniones de las personas mejor pagadas de las empresas (HiPPO por sus siglas en inglés). Existe, por ende, el temor de que la IA produzca un gran “desempleo tecnológico”. Sin embargo, Daron Acemoglu y Pascual Restrepo mostraron que el efecto sobre el desempleo es complejo. Según estos autores, la IA dispara dos tipos de efectos en el mercado de trabajo: uno de desplazamiento y otro de complementariedad (o “reintegración” a través de la creación de nuevas tareas para las personas). En base a este enfoque, Ian Cockburn, Rebecca Henderson y Scott Stern bucearon en bases de datos sobre publicaciones científicas y patentes y detectaron un patrón interesante: los sistemas de IA se van redireccionando desde aplicaciones asociadas a robots a otras intensivas en machine learning; las primeras ponían el foco en ahorrar mano de obra, pero las segundas en complementar habilidades de las personas. Otro argumento que reduce los riesgos de desempleo tecnológico es la cuestión de la demanda. Como remarca James Bessen, si bien la IA puede reducir las tareas asociadas con cada bien que se produce, si aumenta la cantidad total de bienes que se venden, la demanda de empleo no se reducirá. Bessen encuentra que en la primera y segunda globalización no hubo caída en los niveles de empleo, incluso en los sectores donde el proceso de automatización fue más acelerado. Recientemente, el Asian Development

Bank realizó un diagnóstico sobre las TICs e IA para Asia, y encontró un resultado similar: si bien la automatización avanzará, la suba en los ingresos propia de la resurgencia de China y países vecinos más que compensará ese shock negativo para el mercado laboral”.

“La adopción de la IA se asocia con incrementos en el premio por estudios terciarios debido al sesgo en favor del trabajo calificado de las tecnologías incorporadas al capital. También aumenta la participación del capital por la sustitución del trabajo. Una fuerza que actúa en sentido contrario en el caso de la IA, según Aghion, es la “enfermedad de los costos” de Baumol: el incremento de la productividad en las ramas dinámicas va acompañado por el incremento de salarios en las ramas de menor aumento de la productividad. Más allá de esto, debido a la desigualdad en la distribución en América latina, es de esperar que los sesgos redistributivos inducidos por la IA plantearán dificultades mayores que en los países desarrollados”.

IA y la organización industrial y competencia

Micaela Kulesz y Fernando Navajas (Kulesz y Navajas, 2021) discuten "en modo selectivo algunos de los efectos de la IA sobre aspectos centrales de la organización industrial y la política de la defensa de la competencia de los mercados como son la discriminación de precios y la Colusión algorítmica".

"La asimetría de la información fueron ampliamente analizados para comprender el funcionamiento de los mercados a partir de la disponibilidad y flujos de información que median entre los agentes económicos" (comprador y vendedor).

"La IA entra en esta dinámica como un tercer agente que reduce el costo de la asimetría de información ... Las nuevas empresas de tecnología -las famosas "start-ups"- encuentran su nicho en estas asimetrías, y mediante el uso de la IA se apropian de las ineficiencias que antes se concentraban principalmente en uno de los agentes ..." Las reglas que rigen la organización de los mercados en este momento se están reformulando para alojar este nuevo integrante, y los efectos de esta nueva organización sobre el bienestar aún no se conocen por completo. Pero sin duda, van a cambiar nuestra visión convencional de la morfología de los mercados y de su regulación.

La discriminación de precios es una práctica que se utilizan en algunas empresas (energía, transporte, por ejemplo), lo cual estaba limitado por el acceso a mayor información sobre los consumidores. La capacidad discriminatoria de las empresas con la mayor información que le brinda la IA puede aplicar lo que se llama discriminación de primer grado cobrando diferentes precios por un mismo bien y poder segmentar a los consumidores en base a sus gastos y preferencias logrando que paguen el máximo precio que estaría dispuesto a pagar por un bien (caso de Uber por ejemplo). Las mayores preocupaciones sobre las prácticas algorítmicas de discriminación de precios están relacionadas con los enormes volúmenes de datos personales compartidos y procesados sin restricción". "Varios trabajos demostraron la existencia de discriminación de precios algorítmicos como una discriminación de primer grado; pero a la fecha estamos al tanto de pocos estudios que evalúan empíricamente las consecuencias para los consumidores de que las firmas adopten perfilamientos tecnológicos".

Kulesz y Navajas (2021) advierten que el "pricing" algorítmico puede derivar en prácticas colusivas tácitas de difícil detección. Esto puede ocurrir en mercados no concentrados o

aún muy competitivos: ... los algoritmos no conocen las regulaciones, sino de restricciones ...

Los algoritmos de IA son inteligentes porque aprenden de su entorno". Ellos presentan resultados de diversos trabajos con simulaciones que convalidan la tendencia a Colusión o monopolio en diversos casos y que ese tipo de Colusión no es tipificable bajo los procedimientos habituales de detección de Colusión tácita.

Si bien aún no existen comprobaciones empíricas de ello, algunos resultados recientes sobre los efectos de la adopción de IA van en la dirección esperada por los resultados teóricos, como es el caso de los márgenes del mercado de gasolina en Alemania, con efectos de subas significativas en casos donde había competencia previa.

"El desarrollo de la digitalización, ahora favorecido por la pandemia del Covid-19 ha generado un rápido movimiento hacia el comercio online, algo que es sumamente útil y beneficioso para los consumidores", pero "el mismo comercio online, al traer información y transparencia a la vista de los competidores, podría generar efectos extraños o inesperados en la competencia hacia lo que se denomina un equilibrio de rápida respuesta".

"La respuesta de la política regulatoria frente a estos problemas se encuentra en un estado incipiente y en la espera de mayor evidencia y conocimiento de los resultados que van a brindar importantes esfuerzos que hacia esta temática se están realizando y que van a ocupar un lugar destacado en el análisis económico en los próximos años".

La discriminación perfecta de precios, si bien llevaría a las empresas a producir como en competencia, genera una redistribución de ingresos de consumidores de productores que pueden ir a ganancias o salarios. Las mediciones de las Cuentas Nacionales se verían afectadas ya que ahora todos los bienes y servicios se valúan a un precio único.

Fanelli y Albrieu (2021) destacan que "Coase y los institucionalistas plantearon que los límites entre la firma y el mercado no vienen dados exógenamente, sino que dependen de los incentivos que enfrentan los agentes. Con la IA, hacia dentro de las firmas los contornos entre funciones y las jerarquías se van desdibujando y rediseñando de la mano de la unificación de los datos generados por los distintos departamentos y áreas funcionales. Pero lo que se vuelve realmente borroso es el contexto exterior de la firma: no es tan sencillo detectar dónde termina la organización –con sus reglas y jerarquías propias– y donde empiezan las transacciones de mercado. Ese contorno difuso está ocupado ahora por las plataformas de intermediación laboral. Estas plataformas están proveyendo un medio ideal para pasar del esquema contractual del largo plazo –típico del capitalismo de Detroit– a otro basado en contratos cortos o por pequeñas tareas (al límite, un gig). En relación con esto, es clave para las economías emergentes generar modelos eficientes para la profesionalización del sector servicios".

"Las organizaciones cambian con la adopción de la IA. Pero además de quién hace qué, importa en qué marco se da la cooperación entre capital y trabajo, y cómo ese marco está cambiando. Por lo tanto, habrá que adaptar el marco institucional de la economía. Por ejemplo, si bien hablamos de "mercado" de trabajo, en el capitalismo de Detroit las transacciones laborales eran principalmente mediadas por las jerarquías existentes dentro de la firma. Hoy, el contrato se usa más que la jerarquía para muchas tareas y, consecuentemente, las políticas públicas para el bienestar, el manejo de riesgos y la

distribución tendrán que ser reformadas al estar muchas de las existentes asociadas directamente con la relación laboral y con las transacciones que ella genera. Las nuevas formas de contratación eliminan un “punto de entrada” para la política pública, y ello en la práctica puede derivar en pérdidas de beneficios para los trabajadores”.

Pero las reformas de las reglas de juego pueden no ser sencillas. La adopción de tecnologías crea ganadores y perdedores (Trajtenberg, 2019) entre empresas, trabajadores y localidades. Esto es inherente al proceso de destrucción creativa usualmente asociado con los avances tecnológicos. Los cambios distributivos que resultan tienen efectos no sólo sobre el bienestar de los diferentes grupos sino, también, sobre la economía política que es la que determina en última instancia la viabilidad de las reformas”.

IA y pronósticos económicos

Hildegart Ahumada (Ahumada, 2021) destaca que es necesario precisar varios conceptos que comprenden desde los algoritmos, pasando de la definición de mejor modelo y hasta la definición misma de pronóstico.

"En referencia a economía y otras ciencias, IA puede pensarse como un conjunto de métodos que permitan aprender de los datos para realizar tareas a través de la adaptación. Dentro de ella encontramos desde la robótica hasta lo que más nos interesa como investigador machine learning. Así podemos describir Machine Learning (ML) como un área de IA que construye algoritmos que pueden aprender de los datos. Su relevancia no puede aislarse del advenimiento y desarrollo de Big Data en distintas disciplinas. Para estos conjuntos amplios de información como los provenientes de teléfonos celulares, transacciones online, o redes sociales, ML aparece como sumamente poderosa".

"En ML es posible distinguir dos campos relacionados pero diferentes, ambos con potenciales usos para pronósticos: el aprendizaje supervisado y no supervisado". En ciertos casos ambos son complementarios.

"Una diferencia notable de este enfoque con respecto a las estadísticas clásicas y por lo tanto econometría clásica, es el foco en la variable Y (a predecir) y no en la representación, muy frecuentemente paramétrica del proceso generador de datos Y.

Para ello, el investigador que utiliza un algoritmo de ML debe definir una función de pérdida que penalice el alejamiento de Y (la predicción para Y) del Y observado ..." En uno de los algoritmos de ML más usado en economía, tanto aplicados a la muestra como para hacer pronósticos, LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Approach), la función objetivos de minimizar ECM (Error Medio Cuadrático) puede implicar obtener estimadores sesgados pero que la ganancia en reducción de varianza sea mayor ... Otros enfoques de ML usan esquemas de árbol como el CART (Classification and Regression Tree) donde van introduciéndose variables en función de la contribución al objetivo (e.g. menor ECM) ... En estos algoritmos es común que las observaciones sean particionadas para la estimación y la evaluación de la función objetivo (e.g. menor ECM). Esto se realiza frecuentemente por la técnica llamada de "validación cruzada"; donde las observaciones

disponibles se particionan en subconjuntos que se consideran de entrenamiento, reservando uno de ellos para la evaluación y repetición del proceso”.

“Un algoritmo que reúne aspectos de ML con la posibilidad de realizar inferencia estadística tradicional es Autometrics ... Una extensión de este algoritmo incluye el caso de Dummy Saturation de gran utilidad para el tratamiento de valores extremos, y específicamente quiebres en los modelos, el talón de Aquiles de los pronósticos económicos”.

“... el concepto de pronóstico en sentido amplio más allá del tipo (económico o de otra naturaleza) y del método que utilicemos (desde una simple extrapolación hasta el más sofisticado) necesita que: i) existan regularidades; ii) dichas regularidades sean informativas sobre el futuro; iii) tales regularidades puedan ser encapsuladas en un método; y iv) las no-regularidades puedan ser excluidas del mismo”.

“Un concepto relevante para entender la naturaleza de los pronósticos es el de predicción que es distinto al de pronóstico ... predicción depende del conjunto de información, pero también del horizonte ... predicción es condición necesaria pero no suficiente para pronóstico ... ello “nos llevan al ejercicio de validación cruzada para la selección del modelo. En pronóstico es más frecuente considerar los datos disponibles particionando en ventanas de estimación (fija o variables debido a Rolling y/o Recursive estimations) y de pronóstico (pseudo out of sample). Es importante notar que no toda partición mecánica de las observaciones de la muestra es útil para pronóstico si el horizonte que nos interesa es otro o la información no está disponible en el momento de partida. Un ejemplo de esto se da cuando se analizan el valor de los precios futuros de las Commodities para pronosticar precios spots”. ... La discusión forma parte de la literatura de quiebres “anticipados” que se complementa con la literatura de los quiebres “no anticipados” en donde desde los mecanismos naive ... los modelos tradicionales de series de tiempo univariados la corrección de la ordenada y otros métodos robustos hasta la combinación de pronósticos tienen ventajas en pronósticos. Finalmente, y no menor, es la cuestión no resuelta de las diferentes medidas de evaluación que implica basarse en diferentes funciones de pérdida y que ha llevado a arduas discusiones”.

“La mayor evidencia reciente sobre el uso de ML para pronósticos es prevista por los resultados de la M4 Competition. Esta competencia forma parte de una serie de competencias iniciadas en 1982 (con 1000 series) con el objetivo de utilizar los resultados sobre la performance de pronósticos para mejorarlos a través de hechos estilizados y así favorecer el avance de la teoría y práctica de pronósticos. M4 se diferenció de las anteriores por el mayor número (100.000) de distintos tipos de series provenientes de finanzas, industria, macro, micro, etc., de diferentes periodicidades y el uso de ML. Los principales resultados son los siguientes:

i) La combinación de métodos es el rey de M4; ii) ... los mejores pronósticos fueron híbridos, combinando métodos estadísticos y de ML; iii) el segundo mejor método fue una combinación de 7 métodos estadísticos y uno de ML; iv) los 6 métodos de ML puros tuvieron resultados muy pobres.

“Un panorama más optimista sobre el éxito de algoritmos de la IA puede ser observado en a M5 Competition. Esta competencia es diferente de las anteriores ya que está aplicada aun caso concreto, las ventas de una empresa con una estructura jerárquica de datos (agrupados) y por un mayor número de usuarios de ML. En este caso un algoritmo de

búsqueda por árboles, el método Light 6BM, fue superior ... se observó también que las ventajas de combinación siguen manteniendo utilidad”.

“Los pronósticos económicos deben dar cuenta de la naturaleza dinámica y evolutiva de la economía. De allí que es difícil dar por sentado que el pasado será necesariamente como el futuro y discriminar cambios permanentes de transitorios. En otras palabras, frecuentemente habrá que lidiar con quiebres”.

La IA y la economía cuantitativa

De acuerdo a algunos autores el componente “Machine Learning” (ML) de la IA, es una rama de la estadística computacional que se usa como herramienta de predicción, en especial el algoritmo llamado “deep learning” (que es más IA que “data mining”, la cual utiliza más la IH -inteligencia humana). Su uso se expandió con diferentes resultados. De acuerdo a Steven Levitt una dificultad que tendría, es que ello no fue acompañado por una mayor imaginación de sus usuarios y mucho de su uso, hasta ahora, no fue muy relevante para responder desafíos claves de la economía.

La información es un elemento muy relevante en la toma de decisiones de los agentes económicos y es parte de la explicación de los diversos valores que toma el mismo producto, o insumo, al mismo tiempo y en el mismo mercado. En ello, el “deep learning” tiene mucho para mejorar.

Expertos en Cuentas Nacionales estiman que para Estados Unidos el costo laboral de la economía de los datos que utilizan ML y “Online Job Postings”, basado en las ocupaciones que trabajan con datos y en la frecuencia en que lo hacen, en el año 2015 se estima en 200.000 millones de dólares, que equivale al 1.6% del total de salarios de la economía.

La economía cuantitativa tiene diversos desafíos. Entre estos está la estimación de parámetros de diversas relaciones económicas y la predicción temporal y espacial de variables relevantes a la toma de decisiones. Para ello se desarrollaron diversos métodos econométricos paramétricos y no-paramétricos, base de datos generados cada vez más por los propios investigadores en base a métodos de búsqueda tradicionales y por experimentación (H. Varian menciona que solo Google hace unos 10,000 experimentos por año). Los métodos de interpolación para completar datos faltantes (ya sea con fórmulas matemáticas, o por series relacionadas), y el promedio móvil para tratar “outliers”, o la excesiva volatilidad en las series (a veces a las de períodos cortos) fueron muy útiles. El método Bayesiano brinda la estructura estadística-probabilística para combinar la información ya acumulada con las nuevas evidencias. Muchos de los métodos econométricos, con el desarrollo de software y algoritmos especiales, permiten ampliar notablemente la iteración que lleva a elegir los modelos y estimaciones más apropiados bajo el criterio estadístico. Los métodos más avanzados no brindan en general soluciones explícitas de los estimadores que permitan compararlos con los métodos clásicos. A pesar de ello la visión de gráficos simples siguen siendo una herramienta valiosa para el investigador. Desde ya que es muy útil comparar los resultados de ML con los métodos anteriores con mayor participación humana.

La mayor disponibilidad de datos y técnicas más rápidas para el ensayo de alternativas permiten estimaciones de características más específicas de las variables, y en un trayecto más amplio (“consumer” y “producers” “surplus”, por ejemplo).

Gran parte de los datos disponibles de las empresas surgen por la necesidad misma de ellos para la toma de sus decisiones. En general son empresas grandes. Muchos de los datos generados hoy por la tecnología informática no surgen de un motivo específico para su uso.

Debe destacarse que los indicadores coyunturales de la economía (indicadores líderes, coincidentes y atrasados) utiliza una importante base de datos y la evolución de su metodología permite evaluar las contribuciones que puede proveer el ML.

Roles de la IA en los procesos educativos

De acuerdo a Montuschi (2021) “los procesos educativos tienen un rol preponderante para indicar cambios en la fuerza laboral. Eso puede darse por las nuevas demandas que se originan en la vigencia de la IA como por los cambios que la misma IA (y el ML y la robótica) aplicados a dichos procesos educativos generan en la educación”.

“Adoptar la tecnología de la IA en la educación habrá de transformar, de manera positiva, la forma en que enseñamos y aprendemos. Y, sin duda, habrá de mejorar el aprendizaje, extenderlo y profundizarlo. Pero, no puede dejarse de tener en cuenta que la educación también debería ajustarse a las nuevas demandas laborales generadas por la aplicación de la IA en los mercados de trabajo” ...“la IA debe ser considerada como un instrumento de indiscutible relevancia para los educadores”.

“Se ha señalado que la conexión entre la IA y la educación comprende tres áreas: 1) el proceso de aprender con IA que implica utilizar los instrumentos de IA en el aula; 2) aprender acerca de la IA (sus tecnologías y técnicas); 3) prepararse para la IA; es decir que se trata de hacer posible para todos los habitantes la comprensión del impacto potencial de la IA en las vidas humanas”.

“Debe tenerse presente que la IA no reemplaza a los educadores como muchos temían, y aún temen, y que la misma sirve de apoyo a la capacidad humana y le permite llegar mucho más lejos operando en conjunto, uno al lado del otro”.

“Una vez decidida la adopción del nuevo enfoque deberá procederse a una aplicación adecuada de la IA a fin de mejorar los procesos educativos. Para ello habrá que personalizar la educación y a la IA le corresponderá individualizar los conocimientos y necesidades del estudiante procediendo al ajuste de sus estudios e incrementando la eficiencia de los mismos. La IA habrá de generar contenidos inteligentes que se actualizarán diariamente y toda vez que lo haga la IA. También habrá de contribuir a la automatización de tareas docentes y administrativas. Ello permitirá a los docentes concentrarse en sus actividades específicas imposibles de ser delegadas a la IA. También la IA facilitará las tutorías para estudiantes ausentes, los mantendrá al día. Y a los estudiantes con necesidades especiales (reducción de audición y/o visión, y otras limitaciones) les podrá asegurar el acceso a la educación toda vez que resulta posible generar los instrumentos de la IA adecuados a tales fines”. “En definitiva, puede asegurarse que la IA habrá de resultar beneficiosa de ver facilitado su acceso al aprendizaje con un mejor nivel de compromiso y una menor presión”.

Indicadores de los impactos de las innovaciones en la economía y la sociedad

Victor Elias (2021) enfatiza que “para poder analizar los impactos que podría tener la IA, es instructivo mencionar distintas evoluciones económicas y sociales que ocurrieron durante los últimos 200 años en nuestra economía y sociedad:

- i) La productividad de los insumos de la producción aumentaron a un ritmo del 1.5% al 2% anual.
- ii) La esperanza de vida aumentó al ritmo de 1 año cada 10 años.
- iii) El nivel educativo formal por persona aumentó a un ritmo de 1 año cada 10 años.
- iv) Las horas promedio de trabajo por persona y por día, disminuyó a un ritmo de media hora cada 10 años.
- v) La altura de las personas subió a un ritmo de 1cm cada 10 años.
- vi) El tamaño promedio de las familias bajó de 12 a 4 miembros.
- vii) En los países avanzados, la proporción de la fuerza laboral en el sector agropecuario bajó del 70% al 5%.
- viii) La población urbana aumentó del 10% al 80% de la población total.
- ix) Hubo caso de países que crecieron a tasa altas sostenidamente, y otros que crecieron a tasas altas en un cierto período y luego se estancaron (trampa del ingreso medio), y otras que se mantuvieron estancadas o con baja tasa de crecimiento.
- x) Aumentó por un tiempo el componente manufacturero del PIB, y creció sustancialmente el componente servicio.
- xi) El componente de inversiones intangibles aumentó sustancialmente, y bajó el componente de plantas en las inversiones tangibles.
- xii) Aumentó el tamaño de las firmas y la importancia de las firmas super-stars.
- xiii) En la distribución de los ingresos de las personas, mientras que bajó el índice de desigualdad de Gini, subió el "top income inequality", y la tasa de participación de los salarios en el PIB luego de mantenerse estable en casi todo el siglo 20, comenzó a descender suavemente subiendo el "mark up", aumentó la movilidad social; la tasa de interés real se mantuvo estable durante gran parte del siglo 20, descendiendo en los últimos 20 años, el "wage premium" del trabajador preparado respecto del no-preparado bajó sustancialmente al comienzo del siglo 20 y permaneció constante posteriormente con algunas pequeñas fluctuaciones.
- xiv) Los movimientos cíclicos de la economía registraron una gran depresión en 1929, luego se fue suavizando, volviendo a ser preocupante a finales de la primera década del siglo 21.
- xv) La tasa de participación laboral de las mujeres casadas aumentó continuamente durante todo el siglo 20.

xvi) La así llamada "wage profile" (salario en relación a la edad para cada nivel de educación) se mantuvo estable.

xvii) Las recientes evidencias sobre la desaceleración de la productividad, las grandes innovaciones, y el flujo de nuevas ideas, llevaron a algunos a pensar que habría un futuro estancamiento.

xviii) En los últimos años se observó un aumento de la varianza en la productividad entre empresas y de la varianza de los salarios en las firmas.

xix) En el aspecto organizativo se realizaron numerosas innovaciones que bajaron mucho los costos del tiempo y las transacciones, y aumentó mucho la transparencia, como ser: el dinero como medio de pago, la partida doble contable, la llamada "colleganza", supermercados y centros comerciales, management en las empresas, tipos de marketing, entre otros.

xx) Aumento sostenido del comercio y la migración entre países y entre regiones en los países.

xxi) El cambio climático con el calentamiento global provocado por las emisiones de gases de efecto invernadero (principalmente CO₂). La concentración de CO₂ en la atmósfera era estable hasta 1820, inferior a 280 ppm (partes por millón), pasando a 410 ppm en 2018.

Referencias

Ahumada, H (2021). Inteligencia Artificial (IA) y Pronósticos Económicos, Publicación ANCE. <https://anceargentina.org/.....>

Chisari, O.O. (2021). Inteligencia Artificial e Infraestructura: evaluaciones en Equilibrio General Computado para seis países de América Latina, Publicación ANCE. <https://anceargentina.org/.....>

de Pablo, J.C. (2021). Inteligencias, Natural y Artificial, Publicación ANCE. <https://anceargentina.org/.....>

Elias, V.J. (2021). Punto de vista de un economista sobre los efectos posibles del arribo y adopción de la inteligencia artificial (IA) en la economía de un país, Publicación ANCE. <https://anceargentina.org/.....>

Fanelli, J.M. & R. Albrieu (2021). Crecimiento e inteligencia artificial: los desafíos de vivir entre Detroit y Bombay, Publicación ANCE. <https://anceargentina.org/.....>

Gasparini, L. (2021). Inteligencia Artificial, Empleo y Desigualdad, Publicación ANCE. <https://anceargentina.org/.....>

Heymann, D. & P. Mira (2021). Aspectos (Macro) Económicos de la Inteligencia Artificial, Publicación ANCE. <https://anceargentina.org/.....>

Kulesz, M & F. Navajas (2021). Inteligencia artificial, organización industrial y competencia, Publicación ANCE. <https://anceargentina.org/.....>

Montuschi, L. (2021). La Inteligencia Artificial, el Mercado de Trabajo y la Educación, Publicación ANCE. <https://anceargentina.org/.....>

Inteligencia Artificial (IA) y Pronósticos Económicos

Académica *Hildegart Ahumada*

Si nos dijeran que podemos utilizar todos los datos que tengamos disponibles (por ejemplo, los provenientes de un *big data set*) y que un algoritmo (de IA) nos va a elegir el “mejor” modelo para nuestros pronósticos pensaríamos que estamos haciendo realidad el sueño de un investigador. Y justamente esto es lo que muchas veces aparece a primera vista cuando nos referimos a IA aplicados a pronósticos. Sin embargo, para bajar a un plano empírico esta idea es necesario precisar varios conceptos que comprenden desde los algoritmos, pasando a la definición de mejor modelo y hasta la definición misma de pronóstico. Esta nota tiene como objetivo poner en perspectiva estos temas basándose en la evidencia empírica de la reciente competencias de pronósticos y discutiendo conceptos claves para entender la naturaleza de pronósticos en general y de los económicos, en particular.

En la siguiente sección haremos un breve resumen de los algoritmos más relevantes en esta área. La sección 2 analiza algunos conceptos críticos para entender la naturaleza de los pronósticos económicos y de su evaluación. La sección 3 presenta las conclusiones.

Los algoritmos de AI

En el sentido más amplio AI se refiere a la inteligencia de las máquinas contrapuesta a la inteligencia humana que obviamente es la que da origen a la primera. Esta idea tan general tiene también un correlato cuando pasamos a campos específicos que la utilizan, como el de pronósticos en donde interactúan el rol del investigador y la función que prestan los algoritmos.

En referencia a economía y otras ciencias, AI puede pensarse como un conjunto de métodos que permiten aprender de los datos para realizar diversas tareas a través de la adaptación. Dentro de ella encontramos desde la robótica hasta las que más nos interesa como investigador *machine learning*. Así podemos describir *Machine Learning* (ML) como un área

de IA que construye algoritmos¹ que pueden aprender de los datos. Su relevancia no puede aislarse del advenimiento y desarrollo de *Big Data* en distintas disciplinas.² Para estos conjuntos amplios de información como los provenientes de teléfonos celulares, transacciones online o redes sociales ML aparece como herramienta poderosa.

En ML es posible distinguir dos campos relacionados pero diferentes, ambos con potenciales usos para pronósticos: el aprendizaje supervisado y no supervisado. Para el caso supervisado pensemos que nos interesa una variable Y (*output*), que tenemos un conjunto amplio de X (*inputs*) y el problema es encontrar un modelo tal que \hat{Y} , la predicción³ para Y , esté lo más cerca de Y . Deliberadamente dejamos libre la idea de “lo más cerca” aunque lo usual es en términos de Error Cuadrático Medio (ECM). Para el caso no supervisado imaginemos, que al menos inicialmente, solo tenemos las X (*inputs*) y que la cuestión es reducir la complejidad de los datos utilizando el análisis de componentes principales (eligiendo un índice combinado linealmente de las variables originales) y/o *clusters* (agrupando observaciones). Los nuevos *inputs* así generados pueden usarse para aplicar posteriormente algún método de aprendizaje supervisado.

Una diferencia notable de este enfoque de ML con respecto a la estadística clásica y por lo tanto de la econometría clásica, es el foco en la variable Y , y no en la representación, muy frecuentemente paramétrica, del proceso generador de datos de Y . Para ello el investigador que utiliza un algoritmo de ML debe definir una función de pérdida que penalice el alejamiento de \hat{Y} del Y observado (e.g. ECM).

Si nos concentramos, por ejemplo, en uno de los algoritmos de ML más usado en economía, tanto aplicados dentro de la muestra como para hacer pronósticos, LASSO (*Least Absolute Shrinkage and Selection Approach*, Tibshirani, 1996) la función objetivo de minimizar ECM puede implicar obtener estimadores sesgados pero que la ganancia en reducción de varianza sea mayor. Recordemos que el ECM se puede descomponer en sesgo al cuadrado más varianza. En este método la función a minimizar es igual al de MCO (mínimos cuadrados ordinarios) pero con un término que penaliza valores no nulos de los coeficientes. Es en realidad un enfoque particular a general donde se premian los modelos con menos parámetros mientras reduzcan el ECM.

Otros enfoques de ML usan esquemas de árbol como el CART (*Classification and Regression Tree*) donde van introduciéndose variables en función de la contribución al objetivo (e.g. menor ECM).

¹ Algoritmo puede definirse como como un conjunto ordenado de operaciones sistemáticas que permite hallar soluciones a ciertos tipos de problemas

² Para una muy útil introducción a estos temas ver Sosa Escudero (2018). Aquí revisaremos algunos de ellos con relevancia para los pronósticos económicos.

³ El término predicción no está libre de ambigüedades ya que puede significar conceptos diferentes en distintos textos, softwares, etc. Puede implicar explicación, esperanza condicional, pronóstico, etc. La sección siguiente discute este concepto, en particular con relación a pronóstico.

En estos algoritmos es común que las observaciones sean particionadas para la estimación y la evaluación de la función objetivo (e.g menor ECM). Esto se realiza frecuentemente por la técnica llamada de “validación cruzada”, donde las observaciones disponibles se particionan en subconjuntos que se consideran de entrenamiento, reservando uno de ellos para la evaluación y repitiendo el proceso. Debe notarse que este tipo de análisis es apropiado para observaciones independientes, posiblemente de corte transversal, pero debe ajustarse para el caso de que este supuesto no sea apropiado como en el caso de series temporales. Para este tipo de datos, las ventanas de estimación tipo *rolling* serían más apropiadas. Ello implica ir estimando una ventana de cierto número de observaciones se va corriendo a través de las observaciones ordenadas temporalmente. Estimaciones *Rolling* son frecuentes en la literatura de pronóstico más allá de los métodos de ML.⁴

Un algoritmo que reúne aspectos de ML con la posibilidad de realizar inferencia estadística tradicional (e.g pruebas de hipótesis) es *Autometrics* (Doornik, 2009; Hendry and Doornik 2014) ya que desarrolla un enfoque general a particular partiendo de un modelo congruente (bien especificado según los supuestos usuales de un modelo econométrico) que engloba al modelo finalmente seleccionado. Para ello utiliza un enfoque de árbol eficiente basado en el cuadrado del estadístico “*t*” usual (de nulidad de coeficientes) además de ciertas estrategias para evitar considerar todas las alternativas (e.g. *chopping* de variables muy insignificantes). A partir del ordenamiento provisto por este árbol y un valor de probabilidad que le asigna el investigador (p-valor) se establecen las variables que quedan dentro y fuera del modelo. Una extensión de este algoritmo incluye el caso de *Dummy Saturation*, de gran utilidad para el tratamiento de valores extremos y específicamente quiebres en los modelos, el talón de Aquiles de los pronósticos económicos como explicaremos en la próxima sección.⁵

Un aspecto importante a notar es que los algoritmos que siguen enfoques del tipo particular a general permiten tener en cuenta conjuntos de información que impliquen mayor número de variables que observaciones. Sin embargo, *Autometrics* siguiendo un enfoque híbrido a través del uso de bloques de variables permite considerar este caso también.

Antes de presentar evidencia reciente sobre el uso de estos algoritmos de IA, discutiremos algunos aspectos esenciales detrás de la idea de pronóstico.

Algunos conceptos críticos para Pronósticos

Si pensamos en el concepto de pronóstico en sentido amplio, más allá del tipo (económico o de otra naturaleza) y del método que utilicemos (desde una simple extrapolación hasta el más sofisticado) necesitamos que⁶: i) existan regularidades; ii) **dichas regularidades**

⁴ Debemos notar que el enfoque de ML, por la misma naturaleza del mismo, en principio no nos permite contar con medidas analíticas de incertidumbre, de allí que una respuesta a ML fue el enfoque sea *Statistical Learning*.

⁵ Una descripción introductoria de este algoritmo y de su versatilidad en diferentes aplicaciones se presenta en Ahumada(2018).

⁶ Para una discusión de estas condiciones y varios temas relacionados Hendry and Ericsson (2001)

sean informativas sobre el futuro; iii) tales regularidades puedan ser encapsuladas en un método, y iv) las no-regularidades puedan ser excluidas del mismo.

El punto más crítico es el ii) ya que requiere la permanencia en el futuro de lo que hemos venido observando. Y esto es algo crítico para pronósticos de cualquier tipo aunque sea usual pensarlo más frecuentemente en los casos de modelos econométricos con una representación paramétrica porque los parámetros de los modelos están muy frecuentemente sujetos a quiebres tanto por cambios estructurales (e.g. tecnológicos) y/o de régimen (eg. nuevo sistema impositivo). Sin embargo, esto es igualmente válido cuando entendemos a Y como la variable objetivo (*output*) y lo aproximamos por \hat{Y} dado las X (*inputs*).

Asimismo, si usamos el enfoque de componentes principales para reducir la dimensionalidad, un enfoque que se utiliza mucho en pronósticos cuando se trabajan con conjuntos grandes de información, los pesos con que intervienen las distintas variables pueden también estar sujetos a cambios.

Un concepto relevante para entender la naturaleza de los pronósticos es el de **predicción** que es distinto al de pronóstico, aunque muy frecuentemente los usemos indistintamente. Una variable v_t es “impredecible” usando el conjunto de información (I_{t-1}) si

$$D(v_t | I_{t-1}) = D(v_t)$$

donde D es la función de Densidad, pero podemos asimismo considerarlo solo para la Esperanza (E). Lo que nos indica esta expresión es que para que v_t sea predecible es que su probabilidad cambie si conocemos el conjunto de información I_{t-1} que puede ser solo el pasado de v_t o incluir otras variables. Notemos que, en consecuencia, predicción depende del conjunto de información, pero también del horizonte (en este caso 1 período) y del punto de partida (e.g. $t=To$).

Entonces, predicción es condición necesaria pero no suficiente para pronóstico: puede que el método (e.g. nos interesa toda la D pero el método solo nos permite obtener E) y/o el conjunto de información no esté disponibles (e.g. el valor de la variable explicativa) en el período del pronóstico relevante (e.g. h períodos adelante y no solo uno).

Los conceptos desarrollados nos llevan al análisis del ejercicio de validación cruzada para la selección de un modelo. En pronóstico es más frecuente considerar los datos disponibles particionados en ventanas de estimación (fija o variables debido a *Rolling* o *Recursive estimations* y de pronóstico (*pseudo out of sample*⁸). Es importante notar que no toda partición mecánica de las observaciones de la muestra es útil para pronóstico si el horizonte que nos interesa es otro o la información no está disponible en el momento de partida. Un ejemplo de esto se da cuando se analiza el valor de los precios futuros de las *commodities*

⁷ Por ejemplo, si tenemos un modelo lineal de la media de un activo financiero pero su predicción necesita también el modelo de la varianza condicional como en el caso GARCH.

⁸ Nos referimos a *pseudo* porque las muestras disponibles son todas pasado y el *out of sample* es solo un ejercicio ex-post.

para pronosticar precios *spot* . No tienen el mismo horizonte, el período de inicio del pronóstico ni posiblemente la información disponible un *trader* que un productor como se discute en Ahumada y Cornejo (2016). Un investigador debería tratar que la evaluación en el *pseudo out of sample* se aproxime lo más posible a la que realizaría en el caso real de pronóstico para lo cual desarrolla la investigación.

Asimismo, esta evaluación de predicciones/ pronósticos con la muestra disponible pueden ser interpretados más como una herramienta para los quiebres dentro de la muestra como lo expuso Chow en su trabajo pionero de 1960 donde muestra, en simples modelos econométricos, que los sesgos en los pronósticos se originan en quiebres de los parámetros del modelo. Esta idea podría extenderse al caso de quiebres en el proceso que genera un cierto Y , más allá que lo representemos paramétricamente.

La utilización de selección automática de *dummies* por *Autometrics* en este contexto pueden ser de gran utilidad informándonos de la localización de quiebres tanto permanentes (eg, al final de la muestra) como transitorios (en alguna parte dentro de la muestra) dejando que sean los datos mismos los que nos informen sobre ello. Incluso la evaluación del sesgo de pronóstico, medido a través de errores sistemáticos (la regresión de los errores con una constante), pueden no ser constantes en el tiempo sino que pueden ser específicos de algunos eventos como ciertas crisis que se pueden detectar a través de la saturación con *dummies* como en Ahumada y Cornejo (2016).⁹

La discusión anterior forma parte de la literatura de quiebres “anticipados” que se complementa con la literatura de los quiebres “no anticipados” en donde desde los mecanismos *naive* (e.g. repetir la tasa de crecimiento de la variable a pronosticar), los modelos tradicionales de series de tiempo univariados, la corrección de ordenada y otros métodos robustos (ver Hendry, 2006) hasta la combinación de pronósticos tienen ventajas en pronóstico.¹⁰

Finalmente y no menor, es la cuestión no resuelta de las diferentes medidas de evaluación que implican basarse en diferentes funciones de pérdida y que ha llevado a arduas discusiones (ver, por ejemplo Hyndman, 2014). Sin embargo, penalizaciones cuadráticas o en valor absoluto (si no se quiere castigar tanto los valores extremos en los errores de pronóstico), en valores absolutos o relativos, siguen estando presentes ante la falta de funciones de pérdidas con mayor aceptación.

Evidencia Empírica sobre AI y Pronósticos

La mayor evidencia reciente sobre el uso de ML para pronósticos es provista por los resultados de la *M4 competition*, Makridakis et. al. (2018). Esta competencia forma parte de una serie de competencias iniciada en 1982 (con 1000 series) con el objetivo de utilizar los resultados sobre la *performance* de pronósticos para mejorarlos a través de hechos

⁹ Los futuros para los pronósticos de los precios *spots* serían sesgados para crisis de 2008-9.

¹⁰ Una comparación de estos métodos para el caso de la demanda de dinero en Argentina puede verse en Ahumada y Garegnani (2012) donde también se aplica *Autometrics*.

estilizados y así favorecer el avance la teoría y práctica de pronósticos. M4 se diferenció de las anteriores por el mayor número (100.000) de distintos tipos de series provenientes de finanzas, industrias, macro, micro, etc., de diferentes periodicidades y el uso de ML. Los principales resultados son los siguientes:

- i) La combinación de métodos es el “rey” de M4. De los 17 más precisos,¹¹ 12 fueron combinaciones. Justamente el éxito de las combinaciones ya había sido observado en la competición M3, en donde otros hechos estilizados fueron los mejores resultados de los modelos más simples y la importancia del horizonte para los pronósticos.
- ii) La mayor sorpresa fue que los mejores pronósticos fueron “híbridos” combinando métodos estadísticos y de ML.
- iii) El segundo mejor método fue una combinación de 7 métodos estadísticos y 1 de ML, con los pesos de los métodos en la combinación fue también obtenido por un algoritmo de ML con el objetivo de minimizar los errores de pronósticos.
- iv) Los 6 métodos de ML puros tuvo resultados muy pobres

En consecuencia, y dado iv) en particular, la combinación de pronósticos es la recomendación de esta competencia que puede incluir los obtenidos con ML. De allí que uno se pregunte a qué se debe el éxito de la combinación. Esta estrategia que nos es nueva se suele fundamentar en la misma idea de diversificación de portafolios, como también en las distintas formas de problemas de especificación de los diferentes métodos pero más recientemente por las diversas formas de ser afectados por quiebres (ver por ejemplo, Clements and Hendry, 2004), una cuestión endémica en los modelos económicos. Una cuestión relacionada con esto es que los pesos que usamos para ponderar los diferentes pronósticos pueden estar también afectados por quiebres (si fuesen obtenidos por ejemplo por MCO en base a datos pasados) y explica la buena performance de asignar pesos de $1/N$ si combinamos N pronósticos.

Un panorama más optimista sobre el éxito de algoritmos de IA puede ser observado en la *M5 competition* Makridakis et. al. (2020). Esta competencia es diferente de las anteriores ya que está aplicado a un caso concreto, las ventas de una empresa con una estructura jerárquica de datos (agrupados) y por un mayor número de usuarios de ML. En este caso un algoritmo de búsqueda por árboles, el método *LightGBM*, fue superior, aunque se plantea la duda de si este resultado es generalizable a otro tipo de series. Por otra parte, se observó también que las ventajas de combinación siguen manteniendo su utilidad.

Conclusiones

Los pronósticos económicos deben dar cuenta de la naturaleza dinámica y evolutiva de las economías. De allí que es difícil dar por sentado que el pasado será necesariamente

¹¹ Las medida de evaluación de la competición es el sMAPE (*symmetric mean average percentage error*), discutido en Hyndman (2014), entre otros. También se presentan por primera vez intervalos de confianza.

como el futuro y discriminar cambios permanentes de transitorios. En otras palabras, frecuentemente habrá que lidiar con quiebres. En este contexto muchos resultados de la teoría nos llevarán a casos prácticos en los que diremos tal o cual método **puede** funcionar. La posibilidad y no la certeza de las ventajas relativas de un método sobre otro. Y esto justamente es lo que parece estar ocurriendo con el uso de algoritmos de IA, en la que mecanismos que tengan en consideración las inestabilidades inherentes de las variables económicas y sus relaciones se muestran de gran utilidad como el caso de combinaciones o la ayuda que pueden brindar para la detección de quiebres como en el enfoque de saturación de *dummies* .

Asimismo, la importancia de la especificidad del caso de pronóstico, horizonte, punto de partida y disponibilidad del conjunto de información resultan centrales a la hora de la evaluación, así como la función de pérdida implícita en las distintas medidas usadas, resultan relevantes tanto en los métodos estadísticos como los de IA. En este contexto el seguimiento y actualización de los pronósticos para ser una tarea imprescindible del investigador, aún más cuando los pronósticos fallan.

Referencias

Ahumada H. (2018) "Selección Automática de Modelos Econométricos" en *Una Nueva Econometría: Automatización, Big Data, Econometría Espacial y Estructural*, Editores: Ahumada H., Gabrielli F, Herrera M. y Sosa Escudero W., Colección Progresos en Economía, Asociación Argentina de Economía Política.

Ahumada H. and Cornejo M. (2016) "Out-of-sample testing price discovery in commodity markets: the case of soybeans", *Agricultural Economics* 47(6), 709-718, November.

Ahumada H and Garegnani L. (2012) "Forecasting a monetary aggregate under instability: Argentina after 2001, *International Journal of Forecasting*, vol. 28(2), pp 412-427, April-June.

Clements M and Hendry D. (2004) "Pooling of Forecasts", *Econometric Journal*

Doornik, J. (2009) "Autometrics", in J. L. Castle and N. Shephard(eds.) *The Methodology and Practice of Econometrics: A Festschrift in Honour of David F. Hendry*. Oxford: Oxford University Press.

Hendry, D. (2006) "Robustifying forecasts from equilibrium-correction systems", *Journal of Econometrics*, 135(1-2), 399-426.

Hendry, D. and Doornik J. (2014), *Empirical model discovery and theory evaluation: automatic selection methods in econometrics*. MIT Press.

Hendry D. and Ericsson N. (2001), *Understanding Economic Forecasts*, MIT Press

Hyndman, R. (2014) "Measuring forecast accuracy" . *Business forecasting: Practical problems and solutions*, 177-183.

Makridakis, S., Spiliotis, E. and Assimakopoulos, V. (2018) "The M4 Competition: Results, findings, conclusion and way forward". *International Journal of Forecasting*, 34(4), 802-808.

Makridakis, S., Spiliotis, E. and Assimakopoulos, V. (2020). The M5 accuracy competition: Results, findings and conclusions. Forthcoming *International Journal of Forecasting*.

Sosa Escudero W. (2018) "Big data y aprendizaje automática: ideas y desafíos para economistas", en *Una Nueva Econometría: Automatización, Big Data, Econometría Espacial y Estructural*, Editores: Ahumada H., Gabrielli F, Herrera M. y Sosa Escudero W., Colección Progresos en Economía, Asociación Argentina de Economía Política.

Tibshirani R, (1996) "Regression shrinkage and selection via the lasso", *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 58(1), 267-288.

Inteligencia Artificial e Infraestructura: evaluaciones en Equilibrio General Computado para seis países de América Latina

Académico Omar O. Chisari

1. Introducción.

En estas páginas resumiremos algunos resultados de simulaciones de Equilibrio General Computado sobre el impacto de la aplicación de métodos de Inteligencia Artificial en los sectores de infraestructura (Electricidad, Gas, Agua, Transporte y Comunicaciones) y sobre el efecto de que tendría en la economía la adopción de métodos más intensivos en capital. Este ejercicio ilustrativo se realiza para seis países de América Latina: Argentina, Bolivia, Chile, Jamaica, Costa Rica y Perú. Los resultados incluyen una consideración de las ganancias en la calidad del servicio que da la infraestructura.

Para avanzar debe adoptarse primero una definición de Inteligencia Artificial (IA). La más amplia dice que la IA se refiere “*a los sistemas computados que pueden evaluar su entorno, pensar, aprender y tomar cursos de acción*”. Gillham (2018) propone una definición más amplia e incluye las siguientes categorías:

- *Inteligencia automatizada*: automatización de actividades rutinarias y manuales.
- *Inteligencia asistida*: ayuda al desarrollo de tareas más rápido y mejor.
- *Inteligencia aumentada*: asistencia para que se tomen mejores decisiones.
- *Inteligencia autónoma*: procesos automáticos de toma de decisiones sin intervención humana.

Las dos primeras son las que se corresponden más con las simuladas aquí para el sector de infraestructura. Y son considerados tres grupos de ejercicios sobre el tema referidas a: 1) los costos y beneficios de la adopción de métodos de digitalización en infraestructura, 2) los resultados esperados de una mejora de la calidad de los servicios en ese sector, y 3) el impacto de una generalización del método a toda la economía que implique una alteración significativa en la relación en que se usan el capital y el trabajo, o como se entiende en economía, un aumento de la intensidad de capital (con respecto al trabajo, el otro factor de producción considerado).

2. El modelo de Equilibrio General Computado.

El método de EGC consiste en la representación del estado de una economía con una estructura analítica que se hace compatible con la información disponible sobre transacciones intersectoriales, composición de la demanda, distribución del ingreso y restricciones presupuestarias. Para todos los países esos datos correspondieron al año 2015.

El modelo utilizado considera que las familias toman sus decisiones para maximizar la utilidad que derivan de los bienes, las firmas eligen factores e insumos para alcanzar el máximo de beneficios y los mercados determinan los precios relativos de bienes y factores vía la interacción de agentes oferentes y demandantes. Toma en cuenta también la existencia de gobierno (tanto en los efectos de la recaudación como del gasto) y está construido para economías abiertas (pequeñas para el comercio internacional).

El procedimiento de construcción requiere la organización de las transacciones de la economía en una Matriz de Contabilidad Social, que sintetiza las compras y ventas realizadas por todos los agentes, poniendo en las filas los mercados y en las columnas los presupuestos. Este cruce de mercados y de presupuestos debe hacerse de modo que no sobre ni falte dinero y, al final del proceso, lleva a que en el modelo de simulación el vector de ingresos de las familias dependa de los precios determinados en los mercados (en Chisari et al (2020) se puede encontrar una ilustración sobre su construcción para el caso argentino).

Shoven y Whalley (1992) son una referencia clásica sobre el método del Equilibrio General Computado, y Burfisher (2016) hace una reseña útil. Una descripción reciente del modelo usado en las simulaciones puede encontrarse en Brichetti et al (2020).

El algoritmo de solución busca un vector de precios que ponga en equilibrio todos los mercados en equilibrio simultáneamente (aunque la versión tratada en este trabajo admite desempleo debido a la inflexibilidad descendente del salario real. Se dispone así de una plataforma que permite simular escenarios y evaluar políticas antes de su implementación.

3. Los costos y beneficios de la adopción de métodos de digitalización en infraestructura.

Esta sección está basada sobre el estudio realizado por Brichetti et al (2020) para el Banco Interamericano de Desarrollo y se reproducen algunos resultados. Cabe notar que el estudio supone que la IA genera beneficios pero que no es gratuita. La

digitalización de los servicios de infraestructura engloba la aplicación de diversas tecnologías digitales de forma de mejorar la oferta de los servicios así como el manejo de la gestión de su demanda e incrementar su calidad; el concepto abarca tecnologías variadas como medidores inteligentes para controlar los consumos de electricidad a nivel residencial, aplicaciones digitales para auditar los consumos de los electrodomésticos, sistemas digitales remotos de macro-medición para mejorar el manejo de la presión del servicio de agua potable hasta pantallas en las paradas de ómnibus que indiquen la demora en la llegada de la próxima unidad.

La aplicación de tecnologías digitales a los servicios de infraestructura permite a los proveedores ahorrar insumos (mejoras de eficiencia) y/o incrementar sus capacidades para proveer los servicios (mejoras de productividad). Pero para obtener dichos beneficios se hace la hipótesis de que es necesario invertir en dispositivos (medidores inteligentes, teléfonos inteligentes, entre otros) e infraestructura (incrementar la cobertura de redes 5G, por ejemplo).

El ejercicio consistió entonces en suponer un 15% de mejora de eficiencia en el uso de los insumos y una ganancia de 15% de productividad a lo largo de 10 años en los sectores de servicios de infraestructura, de modo tal que los mismos se beneficien de la implementación de las tecnologías digitales. Estas mejoras se derraman sobre las economías a través de las transacciones intersectoriales y vía reducción de precios llegan a los consumidores (véase Brichetti et al (op.cit.); se trata entonces de externalidades pecuniarias, que se transmiten vía el sistema de precios.

Pero para que no se trate de mejoras gratuitas también se incorporó la necesidad de aumentar las necesidades de capital en un 10% para los proveedores de los servicios de infraestructura para simular los requisitos financieros de incorporar nuevos dispositivos y modernizar la infraestructura, y se incrementó la demanda de los servicios de comunicaciones para todos los sectores de la economía en un 2% con relación a los valores del año base para los primeros 3 años, 3.5% para los tres años subsiguientes y 5% para los últimos cuatro años.

Los resultados para indicadores seleccionados se muestran en la **TABLA 1**. Se ven allí las ganancias con respecto a la trayectoria base al cabo de diez años, en puntos porcentuales de PBI, de Bienestar del Primer Quintil (el más pobre, B1Q) y en el Quinto Quintil (el más rico entre las personas, B5Q). El Bienestar se mide con la Variación Equivalente (i.e. el ingreso equivalente que compensa al quintil correspondiente para que alcance la utilidad prevista si la mejora finalmente no se concreta).

TABLA 1.

	ARGENTINA	BOLIVIA	CHILE	COSTA RICA	JAMAICA	PERÚ
PBI	4,37	8,64	5,64	7,43	3,6	3,81
B1Q	3,76	7,52	6,6	5,8	2,35	3,61
B5Q	3,6	4,79	4,01	5,17	2,68	2,46

Fuente: Brichetti et al (2020).

Como se ve las ganancias son relevantes a pesar de los gastos de inversión. También se aprecia que en cinco de los seis países el grupo de menores ingresos resulta más favorecido que el grupo más rico; esto puede deberse a que las familias más pobres tienen que destinar una proporción mayor de su ingreso a la compra de servicios de infraestructura, y a que las mejoras de infraestructura reducen los precios y favorecen el empleo.

4. Mejora de la calidad de los servicios de infraestructura.

En la sección precedente el análisis se limitó a tomar en cuenta los efectos del cambio de la tecnología sobre toda la economía a través del sistema de precios. Pero algunas mejoras podrían tener la forma de ganancias inesperadas de calidad, de externalidades propiamente dichas. Para capturarlas se las trató en el EGC como reducciones en las cantidades necesarias de infraestructura que el resto de los sectores y las empresas de la economía deben comprar para asegurarse una unidad de servicio (menos cortes de luz que obliguen a usar generadores individuales, mejores rutas que eviten el daño y las demoras de los camiones de carga, por ejemplo).

En términos de una matriz de coeficientes técnicos (tipo Leontief), se trata de disminuciones en los elementos de las filas a nivel de los sectores de infraestructura. Es cierto que las empresas de infraestructura no tienen un incentivo claro para adoptar métodos de mayor calidad, ya que son básicamente un “regalo” para el resto de las actividades de la economía (una externalidad propiamente dicha). Pero la difusión de la IA puede hacer que esas ganancias ocurran aún sin el propósito definido o la intención manifiesta de quien debe adoptar la nueva tecnología.

La **TABLA 2** muestra el promedio de ganancias en puntos porcentuales con respecto a la trayectoria base, si las economías experimentan ganancias del 5% en la calidad de la infraestructura (se muestra en este caso el promedio de cinco años) para el resto de las industrias (no directamente a los hogares). Se aprecia un impacto que en varios casos supera un punto porcentual y que casi siempre el quintil más pobre de la población es el que obtiene el mayor beneficio.

TABLA 2.

	ARGENTINA	BOLIVIA	CHILE	COSTA RICA	JAMAICA	PERÚ
PBI	1,15	0,77	1,41	1,52	1,70	0,96
B1Q	0,93	1,02	1,52	1,07	1,34	0,90
B5Q	0,90	0,93	1,05	1,34	1,31	0,49

Fuente: cálculos propios.

5. Cambios de la tecnología e intensidad factorial.

Podría ocurrir que el uso de la IA en infraestructura requiriera de toda la economía el uso de tecnologías más capital intensivas, por ejemplo para captar las externalidades a que nos hemos referido. Como ya se mencionó esta alternativa fue propuesta por Zeira (1998) y discutida en trabajos más recientes para evaluar el sendero de crecimiento como en Aghion et al (2019) -véase también Acemoglu y Restrepo (2019). Aquí no se supone que coexistan dos tecnologías como en esos dos trabajos; pero se admite que la inteligencia artificial requiere mayor intensidad de capital en la producción. ¿Qué pasaría entonces en economías con desempleo y escasez de capital crónicos si se usaran métodos ahorradores de trabajo e intensivos en capital?

Para tener una aproximación a la respuesta se considera un escenario hipotético en el que en todos los sectores de la producción se reduce en un 1% del valor agregado la cantidad de trabajo necesaria para producir los bienes y servicios (en toda la economía) compensada con un incremento del mismo monto en la cantidad de capital nuevo utilizado. Se observan en la **TABLA 3** las diferencias en puntos porcentuales al cabo de 5 años con respecto a la trayectoria base. Los resultados no son positivos.

La compensación con incremento del capital nuevo es negativa en términos generales para los indicadores seleccionados. O sea, si la economía no puede producir de manera gratuita un incremento de la productividad del trabajo, sino que debe compensarlo con un aumento de la cantidad de capital nuevo por unidad de producto, entonces el capital nuevo se hace más escaso, suben los precios y salarios y caen el producto y los niveles de bienestar (aún el de los quintiles que poseen la mayor parte de los bienes de capital, como es el quinto). Cabe notar que se trata de ejemplos de economías con alto y crónico desempleo y escasez de capital.

TABLA 3.

	ARGENTINA	BOLIVIA	CHILE	COSTA RICA	JAMAICA	PERÚ
PBI	-1,63	-1,79	-1,59	-3,96	-1,69	-1,4
B1Q	-1,61	-1,41	-1,72	-4,81	-2,2	-1,41
B5Q	-1,19	-1,77	-1,26	-4,48	-1,22	-1,12

Fuente: cálculos propios.

6. Conclusiones.

En resumen, se tienen entonces tres resultados principales:

- Aún cuando la implementación de métodos de inteligencia artificial no fuera gratuita, su aplicación en sectores de infraestructura sería beneficiosa para las seis economías de América Latina en términos de PBI y niveles de bienestar de las familias.
- Esas ganancias serían probablemente más grandes si fueran acompañada por mejoras de calidad de los servicios de infraestructura, que se derramarían sobre el resto de los sectores de producción sin que ellos tuvieran que incurrir en gastos adicionales.
- Pero hay una llamada de atención: si la incorporación de la IA llevara aparejado un cambio en la intensidad del capital con respecto al trabajo en todos los sectores productivos podrían registrarse pérdidas en el bienestar de las familias y en el PBI en economías con escasez de capital y desempleo crónico.

7. Referencias.

Acemoglu D. y P. Restrepo (2019), "Automation and New Tasks", *The Journal of Economic Perspectives*, Vol. 33, No. 2, pp. 3-30.

Aghion Ph., B.F. Jones y Ch.I. Jones (2019). "Artificial Intelligence and Economic Growth" en el volumen *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, editado por Ajay Agrawal, Joshua Gans y Avi Goldfarb, Chicago University Press.

Bricchetti J.P., E. Cavallo, O.O. Chisari, L. Mastronardi, T. Serebrisky y J.P. Vila Martínez (2020). "El efecto de la infraestructura en el desempeño de seis economías de América Latina: una evaluación con modelos de Equilibrio General Computado", IDB-TN.1855, Banco Interamericano de Desarrollo, Washington.

M.E. Burfisher (2016). *Introduction to Computable General Equilibrium Models*, Cambridge University Press.

Chisari O.O., J. Mercatante, M.P. Ramos, C. Romero (2020). "Estimación y calibración de una Matriz de Contabilidad Social para la Argentina en 2017". Documento de trabajo No.54, IIEP UBA.

Gillham J. (2018). "The macroeconomic impact of artificial intelligence". PWC.

J. Shoven y J. Whalley (1992). *Applying General Equilibrium*, Cambridge Surveys of Economic Literature.

Zeira, J. (1998). "Workers, Machines, and Economic Growth". *Quarterly Journal of Economics*, 113, 1091-1117

Inteligencias, natural y artificial

Académico *Juan Carlos De Pablo*¹

Me aproximo a cualquier realidad desde la perspectiva de los procesos decisorios, por lo cual pregunto: ¿de qué forma, y en qué medida, todo el esfuerzo desarrollado bajo el tópico “inteligencia artificial” (IA), puede mejorar la toma de decisiones, y por consiguiente los resultados?

La respuesta está en manos de los expertos en IA, no en las mías. Lo único que puedo aportar deriva de la lectura de Noise. A flaw in human judgment (Little, Brown Spark, 2021, 450 páginas), una obra escrita por Daniel Kahneman, Olivier Sibony y Cass R. Sunstein, cuya lectura recomiendo. Como suelo hacer en estos casos, primero sintetizo algunas afirmaciones dignas de ser destacadas (el número que aparece entre paréntesis corresponde a la página, en el original), y luego planteo mis reflexiones.

. . .

Idea general. Frente a un mismo delito, algunos jueces condenan al culpable, a semanas de prisión, otros a años; a algunos compradores de computadoras les devuelven el dinero, a otros sólo les piden disculpas. La decisión humana comete errores, con mayor frecuencia y costo del que cabe imaginar.

Sesgo y ruido son componentes diferentes del error humano (4). En el caso de los jueces, sesgo implica aplicar mayor pena a los rubios que a los pelirrojos; ruido a diferencias en las sentencias, sin razón aparente. El ruido rara vez es mencionado como un elemento importante en el discernimiento (judgement) (217). El ruido es esencialmente estadístico (219). El sesgo es una figura convincente, mientras que el ruido queda en la retaguardia, a la que no le prestamos atención (220). Podemos estar dispuestos a tolerar cierto nivel de ruido, si el lugar de trabajo se vuelve más feliz e inspirador (347).

¹ Titular de DEPABLOCONSULT. Profesor en la UCEMA y en la UDESA. Miembro titular de la Academia Nacional de Ciencias Económicas. depablo43@hotmail.com

Comportamiento humano. Uno no es siempre la misma persona. Los médicos tienden a recetar más opioides al final de un largo día (89) y las sentencias judiciales son más severas cuando aumenta la temperatura (90); pero cada uno es más parecido hoy al que era ayer, que a otra persona hoy (91). El estado de ánimo afecta cómo se piensa. Un buen estado de ánimo no siempre es conveniente, porque uno tiende a dejarse llevar por las primeras impresiones (87). Los seres humanos perciben de manera mucho más clara los errores pequeños, que los grandes (65).

Siempre que hay discernimiento hay ruido, y más del que se piensa (33). Discernimiento no es sinónimo de pensamiento, y discernir de manera precisa no es lo mismo que hacerlo de manera apropiada (40). Cuando las personas hablan entre ellas, terminan adoptando posiciones más extremistas que las que tenían (103), porque la influencia social genera ruido (104).

Algunos ejecutivos afirman orgullosamente que confían más en sus tripas que en cualquier cantidad de análisis (137). El problema es que esta forma de “conocimiento” no está construido como un sentimiento sino como una creencia (138). Tendemos a darle demasiada importancia a la entrevista, en desmedro del resto de la información que puede ser mejor desde el punto de vista predictivo (306). El discernimiento estructurado no excluye la intuición, pero demora su aplicación (309). Confianza no es sinónimo de precisión (138). El exceso de confianza es uno de los sesgos cognitivos más documentados (140). En general, cuando arribamos a alguna conclusión, tendemos a aferrarnos a ella (173).

No hay que criticar a los expertos por los errores que cometen al pronosticar a largo plazo, sino por pensar que pueden pronosticar sin cometer errores (142). Lo que distingue a los superpronosticadores no es su inteligencia superior, sino cómo la aplican. Lo que los hace buenos no es tanto lo que son, cuanto lo que hacen (267). Un mismo pronosticador puede sobrerreaccionar, o subreaccionar, dependiendo del tópico (270).

¿Quién se equivoca menos, los seres humanos o los algoritmos? Las reglas mecánicas simples son generalmente mejores que los seres humanos, porque estos son débiles en lo que generalmente se considera su fortaleza única: la habilidad para integrar la información (114). La conclusión brutal es que los modelos simples les ganan a los seres humanos (116). Lo cual no implica que cualquier modelo le gana a cualquier ser humano (122). La razón por la cual los algoritmos pueden funcionar mejor que los discernimientos humanos, es que los procedimientos mecánicos están libres de ruido (133). Los modelos pronostican sistemáticamente mejor que las personas, pero no mucho mejor (143). Vemos al mundo como algo mucho más predecible de lo que es (158).

Un algoritmo puede estar sesgado por diseño o porque discrimina los datos que procesa (335). Aunque, en un mundo incierto, un algoritmo que se usa para pronosticar está lejos de ser perfecto, puede ser mucho menos imperfecto que el discernimiento humano, ruidoso y con frecuencia sesgado (337).

Es importante distinguir entre reglas y normas (350). Cuando rigen las normas, los jueces tienen mucho trabajo para especificar el significado de los términos imprecisos (351). ¿Cómo se define minusválido, en el plano laboral? (355). A diferencia de las reglas y los algoritmos, las pautas no eliminan la necesidad de discernir: la decisión no surge de un cómputo sencillo (282). Las reglas pueden ser fácilmente implementables, una vez que existen; pero alguien tiene que diseñarlas, y esto no es fácil (357).

Reducción del ruido. Nadie organiza una marcha bajo un estandarte que dice: “¡algoritmos ya!” (326).

Para reducir el ruido en el discernimiento humano, remendamos la auditoria del ruido, y particularmente la higiene decisional (222). Cuando uno se lava las manos, no sabe con precisión qué germen está evitando; sólo sabe que es bueno para prevenir una variedad de gérmenes. El ejercicio puede ser tedioso, porque los beneficios no siempre son visibles (243). Hacer cumplir la higiene decisional puede ser ingrato (374).

Los 6 principios de la higiene decisional: 1) el objetivo del discernimiento es la precisión, no la expresión individual (el momento del discernimiento no es el lugar para expresar las individualidades); 2) piense con criterio estadístico, y observe cada caso como perteneciente a una clase de casos similares; 3) estructure los discernimientos en base a varias etapas independientes (no distorsione ni ignore información incongruente con su a priori); 4) resista las intuiciones prematuras; 5) obtenga discernimientos independientes, elaborados por varios jueces, y luego agréguelos (promédíelos); y 6) prefiera los discernimientos y los ordenamientos relativos, a los absolutos (370).

Una de las estrategias más importantes para reducir el ruido es la agregación de múltiples discernimientos independientes (223). Efecto “sabiduría de la multitud”: promediar los discernimientos generados de manera independiente por varias personas, generalmente mejor la precisión (83).

Enseñarles a las personas a evitar los sesgos no es fácil (238). Sugerimos la presencia de observadores, que identifiquen en tiempo real la existencia de sesgos (240). No es fácil jugar el rol del observador de los decisores (241). Cuando un examinador es contratado para verificar la identificación realizada por otro, aquel no debe conocer el discernimiento realizado por éste (257). Hay 2 estrategias para reducir el ruido: seleccionar a los mejores jueces o promediar las estimaciones realizadas de manera independiente (260).

. . .

Hace unos años, en París, utilicé el subte para ir de la Ópera-Bastille a la Biblioteca Nacional. Viajé en subte porque no hablo francés, y no indico el origen y destino de mi viaje para lucirme, sino para señalar que utilicé una de las líneas más modernas del subte. Subí al primer vagón. El recorrido fue primero subterráneo, pero siguió luego a flor de

tierra. “Qué vista panorámica”, me dije, al mirar para adelante, hasta que me pregunté: ¿quién está manejando? Ahí caí en la cuenta de que el tren no llevaba conductor. No me asusté (de lo contrario me hubiera bajado) sino que “confié en un algoritmo”... o en un ser humano, ubicado vaya a saber dónde, que operaba los vagones mirando pantallas. Pero me sigo preguntando: ¿viajaría en un avión que no tuviera cabina, sino “vista panorámica”?²

Hace tiempo que la denominada economía del comportamiento, dejó de ser una “anomalía”, dentro del análisis económico. Ya cosechó un par de premios nobeles (Kahneman, en 2002, y Richard Thaler, en 2017), de manera que hoy -salvo en los cursos introductorios- nadie basa sus razonamientos en el hecho de que el ser humano decide como si maximizara una función sujeta a restricciones.

Claro que una cosa es aceptar que, en la práctica, la toma de decisiones humana está más cerca de lo que enseñó Herbert Alexander Simon, del enfoque maximizador, y otra rendirse ante la evidencia presentada por Kahneman, Sibony y Sunstein. Los algoritmos mejoran la decisión humana, porque no son perfectos, pero están libres de sesgos y ruidos; y por consiguiente deben ser tomados en serio.

Que un algoritmo “piense” está más cerca de la obra de ciencia ficción que escribía Isaac Asimov, que de la realidad. No se trata de pensar, sino de cómo se procesa la información, al servicio de la toma de decisiones. Claro que me siento más tranquilo si, antes de ser aplicada, una sentencia de muerte generada por un algoritmo, es revisada por un ser humano; pero el libro que sintetice en estas líneas me convenció de que ignorar la IA es una tontería.

² “Hoy los aviones despegan y aterrizan utilizando algoritmos, y yo al que no subiría es a uno que sólo tuviera piloto y copiloto”, me acotó Eduardo May, cuando circulé la versión preliminar de estas líneas.

Punto de vista de un economista sobre los efectos posibles del arribo y adopción de la inteligencia artificial (IA) en la economía de un país

Académico Víctor J. Elías

Abstract

El presente trabajo enfatiza, primero, que el economista considera innovación a todo aquello que reduce los costos de producción de bienes y servicios. La innovación puede ser tanto tecnológica como organizativa. Luego brinda un breve listado de las principales tendencias observadas en la economía y la sociedad en los últimos 150 años (1870-2020) que surgieron producto de innovaciones y decisiones económicas de los agentes económicos (productividad, horas de trabajo por día, tamaño de las firmas, nivel de educación, tasa de participación laboral de la mujer, proporción de población urbana, tamaño de la familia, composición sectorial del PIB, proporción del empleo en sector agropecuario, esperanza de vida, tasa de participación laboral en el PIB, estabilidad de la tasa de interés, ciclos, composición de las inversiones), lo cual puede servir para advertir sobre lo que se puede esperar del impacto de la IA. Se enfatiza la importancia de cómo medir las innovaciones y el esfuerzo de los especialistas en Cuentas Nacionales, elementos necesarios para estudiar sus efectos (hubo avances recientes de gasto de R&D en los hogares). Se puntualiza cuáles son los dos motores o fuerzas que mueven la actividad económica: precio e ingreso, lo cual define el enfoque económico para ver el impacto de la IA. Como herramienta se recupera el rol de la demanda derivada Marshall-Hicks-Allen (donde surge claramente la importancia de la elasticidad de sustitución entre trabajo y capital, la tasa de participación de salarios en el producto, la elasticidad de demanda del producto, y la elasticidad de oferta del capital) para evaluar el posible efecto de la IA sobre el empleo, el poder monopólico de empresas o instituciones, y otras variables económicas. Otro aspecto que economía brinda es la flexibilidad en la definición de bienes y servicios, enfatizando la ventaja de definir al producto por los servicios que brinda, y no como el bien en sí (por ejemplo, transporte en lugar de vehículo). Se presentan algunos resultados muy recientes sobre el efecto de la automatización en el empleo y de la IA sobre la economía cuantitativa (especialmente la evolución de la economía de los datos). Por último se destaca la dificultad de las predicciones de largo plazo, recordando algunas de las más conocidas que lucen que fracasaron (Ricardo, Malthus, Marx, Kondratiev), que indican la dificultad de ello. Finalmente es interesante destacar la importancia de los primeros trabajos de Herbert Simon y la temática de las películas "Tiempos Modernos" y "Inteligencia Artificial".

1. Algunas definiciones: Innovaciones y bienes

La innovación y los bienes (productos y servicios) pueden definirse de diversas maneras. En el caso de la innovación, el economista la define como todo aquello que produce una baja del costo de producir los bienes. Con ello se cubre todo tipo de innovación tecnológica y organizativa. Esta definición ayuda al análisis de las fuentes del crecimiento que responden a inversiones estimuladas por la baja en los precios de los servicios de los insumos. Una forma alternativa dual, es considerar el cambio en la productividad de los insumos de la producción. También para analizar su impacto en la economía (tamaño y dinámica), se la clasifica de diversas formas: ahorrador de trabajo, ahorrador de capital, objetivos generales, objetivos específicos, entre otros. En lo referente a la IA, se pone énfasis en el componente GPT (tecnologías con propósitos generales) que incluye la robótica y la automatización, y el componente de "machine learning" (ver Agrawal et al., 2019). Esta clasificación sirve también para generar una teoría tratando de explicar qué tipo de innovación es la que surge y cual se desarrolla más. Para los bienes una forma más flexible de definirlo, es en base a los servicios que prestan. El servicio transporte, por ejemplo, puede ser prestado por diversos tipos de bienes, como ser: automóviles, bicicletas, trenes, aviones, ómnibus, camiones, comunicación telefónica, entre otras. Ello permite una medición continua del bien y para analizar el impacto de la innovación, incorporando los cambios en calidad de los bienes.

2. Medición de las innovaciones y sus efectos en el crecimiento

Para poder cuantificar el impacto de las innovaciones en la economía, es necesario poder medirlas como un insumo más en el proceso económico. Los especialistas en Cuentas Nacionales, tienen como prioridad generar mediciones razonables del proceso innovativo (ver Jorgenson, 2021; The Advisory Committee in Measuring Innovation in the 21st Century Economy, 2008), incluso midiendo los que se generan en los hogares, y los que tienen que ver con aspectos organizativos. Para Estados Unidos, en el 2010, se estima en 20.2 miles de millones de dólares los R&D de los hogares (que surge de valuar 14.7 días por innovación, 1.9 proyectos por año, y 16 millones de innovadores, lo que representa un 52% de los R&D que gastan las empresas en productos de consumo) (Sichel & Von Hippel, 2021). Estas innovaciones incluyen "DIY Artificial Pancreas", "Phone App that identifies colors", "New sport or equipment", "New craft and shop tools". A su vez, estiman las inversiones en intangibles que se adicionan a las tradicionales inversiones tangibles (activos físicos). En Estados Unidos, el componente intangible alcanzó a representar la mitad del total de inversiones. Los estudiosos del proceso innovativo, apelaron a distintos indicadores entre los que se destacan la cantidad de patentes generadas por los innovadores, y las inversiones que realizan las empresas y el sector público que se denominan R&D (Research & Development). También se la aproxima midiendo el componente de capital que incorpora los avances tecnológicos como el caso de la tecnología informativa (TIC) y la IA. En el sub-periodo 2000-2004, el capital tipo TIC contribuyó con 0.46 al crecimiento mundial anual del 3.78%, o sea un 12% del crecimiento y un 35% de lo que contribuye todo tipo de capital

(el capital TIC incluye hardware, software, computadores, equipos de oficina, componentes electrónicos, telecomunicaciones) (Jorgenson & Vu, 2005).

3. Indicadores de los impactos de las innovaciones en la economía y la sociedad

Para poder analizar los impactos que podría tener la IA, es instructivo mencionar distintas evoluciones económicas y sociales que ocurrieron durante los últimos 200 años en nuestra economía y sociedad:

- i) La productividad de los insumos de la producción aumentaron a un ritmo del 1.5% al 2% anual.
- ii) La esperanza de vida aumentó al ritmo de 1 año cada 10 años.
- iii) El nivel educativo formal por persona aumentó a un ritmo de 1 año cada 10 años.
- iv) Las horas promedio de trabajo por persona y por día, disminuyó a un ritmo de media hora cada 10 años.
- v) La altura de las personas subió a un ritmo de 1cm cada 10 años.
- vi) El tamaño promedio de las familias bajó de 12 a 4 miembros.
- vii) En los países avanzados, la proporción de la fuerza laboral en el sector agropecuario bajó del 70% al 5%.
- viii) La población urbana aumentó del 10% al 80% de la población total.
- ix) Hubo caso de países que crecieron a tasa altas sostenidamente, y otros que crecieron a tasas altas en un cierto período y luego se estancaron (trampa del ingreso medio), y otras que se mantuvieron estancadas o con baja tasa de crecimiento.
- x) Aumentó por un tiempo el componente manufacturero del PIB, y creció sustancialmente el componente servicio.
- xi) El componente de inversiones intangibles aumentó sustancialmente, y bajó el componente de plantas en las inversiones tangibles.
- xii) Aumentó el tamaño de las firmas y la importancia de las firmas super-stars.
- xiii) En la distribución de los ingresos de las personas, mientras que bajó el índice de desigualdad de Gini, subió el "top income inequality", y la tasa de participación de los salarios en el PIB luego de mantenerse estable en casi todo el siglo 20, comenzó a descender suavemente subiendo el "mark up", aumentó la movilidad social; la tasa de interés real se mantuvo estable durante gran parte del siglo 20, descendiendo en los últimos 20 años, el "wage premium" del trabajador preparado respecto del no-preparado, bajó sustancialmente al comienzo del siglo 20 y permaneció constante posteriormente con algunas pequeñas fluctuaciones.
- xiv) Los movimientos cíclicos de la economía registraron una gran depresión en 1929, luego se fue suavizando, volviendo a ser preocupante a finales de la primera década del siglo 21.

xv) La tasa de participación laboral de las mujeres casadas aumentó continuamente durante todo el siglo 20.

xvi) La así llamada "wage profile" (salario en relación a la edad para cada nivel de educación) se mantuvo estable.

xvii) Las recientes evidencias sobre la desaceleración de la productividad, las grandes innovaciones, y el flujo de nuevas ideas, llevaron a algunos a pensar de que habría un futuro estancamiento.

xviii) En los últimos años se observó un aumento de la varianza en la productividad entre empresas y de la varianza de los salarios en las firmas.

xix) En el aspecto organizativo se realizaron numerosas innovaciones que bajaron mucho los costos del tiempo y las transacciones, y aumentó mucho la transparencia. Como ser la partida doble contable, la llamada "colleganza", supermercados y centros comerciales, management en las empresas, tipos de marketing, entre otros (ver March en Cook & Solow, 2020).

xx) Aumento sostenido del comercio y la migración entre países y entre regiones en los países.

Para el caso argentino ver Berlinski et al. (2017).

4. Predicciones de largo plazo fallidas

Algunas predicciones de largo plazo no se cumplieron, como ser la de David Ricardo sobre la renta de la tierra (no bajó), la de Robert Malthus sobre la explosión poblacional (creció sostenidamente a tasas moderadas), la de Karl Marx sobre la caída de la renta del capital físico (se mantuvo casi estable), y la de Kondratiev sobre los ciclos largos políticos (alternancia entre capitalismo y socialismo) (Schultz, 1980).

Esto lleva a recapacitar sobre la efectividad de las predicciones de largo plazo, ya que subestiman el rol de los motores o fuerzas que dinamizan la economía. Los efectos precio e ingreso generan sustituciones y ajustes en la que los agentes económicos asimilan para hacer los cambios necesarios para adaptarse a las nuevas circunstancias. Esto es un llamado de atención para pensar al hacer estimaciones de efectos de largo plazo de la IA.

5. Motores o fuerzas que mueven la economía

A diferencia de la física, que tiene cuatro fuerzas fundamentales que explican los fenómenos físicos (electromagnética, gravitatoria, nuclear fuerte y nuclear débil) la economía tiene solo dos: el precio y el ingreso (efectos precios y efectos ingresos). Ello nos indica que para estudiar los cambios o efectos que puedan producir en la economía la irrupción de la IA tenemos que ver primero qué efectos tiene la IA en los precios y en el ingreso. En términos técnicos, al ver los procesos de producción a través del tiempo, en realidad la automatización registró un proceso continuo, no es solo un salto.

6. Empleo e innovación

Algunas de las preocupaciones de los efectos de la IA es ver sus consecuencias en el empleo y en el PIB. En el caso del empleo, una herramienta importante es la demanda derivada de trabajo, conocida como Marshal-Hicks-Allen (MHA), y las "search-friction" de Pissarides. La demanda laboral es una demanda derivada de la producción de bienes y servicios, la cual se genera a partir de las conductas de las firmas de maximizar sus beneficios, condicionado por la forma o tecnología de la producción (función de producción), los precios de los insumos (trabajo y capital) y la demanda del producto. El enfoque MHA permite identificar los determinantes de la elasticidad de la demanda laboral (η_{Lw}), los cuales son: la participación de los salarios en el producto (α), la elasticidad de sustitución entre trabajo y capital (σ), la elasticidad de la demanda del producto (η_x), y la elasticidad de oferta del capital (ϵ_K). Esta descomposición permite evaluar cualitativamente el efecto de la IA en el empleo sabiendo las características (ello es un muy buen ejemplo de la utilidad de tener soluciones explícitas) de la empresa de la industria con respecto a los cuatro determinantes que destacamos. Mientras que mayores elasticidades de sustitución de trabajo por capital (σ), elasticidad de demanda del producto (η_x), aumentan la elasticidad de demanda del trabajo (mayor sensibilidad), mayor participación de los salarios en el producto (α), tiene un efecto indeterminado que depende de la diferencia entre la elasticidad de demanda del producto con la elasticidad de sustitución de trabajo por capital ($\eta_x - \sigma$) (Fergusson, 1969; Hicks, 1932). Evidencias empíricas indican que lo más probable es que η_x sea mayor que σ .

Por su lado. Christopher Pissarides, analiza la dinámica del desempleo a través de fricciones en la búsqueda de empleo, para lo cual utiliza la relación vacante-desempleo (curva Beveridge) tratando de explicar la dinámica del "job turnover". La relación vacante-desempleo muestra para Estados Unidos y Gran Bretaña, en el período 2005-2010, una baja en las vacantes conjuntamente con un aumento del desempleo (Pissarides, 2010). Este enfoque y evidencias tendrían una cierta conexión con la irrupción de la IA. Pissarides sugiere ver, no solo los "shocks" agregados, sino también lo sectoriales; la interacción de los mercados de trabajo con el de capital, y el sector financiero. Ello permitiría separar los efectos de la innovación de los efectos de la capitalización en las fluctuaciones del empleo (Pissarides, 2021).

Para este análisis es también importante incorporar el aporte de Jacob Mincer (1967) quien, en un modelo de búsqueda, en donde la expectativa del trabajador de mantener su sueldo, se basa en la tasa de desempleo, concluye que el desempleo dependería de la elasticidad de la demanda de trabajo, siendo crucial para la conducta del desempleo, si la elasticidad de la demanda laboral es mayor o menor que -1. Por su lado, George Stigler (1946), al estudiar los efectos de los salarios mínimos en el desempleo, surgía que habría una relación positiva entre productividad y desempleo en el corto plazo.

Estas herramientas son útiles para ver analíticamente los efectos del IA en el empleo, en la productividad y en el nivel de actividad. Evidencias empíricas recientes, estiman que la automatización medida por la inversión en robótica, provocaría una disminución en el empleo (cada robot adicional en la zona produce una pérdida de 6 empleos, y una baja en el salario por hora, en el caso de Estados Unidos; y en el caso de Francia se pierden 11 empleos, afectando más a los menos educados), pero medida por el consumo de energía del componente de automatización de la empresa, indicaría un pequeño

aumento en el empleo: un 1% de aumento en la automatización, el empleo aumentaría 0.25% después de 2 años, y 0.40% después de 10 años (Aghion et al., 2021).

También preocuparía saber qué tipo de empleo se ve más afectado por la IA. La proporción del empleo preparado (medido por el nivel de educación) aumentó sostenidamente en la mayoría de los países (Mas & Benagás, 2021). De 1985 al 2010, subió del 20 al 40%. Este aumento responde a diversos determinantes, entre los cuales estaría la IA.

Estudios sobre la adopción de nuevas tecnologías, indican que su velocidad depende de las rentas que genera la nueva tecnología y del precio de los insumos que se utilizan en el proceso productivo. Los salarios tienen un peso importante (Manuelli, 2003, 2014). Como detallamos más arriba, la economía incorpora diversos ajustes que toman tiempo, pero que es capaz de absorber las innovaciones a través de los efectos precio e ingreso. En el caso del sector agropecuario, la elasticidad de demanda del trabajo, está cercana a -1.

Los modelos de crecimiento Schumpeteriano, estudian específicamente la relación innovación-crecimiento, y crecimiento-empleo (Aghion et al., 2021). En forma específica brindan herramientas para evaluar la complementación entre tecnologías con fines generales con las de fines específicos, lo cual es muy relevante para el caso de la IA. Otros modelos tienen como motores el flujo de ideas y la interacción de tecnología con el capital humano (Stockey, 2021). Nuevas evidencias empíricas se están desarrollando para evaluar la relación IA-empleo.

7. La IA y la economía cuantitativa

De acuerdo a Agrawal et al. (2019) el componente "Machine Learning" (ML) de la IA, es una rama de la estadística computacional que se usa como herramienta de predicción, en especial el algoritmo llamado "deep learning" (que es más IA que "data mining", la cual utiliza más la IH -inteligencia humana). Su uso se expandió con diferentes resultados. De acuerdo a Steven Levitt (Cook & Solow, 2020) una dificultad que tendría, es que ello no fue acompañado por una mayor imaginación de sus usuarios y mucho de su uso, hasta ahora, no fue muy relevante para responder desafíos claves de la economía.

La información es un elemento muy relevante en la toma de decisiones de los agentes económicos y es parte de la explicación de los diversos valores que toma el mismo producto, o insumo, al mismo tiempo y en el mismo mercado. En ello, el "deep learning" tiene mucho para mejorar.

Expertos en Cuentas Nacionales estiman que para Estados Unidos el costo laboral de la economía de los datos que utilizan ML y "Online Job Postings", basado en las ocupaciones que trabajan con datos y en la frecuencia en que lo hacen, en el año 2015 se estima en 200.000 millones de dólares, que equivale al 1.6% del total de salarios de la economía (Blackburn, 2021).

La economía cuantitativa tiene diversos desafíos. Entre estos está la estimación de parámetros de diversas relaciones económicas y la predicción temporal y espacial de

variables relevantes a la toma de decisiones. Para ello se desarrollaron diversos métodos econométricos paramétricos y no-paramétricos, base de datos generados cada vez más por los propios investigadores en base a métodos de búsqueda tradicionales y por experimentación (H. Varian menciona que solo Google hace unos 10,000 experimentos por año (ver Cook & Solow, 2020). Los métodos de interpolación para completar datos faltantes (ya sea con fórmulas matemáticas, o por series relacionadas), y el promedio móvil para tratar "ouliers", o la excesiva volatilidad e las series (a veces a las de períodos cortos) fueron muy útiles. El método Bayesiano brinda la estructura estadística-probabilística para combinar la información ya acumulada con las nuevas evidencias. Muchos de los métodos econométricos, con el desarrollo de software y algoritmos especiales, permiten ampliar notablemente la iteración que lleva a elegir los modelos y estimaciones más apropiados bajo el criterio estadístico. Los métodos más avanzados no brindan en general soluciones explícitas de los estimadores que permitan compararlos con los métodos clásicos. A pesar de ello la visión de gráficos simples siguen siendo una herramienta valiosa para el investigador. Desde ya que es muy útil comparar los resultados de ML con los métodos anteriores con mayor participación humana.

La mayor disponibilidad de datos y técnicas más rápidas para el ensayo de alternativas permiten estimaciones de características más específicas de las variables, y en un trayecto más amplio ("consumer" y "producers" "surplus", por ejemplo).

En el espíritu del ML de la IA hubo muchos esfuerzos relacionados que algunos economistas incursionaron. En el siglo 18 François Quesnay trataba de aprender del funcionamiento de la economía asimilándolo al funcionamiento del cuerpo humano. Irving Fisher y William Phillips, en el siglo 20, diseñaron máquinas para que generen la dinámica de la economía. Herbert Simon a su vez, con la cibernética, se orientaba hacia la IA para entender el proceso de decisión de los agentes económicos, y mejorarlo con el uso de mayor información. Por su lado, Guy Orcutt generó una computadora que permite el cálculo de los estimadores de mínimos cuadrados ordinarios.

Gran parte de los datos disponibles de las empresas surgen por la necesidad misma de ellos para la toma de sus decisiones. En general son empresas grandes. Muchos de los datos generados hoy por la tecnología informática no surgen de un motivo específico para su uso.

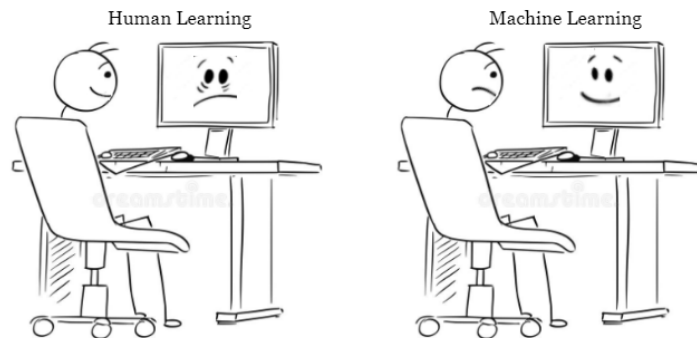
Debe destacarse que los indicadores coyunturales de la economía (indicadores líderes, coincidentes y atrasados) utiliza una importante base de datos y la evolución de su metodología permite evaluar las contribuciones que puede proveer el ML.

8. Regulaciones

Se debe destacar que la introducción de regulaciones públicas en el proceso de desarrollo de la IA, puede tener efecto negativo en su evolución. El mismo mercado irá generando las señales y formas para su uso. El costo económico de las regulaciones puede ser importante. En forma agregada (incluyendo diversas regulaciones de la actividad económica), algunos economistas estimaron que son del orden del 10% del PIB.

9. La visión cinematográfica

Algunas películas han tratado de dar diversos mensajes sobre los procesos innovativos que han impactado en la sociedad. Algunas de ellas son “Tiempos Modernos” (sobre máquinas) de Charles Chaplin (1936), e “Inteligencia Artificial” (que hace recordar en parte a Pinocho) de Steven Spielberg (2001). Ellas llevan a pensar más analíticamente en el tema, y tener en cuenta diversos aspectos de los mensajes cinematográficos. Son una de las formas que sirven para pensar, y es un desafío evaluar cuan correcto son esos mensajes y complementan su comprensión.



Referencias

Akcigit, U. & J. Van Reenen (2021) (Chair Program), Web Seminar: The Economics of Creative Destruction, in honor of Philippe Aghion and Peter Howitt, June 9-12, College de France, Paris.

Aghion, P., C. Antonin & S. Bunel (2021), El Poder de la Destrucción Creativa, Editorial Deusto-Planet, Barcelona (traducción de Victor Elias).

Agrawal, A., J. Gans & A. Goldfarb (2019), The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda, National Bureau of Economic Research. The University of Chicago Press.

Berlinski, J., R. Cortes Conde & V.J. Elias (2017), El rol de la educación, la innovación y la política económica, en los escalones del crecimiento económico argentino, en Las Academias Asoman al Futuro (Manuel Solanet Editor), Arcangel Maggio, División Libros, Buenos Aires, 175-204.

Blackburn, C.J. (2021), Valuing the data economy using machine learning and online job postings, 6th World KLEMS 2021.

Cook, M. & R. Solow (2020), Economists, Yale University Press, New Haven and London.

Ferguson, C.E. (1969), The Neoclassical Theory of Production and Distribution, Cambridge University Press.

Hicks, J. (1932), The Theory of Wages, Macmillan, London.

Homer, S. & R. Sylla (2005), A history of interest rate, 4th Edition, John Wiley & Sons.

Hutt, W.H. (1939), The Theory of Idle Resources, Jonathan Cape, London.

Jorgenson, D.W. & K. Vu (2005), Information technology and the world economy, Scandinavian Journal of Economics, 107, 631-650.

Jorgenson, D.W. (2021), 6th World KLEMS 2021.
<https://scholar.harvard.edu/jorgenson/world-klems>

Mas, M. & E. Benages (2021), Knowledge-based economy in Latin America, 6th World KLEMS 2021.
https://scholar.harvard.edu/files/jorgenson/files/worldklems_2021_laklems_knowledge_masbenages.pdf

Manuelli, R.E. & A. Seshadri (2014), Frictionless technology diffusion: The case of tractors, American Economic Review, 104, 1368-1391, & NBER Working Paper 9604, April 2003.

Mincer, J. (1967), Lectures in Labor Economics, (mimeo, tomado por Victor Elias, University of Tucuman).

Pissarides, C.A. (2011), Equilibrium in the Labor Market with Search Frictions, The American Economic Review, 101, 1092-1105.

Schultz, T.W. (1980), Nobel Lecture: The Economics of Being Poor, Journal of Political Economy, 88, 639-651.

Sichel, D. & E. von Hippel (2021), Household innovation and R&D: Bigger than you think, 6th World KLEMS 2021.

Stigler, G.J. (1946), The Economics of Minimum Wage Legislation, *The American Economic Review*, 36, 358-365.

Stokey, N.L. (2021), Technology and skill: Twin engines of growth, *Review of Economic Dynamics*, 40, 12-43.

The Advisory Committee on Measuring Innovation in the 21st Century Economy (2008), *Innovation Measurement: Tracking the State of Innovation in the American Economy*, A Report to the Secretary of Commerce, January.

Crecimiento e inteligencia artificial: los desafíos de vivir entre Detroit y Bombay

Académico José María Fanelli y Ramiro Albrieu

En 1942, en los albores de la “edad de oro” del capitalismo de la Gran Fábrica y el Estado de Bienestar, George Orwell escribió: *“De vez en cuando sucede algo –en última instancia, ligado a los cambios en la técnica industrial, aunque la conexión no siempre es obvia– y todo el espíritu y el ritmo de la vida cambian, y las personas adquieren una nueva perspectiva que se refleja en su comportamiento político, sus modales, su arquitectura, su literatura y todo lo demás”*

¿Acaso no estamos viviendo un período con esas características con el uso de grandes bases de datos y el nuevo espacio de productos que ello habilita? Si quedaba alguna duda, el COVID19 aceleró la transformación digital en hogares, empresas y gobiernos. En el centro de la nueva familia de tecnologías se encuentra la inteligencia artificial (IA) y, como ocurre con las innovaciones tecnológicas, los cambios serán en buena medida irreversibles. El propósito de esta nota es reflexionar sobre IA y crecimiento en América Latina. Si bien se toman en cuenta resultados sobre productividad, organizaciones, empleo y distribución –que se refieren sobre todo a países desarrollados por ser más escasos los referidos a economías emergentes–, lo cierto es que las reflexiones tienen un componente de especulación ya que la difusión de la IA es sólo incipiente.

IA: tecnología y organizaciones

Al investigar el vínculo entre crecimiento e inteligencia artificial (IA), Aghion et al. (2019) define a esta última como “la capacidad de una máquina de imitar conductas humanas inteligentes” y la clasifica como una tecnología de uso difundido con aplicación e influencia en una variedad de sectores, como de hecho ocurre con la inteligencia humana, que utilizamos en infinidad de actividades. Una ventaja de esta concepción de la IA es que permite utilizar resultados de investigaciones ya realizadas sobre los efectos para el crecimiento, la distribución y el empleo de otras tecnologías de uso difundido que se implementaron en los últimos doscientos años, como el vapor o la electricidad.

Desde los noventa se han venido produciendo importantes cambios en las organizaciones por la influencia de las tecnologías de la información y la

comunicación (TICs), que hicieron lucrativas las estrategias de *offshoring* (deslocalización de actividades) y *outsourcing* (contratación por fuera de la empresa de tareas que se hacían internamente). A partir de la primera mitad de los 2010s, la aparición de oportunidades de inversión lucrativa en IA, están nuevamente reforzando los incentivos de cambio organizacional, en base a la creación de sistemas ricos en datos y de la concepción de la actividad económica como *cluster* de datos.

La continua acumulación de cambios está produciendo una revolución de facto en las organizaciones heredadas de lo que Carles Boix (2019) llamó el “capitalismo de Detroit”, en referencia a la ciudad manufacturera norteamericana. La forma de organizar la cooperación entre capital y trabajo del capitalismo de Detroit favorecía la cohesión social porque: (a) la producción en masa de bienes estandarizados generó una demanda de empleo muy dinámica que pudo ir absorbiendo el fuerte crecimiento de la población en edad de trabajar. (b) se establecieron relaciones laborales de largo plazo y se creó una cultura de carrera dentro de la empresa; esto posibilitó la implementación de políticas públicas orientadas a administrar los riesgos que las personas enfrentan a través de su vida (vejez, desempleo, salud). (c) buena parte de los trabajos eran relativamente rutinarios y poco desafiantes en términos cognitivos: repetición de tareas manuales específicas, procesamiento de datos e información, seguimiento de secuencias o procesos dentro de la empresa. Al tratarse de habilidades y conocimientos para el trabajo que se podían codificar, fue posible que la factoría educativa para la acumulación de capital humano se desarrollara junto con la gran factoría productiva.

Como ocurrió en otras instancias históricas, la difusión de la tecnología y la revolución organizacional de facto que produjo el capitalismo de Detroit demandó una revolución de *jure* en las instituciones. Desde el afianzamiento de las sociedades anónimas y el perfeccionamiento de la gobernanza corporativa y las regulaciones financieras y antimonopólicas, hasta la creación de bancos centrales, sistemas de seguridad social, regímenes laborales y organismos multilaterales cuyo propósito es proveer bienes públicos globales. Hoy, las transformaciones de facto en las organizaciones que está induciendo la IA –o se anticipa que provocará– están también demandando cambios de *jure* en las instituciones formales e informales y las políticas públicas. La visión de Orwell, en este sentido, lejos está de haber perdido actualidad. Pero al igual que en Detroit, las transformaciones también inciden sobre la distribución del ingreso, dando lugar a interacciones entre innovación y distribución cuyos resultados no están siendo tan equitativos como los observados en la edad de oro de la economía del bienestar de la posguerra.

América Latina: IA, dualidad y desarrollo

En los países emergentes, si las oportunidades lucrativas de recurrir a la IA fueran aprovechadas, impulsarían la productividad de las organizaciones. Pero los obstáculos para que ello se traduzca en un incremento de la productividad media de

toda la economía no son menores porque el contexto es muy diferente al de las economías avanzadas. Los mercados laborales y las organizaciones han seguido sólo parcialmente las huellas de Detroit y de las TICS en los países avanzados. Junto a algunas grandes factorías y servicios de alta productividad, la cooperación entre capital y trabajo toma muy frecuentemente la forma de contratos informales, autoempleo y contratos de corto plazo con mínima administración de los riesgos. En la India, por ejemplo, Bangalore encontró suelo fértil en una economía donde el 80% de los puestos de trabajo son de tipo de informal. Son economías duales. Es lo que podríamos llamar el capitalismo de Bombay. En este tipo de capitalismo, el modelo de Detroit y las firmas en el campo de las TICS sólo son una porción del mercado de trabajo; típicamente la porción formal, con acceso al sistema de seguros de salud, vejez y desempleo. El resto de los trabajadores accede, en el mejor de los casos, a mecanismos como las transferencias condicionadas. Los sistemas de aprendizaje también están segmentados y los bienes públicos no son de calidad, lo que afecta la acumulación de capital humano. En un contexto así, la cohesión social es más difícil de lograr, como también lo es consolidar un buen clima de negocios.

Las economías latinoamericanas de ingreso medio combinan en diferentes proporciones y matices los capitalismos de Detroit y de Bombay; ya en los setenta Bacha (1974) decía que Brasil era Belindia, una combinación de Bélgica y la India. Se trata de estructuras económicas duales en las que conviven sectores de productividad elevada –típicamente en recursos naturales y ciertas industrias con capacidad para competir internacionalmente– con sectores de productividad reducida, sobre todo en servicios con fuerte presencia de mercados laborales informales. La baja productividad en servicios suele incluir al sector público, lo que resiente la provisión de bienes públicos y, particularmente, la acumulación de capital humano. Dado que son países afectados por síntomas de desindustrialización temprana (Rodrik, 2016), la demanda de trabajos formales ha estado lejos de absorber la oferta creciente de trabajo asociada con el bono demográfico. Esto genera una distribución del ingreso en la región que se compara mal con otros países de ingresos por habitante similares, dañando las oportunidades de movilidad social.

Al pensar cómo impactarán en el crecimiento la automatización y la IA, entonces, es central considerar que, siendo el entramado organizacional y del mercado de trabajo y el grado de cohesión social tan distintos a los de un país avanzado, también lo serán los incentivos para adoptar la IA y sus efectos sobre la productividad media de la economía. En particular, porque son economías que tienen por delante los desafíos simultáneos de abrirse camino para aumentar la productividad con avances como la IA y de resolver los problemas de desarrollo que plantean la dualidad estructural y la escasez de oportunidades para amplias franjas de la población.

Se siguen, entonces, dos conclusiones generales. La primera es que se necesitan élites en la política y la economía con incentivos para promover reformas que generen un marco institucional funcional para innovar en la tecnología y las

organizaciones y para velar, simultáneamente, por una distribución de los recursos que viabilice la acumulación de capital humano, un mínimo de cohesión social y una economía política que sea un aliado y no un obstáculo para el crecimiento. La segunda es que la capacidad de diseñar un proceso de *transición* para *adaptarse* de forma de crear las condiciones requeridas para *adoptar* la IA va a ser un factor tan determinante para el crecimiento como el hecho de que existan proyectos para los que resulte potencialmente rentable adoptar la IA. La rentabilidad es una condición necesaria, pero no suficiente.

Algunos resultados útiles para ordenar la reflexión sobre IA y crecimiento en la región

Tomando en cuenta las particularidades de una estructura dual, ¿qué debería tener en cuenta un programa de transición que busque maximizar los beneficios de la IA para el crecimiento respetando al mismo tiempo las demandas del desarrollo? Si bien un tratamiento exhaustivo de esta cuestión excede largamente los objetivos de esta nota, consideramos que las siguientes observaciones –basadas en los resultados de las investigaciones sobre IA relativos a productividad, organizaciones, empleo e instituciones– pueden ser de utilidad para abordar la cuestión anterior.

(1) Productividad.

Como ocurre con toda tecnología de uso difundido, la IA promueve el crecimiento al influir en la productividad de un conjunto amplio de actividades y aumentar así la productividad media. Para García Zaballos et al. (2020), el verdadero potencial de la IA está en su capacidad para complementar y enriquecer los factores de producción tradicionales. Se trata de un híbrido entre capital y trabajo que permite realizar, por un lado, tareas laborales a mucha mayor velocidad y escala, así como tareas imposibles para las personas y, por otro, en cuanto capital, puede incrementar su valor en el tiempo, gracias al autoaprendizaje y las mejoras. Dos canales fundamentales para el incremento de la productividad son los vehículos autónomos y sistemas de inteligencia asistida e inteligencia aumentada y, también, el incremento del consumo, resultado de la aparición en el mercado de nuevos productos y servicios perfeccionados y personalizados (PWC, 2017). La rentabilidad potencial de la IA, que es esencial para su aplicación, se refleja en el hecho de que, según el McKinsey Global Institute (2018), el 70% de las empresas del mundo habrá adoptado algún tipo de IA hacia 2030.

La explotación de recursos naturales demanda por lo general pocos puestos de trabajo y la desindustrialización temprana ha sido un impedimento para generar empleo en la manufactura. La automatización asociada con la IA podría jugar en contra de la expansión del empleo pero, como vemos más abajo, hay factores compensadores que lo podrían expandir, de forma que la IA representa una oportunidad, particularmente para el sector servicios. Como lo marcan McMillan y Rodrik (2011). en una economía dual la amenaza es que el incremento de

productividad laboral en los sectores dinámicos sea debilitada por el crecimiento del empleo en sectores menos dinámicos, de forma que la productividad media de la economía no crezca o crezca muy poco, como es el caso en Brasil y la Argentina (Banco Mundial, 2021). Este efecto se potencia si los sectores dinámicos en IA se conectan directamente con la economía global, generando pocos lazos con la economía doméstica. Las actividades más dinámicas tendrían entonces características de enclave .

Otro factor que podría debilitar la productividad es la falta de insumos complementarios por fallas en las organizaciones o escasez de capital humano. Citando el efecto Baumol, Aghion (2019) llama la atención sobre el hecho de que el crecimiento no es determinado por aquello en lo que la economía es mejor sino por la oferta de lo que es esencial pero difícil de mejorar.

(2) Empleo y distribución

Como la IA modifica la “división de tareas” entre las personas y las máquinas, la creación de entornos ricos en datos implica para una empresa en particular digitalizar buena parte de los procesos que eran realizados en forma analógica y por personas. Esto desafía a un conjunto amplio de puestos de calificación baja y media, usuales en el capitalismo de Bombay, pero también a la C-Suite. Al respecto, Andrew McAfee y Erik Brynjolfsson (2017) estudiaron cómo la aplicación de sistemas de IA en los modelos de negocios genera una fuerte competencia entre las estrategias que se desprenden de los datos y las que surgen de las opiniones de las personas mejor pagadas de las empresas (HiPPO por sus siglas en inglés). Existe, por ende, el temor de que la IA produzca un gran “desempleo tecnológico”. Sin embargo, Daron Acemoglu y Pascual Restrepo (2016) mostraron que el efecto sobre el desempleo es complejo. Según estos autores, la IA dispara dos tipos de efecto en el mercado de trabajo: uno de desplazamiento y otro de complementariedad (o “reintegración” a través de la creación de nuevas tareas para las personas). En base a este enfoque, Ian Cockburn, Rebecca Henderson y Scott Stern (2019) bucearon en bases de datos sobre publicaciones científicas y patentes y detectaron un patrón interesante: los sistemas de IA se van redireccionando desde aplicaciones asociadas a robots a otras intensivas en machine learning; las primeras ponían el foco en ahorrar mano de obra pero las segundas en complementar habilidades de las personas. Otro argumento que reduce los riesgos de desempleo tecnológico es la cuestión de la demanda. Como remarca James Bessen (2019), si bien la IA puede reducir las tareas asociadas con cada bien que se produce, si aumenta la cantidad total de bienes que se venden, la demanda de empleo no se reducirá. Bessen encuentra que en la primera y segunda globalización no hubo caída en los niveles de empleo, incluso en los sectores donde el proceso de automatización fue más acelerado. Recientemente, el Asian Development Bank realizó un diagnóstico sobre las TICs e IA para Asia, y encontró un resultado similar: si bien la automatización avanzará, la suba en los ingresos

propia de la resurgencia de China y países vecinos más que compensará ese shock negativo para el mercado laboral (ADB y otros 2018).

En los países emergentes, si operara la convergencia con el nivel de ingreso de los países avanzados, el efecto que encuentra Bessen debería ser muy fuerte. Por otra parte, las plataformas permiten conectar a trabajadores de servicios de alta calificación que se encuentran en países emergentes con la demanda de los países ricos, abriendo una ventana para generar mayores ingresos, tanto para las personas como para el país en conjunto. Aunque existe el riesgo de generar el efecto enclave ya mencionado.

En el capitalismo de Bombay se opera en contextos de alta informalidad. Para el capitalismo de Bombay las plataformas pueden ser una oportunidad para dotar de cierta formalidad -al menos, en el registro- de transacciones laborales que antes ocurrían en la oscuridad. Esto permitiría ampliar la cobertura de riesgos a los sectores informales. Pero en países como la Argentina ello demanda una modernización de la legislación laboral que puede encontrar resistencia política.

La adopción de la IA se asocia con incrementos en el premio por estudios terciarios debido al sesgo en favor del trabajo calificado de las tecnologías incorporadas al capital. También aumenta la participación del capital por la sustitución del trabajo. Una fuerza que actúa en sentido contrario en el caso de la IA, según Aghion et al. (2019), es la “enfermedad de los costos” de Baumol: el incremento de la productividad en las ramas dinámicas va acompañado por el incremento de salarios en las ramas de menor aumento de la productividad. Más allá de esto, debido a la desigualdad en la distribución en América latina, es de esperar que los sesgos redistributivos inducidos por la IA plantearán dificultades mayores que en los países desarrollados.

3. Organizaciones y marco institucional de la economía

Coase (1937) y los institucionalistas plantearon que los límites entre la firma y el mercado no vienen dados exógenamente, sino que dependen de los incentivos que enfrentan los agentes. Con la IA, hacia dentro de las firmas los contornos entre funciones y las jerarquías se van desdibujando y rediseñando de la mano de la unificación de los datos generados por los distintos departamentos y áreas funcionales. Pero lo que se vuelve realmente borroso es el contexto exterior de la firma: no es tan sencillo detectar dónde termina la organización -con sus reglas y jerarquías propias- y donde empiezan las transacciones de mercado. Ese contorno difuso está ocupado ahora por las plataformas de intermediación laboral. Estas plataformas están proveyendo un medio ideal para pasar del esquema contractual del largo plazo -típico del capitalismo de Detroit- a otro basado en contratos cortos o por pequeñas tareas (al límite, un gig). En relación con esto, es clave para las economías emergentes generar modelos eficientes para la profesionalización del sector servicios.

El valor económico de los datos plantea problemas de poder de mercado –por ejemplo, el uso de plataformas como barreras a la entrada–, de derechos de propiedad y de ética. Los países en desarrollo han tenido sistemáticamente dificultades para resolver este tipo de problemas debido a sus debilidades institucionales. La IA, no obstante, también podría aportar herramientas muy efectivas para países con burocracias poco eficientes para detectar fraudes y evitar el blanqueo de capitales de actividades ilegales. Utilizando algoritmos de aprendizaje profundo, las máquinas pueden analizar una enorme cantidad de transacciones en segundos.

Un hecho estilizado respecto de tecnologías de uso difundido es que en los inicios de la difusión la productividad media aumenta poco. Esto se debe a costos de ajuste organizacional y falta de innovaciones complementarias y de calificaciones y capital humano (Aghion et al.,2019). La cuestión de las complementariedades es de esencial importancia en el caso de las economías duales, con deficiencias de acumulación de capital humano y que mezclan firmas muy eficientes con otras de muy baja productividad.

Las organizaciones cambian con la adopción de la IA. Pero además de quién hace qué, importa en qué marco se da la cooperación entre capital y trabajo, y cómo ese marco está cambiando. Por lo tanto, habrá que adaptar el marco institucional de la economía. Por ejemplo, si bien hablamos de “mercado” de trabajo, en el capitalismo de Detroit las transacciones laborales eran principalmente mediadas por las jerarquías existentes dentro de la firma. Hoy, el contrato se usa más que la jerarquía para muchas tareas y, consecuentemente, las políticas públicas para el bienestar, el manejo de riesgos y la distribución tendrán que ser reformadas al estar muchas de las existentes asociadas directamente con la relación laboral y con las transacciones que ella genera. Las nuevas formas de contratación eliminan un “punto de entrada” para la política pública, y ello en la práctica puede derivar en pérdidas de beneficios para los trabajadores.

Pero las reformas de las reglas de juego pueden no ser sencillas. La adopción de tecnologías crea ganadores y perdedores (Trajtenberg, 2019) entre empresas, trabajadores y localidades. Esto es inherente al proceso de destrucción creativa usualmente asociado con los avances tecnológicos. Los cambios distributivos que resultan tienen efectos no sólo sobre el bienestar de los diferentes grupos sino, también, sobre la economía política que es la que determina en última instancia la viabilidad de las reformas.

Conclusión

El desafío es enorme porque a los problemas preexistentes del desarrollo, se agregan los de la automatización y la IA. Pero el premio en términos de productividad también lo es y probablemente lo obtengan los países que mejor

diseñen y manejen la transición de Belindia a la economía de la automatización y la IA, con oportunidades para todos. El enfoque analítico para el diseño de reformas y políticas debería ser necesariamente “orwelliano” en el sentido de prestar atención de forma conjunta a las transformaciones en el plano organizacional, institucional, distributivo y de economía política. Es un enfoque en línea con la concepción del crecimiento como un componente central pero no único del proceso de desarrollo.

Merece enfatizarse que las iniciativas en pro de la IA y de dotar a la población de las capacidades requeridas deberían implementarse coordinadamente. La disparidad de oportunidades en el marco de un sistema político democrático puede dar fácilmente lugar a dinámicas de economía política que diluyan los incentivos en favor de políticas públicas y reformas institucionales *de jure* necesarias para favorecer la innovación y la inversión. Los vínculos entre economía y política son esenciales porque es esta última y no la economía la que tiene la tarea de *adaptar* el marco institucional y de políticas públicas para las transformaciones organizacionales y para manejar los impactos distributivos que surgen al *adoptar* nuevas tecnologías de uso difundido como la IA en una economía dual.

Referencias

African Development Bank; Asian Development Bank; European Bank for Reconstruction and Development; y InterAmerican Development Bank (2018). *The Future of Work: Regional Perspectives*. Disponible en <https://www.adb.org/documents/adb-annual-report-2017>

Acemoglu, D. y P. Restrepo (2016), "The Race Between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment," *NBER Working Papers* 22252, National Bureau of Economic Research, Inc.

Aghion, P.; Jones, N. and C. I. Jones (2019), "Artificial Intelligence and Economic Growth". En Agrawal, A.; Gans, J.; y A. Goldfarb (eds.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. Chicago, Chicago University Press.

Bacha, E. (1974), "El Economista y el Rey de Belindia: Una Fábula para Tecnócratas". *Latin American Journal of Economics*-formerly *Cuadernos de Economía*, 1974, vol. 11, issue 33, 60-64.

Banco Mundial (2021) *Global Productivity: Trends, Drivers, and Policies*. Washington, DC: World Bank. doi:10.1596/978-1-4648-1608-6. License: Creative Commons Attribution CC BY 3.0 IGO

Bessen J. (2019), "Artificial Intelligence and Jobs: The Role of Demand." En Agrawal, A.; Gans, J.; y A. Goldfarb (eds.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. Chicago, Chicago University Press.

Boden, M. (2006), *Mind as Machine. A history of cognitive science*. Oxford, Oxford University Press.

Boix, C. (2019), *Democratic Capitalism at the Crossroads: Technological Change and the Future of Politics*. Princeton, Princeton University Press.

Coase, R. H. (1937) 'The nature of the firm', *Economica*, Volume 4, issue 16, November, 386-405.

Cockburn, I.; Henderson, R. y S. Stern (2019), "The Impact of Artificial Intelligence on Innovation: An Exploratory Analysis". En Agrawal, A.; Gans, J.; y A. Goldfarb (eds.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. Chicago, Chicago University Press.

García Zaballos, A.; Iglesias Rodríguez, E. y R. Martínez Ganza (2020), *Transformación digital: compartición de infraestructura en América Latina y el Caribe*. Washington, BID.

McAfee, A. y E. Brynjolfsson (2017), *Machine, Platform & Crowd*. New York, W. W. Norton & Company.

Mcmillan, M. y D. Rodrik (2011), "Globalization, Structural Change and Productivity Growth," 2011. In *Making Globalization Socially Sustainable*, edited by Mark Bachetta and Marion Jansen, Ginebra, International Labor Organization.

McKinsey Global Institute (2018) *Notes from the AI Frontier. Modeling the Impact of AI on the world economy*, Discussion Paper, September.

PWC (2018), *The macroeconomic impact of artificial intelligence*, PWC Report

Rodrik, D. (2016), "Premature deindustrialization," *Journal of Economic Growth*, vol 21(1), 1-33.

Trajtenberg, M. (2019), "Artificial Intelligence as the Next GPT: A Political-Economy Perspective". En Agrawal, A.; Gans, J.; y A. Goldfarb (eds.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. Chicago, Chicago University Press.

Inteligencia Artificial, Empleo y Desigualdad *

*Académico Leonardo Gasparini ***

1. Introducción

Entre la enorme variedad de factores que afectan el empleo y los ingresos, la tecnología es uno de los de mayor impacto. La Revolución Agrícola, hace alrededor de 10.000 años, transformó la tecnología para obtener alimentos y facilitó la acumulación, y con ella el surgimiento de las ciudades, del Estado y de las desigualdades económicas. Hace más de 200 años, otra revolución, la Industrial, modificó radicalmente la forma de producir, afectando el empleo y la distribución del ingreso tanto dentro de cada país, como entre países (Deaton, 2013). Muchos afirman que en las últimas décadas del siglo XX se inició otra revolución, impulsada por el uso masivo de nuevas tecnologías de procesamiento y comunicación, que están transformando una vez más las formas de producir. La mecanización y automatización, inicialmente en el agro y la industria manufacturera, pero ya extendida a muchos sectores de servicios, ha ido transformando la estructura de empleo y de ingresos, primero en los países desarrollados y progresivamente en el resto del mundo. A ese proceso de cambio tecnológico acelerado, en los últimos años se ha sumado un nuevo fenómeno de características inéditas: la inteligencia artificial

* Esta nota forma parte de la contribución de la Academia Nacional de Ciencias Económicas al trabajo Inter-Academias *Inteligencia Artificial: una mirada multidisciplinaria*. Agradezco el estímulo y los valiosos comentarios de Fernando Navajas.

** Afiliación: (i) Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales (CEDLAS), Instituto de Investigaciones Económicas, Facultad de Ciencias Económicas, Universidad Nacional de La Plata, (ii) CONICET y (iii) Academia Nacional de Ciencias Económicas.

(IA). Este término, aun de uso ambiguo, suele englobar desde (i) rutinas de aprendizaje automático (*machine learning*) que permiten realizar más eficientemente tareas de predicción en contextos complejos, y que reemplazan actividades humanas (ej. traducción de idiomas, lectura de estudios médicos, manejo de camiones, análisis financiero, atención al público) hasta (ii) potenciales desarrollos de computadoras que superen la inteligencia humana (Agrawal *et al.*, 2021). Lo inédito de la IA respecto de cambios tecnológicos anteriores es que esta vez la tecnología desarrollada es capaz de realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana, en lugar de reemplazar actividades manuales, rutinas mecánicas o tareas básicas repetitivas.

El desarrollo de la IA es todavía incipiente y su impacto sobre la economía aun marginal, pero pocos dudan de su potencial para transformar profundamente la estructura económica y la vida diaria de millones de personas. Una preocupación infaltable en todo debate es el potencial impacto que el desarrollo de la IA podría tener sobre el empleo y la distribución de ingresos.¹ Este debate suele estar poblado de posturas extremas: por un lado los argumentos alarmistas que pronostican el fin del trabajo para los seres humanos, y por el otro la confianza en que, como ha ocurrido en el pasado, los desajustes sean solo pasajeros y la tecnología genere mejoras en el nivel de vida y los salarios para la inmensa mayoría.

Esta breve nota resume algunos de los argumentos en el aún incipiente estudio de las implicancias de la IA sobre el mercado laboral y la desigualdad. A diferencia de la gran mayoría de los temas, donde la investigación económica se nutre de evidencia empírica sobre hechos pasados, el análisis de la IA es en gran parte aun prospectivo, y por lo tanto necesariamente más especulativo y menos riguroso.

2. El efecto sobre el empleo

Una de las preocupaciones centrales sobre el desarrollo de las nuevas tecnologías, y en particular de la IA, es el impacto sobre el empleo. Si las computadoras aprenden a

¹ En un reciente libro del prestigioso *National Bureau of Economic Research* (Agrawal *et al.*, 2021) que examina todos los aspectos económicos de la IA, 5 de un total de 24 capítulos están enteramente dedicados a discutir el posible efecto sobre el empleo y la distribución del ingreso, y varios otros hacen referencia a esos temas.

hacer nuestras actividades cognitivas y creativas y los robots pueden replicar nuestras tareas manuales, ¿en qué trabajaremos los humanos? La mayor parte de los economistas que han analizado esta pregunta coinciden en dos respuestas generales que distinguen los efectos de corto y largo plazo. Es muy probable que en el corto plazo la incorporación de tecnología impacte negativamente sobre la demanda de trabajo en aquellas ocupaciones desafiadas, y en consecuencia afecte el nivel y la estructura de empleo. En cambio, los efectos de equilibrio general sobre el empleo y los salarios en el largo plazo son más difíciles de determinar, y no necesariamente negativos.

Uno de los modelos más usados para pensar estos problemas es el propuesto por Acemoglu y Restrepo (2016), quienes puntualizan dos efectos: desplazamiento y reincorporación. El primero es el más directo y de corto plazo. Las máquinas desplazan a los humanos, incluso en tareas que hasta hace poco parecían a salvo de la ola tecnológica. Este desplazamiento reduce la demanda de trabajo y aumenta posiblemente el desempleo, dependiendo de la flexibilidad en los salarios para ajustarse a la nueva situación. Acemoglu y Restrepo (2016) argumentan que a este efecto desplazamiento se le opone un efecto reincorporación (*reinstatement*). Por un lado, el aumento de la productividad y la acumulación de capital expanden la demanda de trabajo y, más importante aún, el cambio tecnológico crea nuevas tareas, funciones y actividades en las que el trabajo tiene una ventaja comparativa en relación con las máquinas; al menos por un tiempo y hasta que la IA no tome formas extremas. El balance entre los dos efectos es incierto y depende del plazo que se considere, de las rigideces del mercado laboral y de la velocidad en cerrar el *mismatch* generado por la demanda de nuevas habilidades.

La evidencia concreta sobre IA es casi inexistente, pero sí existe abundante evidencia sobre el impacto de la incorporación de otras tecnologías desplazadoras de mano de obra, especialmente en países desarrollados. En un estudio para nuestra región, Gasparini *et al.* (2021) encuentran que en las últimas dos décadas el crecimiento del empleo fue significativamente menor en las ocupaciones más fáciles de automatizar. Brambilla *et al.* (2021a) utilizan datos de incorporación de robots en

la producción en Argentina, Brasil y México y encuentran que los distritos más expuestos a la adopción de robots tuvieron un peor desempeño en relación con los menos expuestos en términos de desempleo, informalidad e ingresos. La incorporación de tecnología es inicialmente un proceso traumático.

La determinación de ganadores y perdedores naturalmente depende del cambio tecnológico puntual bajo estudio. El proceso de mecanización de la producción en la industria manufacturera de las últimas décadas del siglo XX fue claramente sesgado en contra de la mano de obra no calificada (Katz y Murphy, 1992). En cambio, al menos para muchos países desarrollados, los avances más recientes en automatización y robotización han perjudicado en mayor medida a los trabajadores semi-calificados en empleos de salarios medios caracterizados por tareas rutinarias (Autor y Dorn, 2013).

A diferencia de esas tecnologías de automatización, aún no está claro que los futuros avances en IA continúen teniendo un sesgo a favor de la mano de obra calificada. De hecho, muchas de las tecnologías de IA están avanzando en reemplazar tareas típicamente realizadas por trabajadores calificados (ej. contadores, abogados, arquitectos). Por ahora, sin embargo, la amenaza sobre estas ocupaciones de salarios más altos parece algo lejana. Brambilla *et al.* (2021b) utilizan indicadores de perspectivas futuras de automatización por ocupación a partir de las predicciones de expertos en *machine learning* para la próxima década, y los aplican a la estructura ocupacional de las seis economías más grandes de América Latina. Los autores concluyen que al menos por ahora, y de acuerdo a esas proyecciones, es probable que los trabajadores no calificados y semi-calificados sigan asumiendo la mayor parte de los costos de ajuste ante el cambio tecnológico.

3. El efecto sobre la distribución del ingreso

“We believe that the primary economic challenge posed by the proliferation of AI will be one of income distribution” (Korinek y Stiglitz, 2021). Muchos analistas comparten esta preocupación. Las nuevas tecnologías tienen efectos asimétricos sobre la

demanda de los distintos factores de producción, por lo que el impacto sobre la desigualdad puede ser significativo y perdurable.

En general, los analistas coinciden en algunas predicciones, en parte basadas en evidencia pasada, en parte en modelos teóricos y conjeturas sobre el desarrollo y adopción de tecnologías de IA. La predicción más usual es que las nuevas tecnologías reforzarán una tendencia iniciada hace décadas hacia el aumento del *share* del capital y la reducción del *share* del trabajo en el ingreso nacional (ej. Sachs, 2021). Dada la mayor concentración de la propiedad del capital en los percentiles superiores de la distribución del ingreso, el impacto esperado es desigualador. En esa misma dirección opera el incremento de las rentas de los innovadores, esperable en un contexto de mercados para la innovación no perfectamente competitivos.

Las predicciones sobre el impacto asimétrico sobre los distintos tipos de trabajo son más inciertas. Algunos prevén la continuación del sesgo pro-trabajo calificado, que ha resultado significativamente desigualador (Autor, Katz, and Krueger 1998). Otros, en cambio sostienen que los futuros cambios tecnológicos asociados con la IA afectarán más a los trabajadores de mediana y alta calificación, con lo que el impacto distributivo se vuelve menos claro (Sachs, 2021).

Es esperable que no solo la distribución del ingreso interna de cada país, sino también la distribución del ingreso *entre países* se vea afectada por el desarrollo de tecnologías avanzadas de IA. En particular, los países en desarrollo podrían verse perjudicados al disminuir el atractivo de la producción *off shore*, dado que el costo laboral se vuelve menos relevante. Las nuevas tecnologías tienden a ahorrar mano de obra y recursos naturales, los factores de producción más abundantes en los países en desarrollo. Adicionalmente, muchas de las nuevas tecnologías implican una dinámica de "el ganador se lo lleva todo", en la que los países en desarrollo tienen menos chances de competir (Korinek y Stiglitz, 2021b).

4. Comentarios finales

Los avances tecnológicos han sido el principal motor del progreso humano. Después de un cambio tecnológico las sociedades son más productivas y más ricas en el agregado, y por lo tanto en principio todos sus integrantes podrían potencialmente beneficiarse. En la práctica, sin embargo, las imperfecciones de mercado y los costos de eficiencia de la política redistributiva, entre otros factores, impiden compensar totalmente a los perdedores. Las consecuencias distributivas de las innovaciones tecnológicas suelen ser entonces muy relevantes, hasta el punto de, incluso, amenazar su sustentabilidad.

Los avances en IA suponen un cambio tecnológico de magnitud y consecuencias todavía impredecibles. El análisis y monitoreo de sus consecuencias sobre el empleo y los ingresos será vital para asegurarse que los beneficios potenciales que generen estas extraordinarias tecnologías sean compartidos por todos. Los próximos años serán seguramente fértiles en la investigación sobre estos temas, a medida que las tecnologías se expandan y generalicen, y comiencen a generarse datos que permitan estudiar sus efectos con menos conjeturas y más rigurosidad.

Referencias

- Agrawal, A., Gans, J. y Goldfarb, A. (eds.) (2021). *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, University of Chicago Press.
- Acemoglu, D. y Restrepo, P. (2016). The Race between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment. *American Economic Review* 108 (6).
- Autor, D. y Dorn, D. (2013). The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labour Market. *American Economic Review*, Vol. 103, No. 5.
- Autor, D., Katz, L. y Krueger, A. (1998). Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market? *Quarterly Journal of Economics* 113 (4).
- Brambilla, I., César, A., Falcone, G. y Gasparini, L. (2021a). The impact of robots in Latin America: Evidence from local labor markets. CEDLAS-UNLP.
- Brambilla, I., César, A., Falcone, G., Gasparini, L. y Lombardo, C. (2021b). The Risk of Automation in Latin America. Documentos de Trabajo del CEDLAS N° 281, CEDLAS-UNLP.
- Deaton, A. (2013). *The Great Escape: Health, Wealth, and the Origins of Inequality*. Princeton University Press.
- Gasparini, L., Brambilla, I., César, A., Falcone, G. y Lombardo, C. (2021). Routinization and Employment: Evidence for Latin America. Documentos de Trabajo del CEDLAS N° 276, CEDLAS-UNLP.
- Katz, L. y K. Murphy (1992). Changes in relative wages, 1963–1987: supply and demand factors. *The Quarterly Journal of Economics*, 107(1).
- Korinek, A. y Stiglitz, J. (2021a). Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment. En Agrawal *et al.* (2021).
- Korinek, A. y Stiglitz, J. (2021b). Artificial Intelligence, Globalization, and Strategies for Economic Development. Working Paper No. 146, Institute for New Economic Thinking.
- Sachs, J. (2021). R&D, Structural Transformation, and the Distribution of Income. En Agrawal *et al.* (2021).

Aspectos (MACRO)económicos de la inteligencia artificial[†]

Académico **Daniel Heymann**[‡] y Pablo Mira[‡]

1. Perspectivas de ciencia ficción

Hace ya un buen tiempo Isaac Asimov (1980), extraordinaria figura que combinó alto talento de escritor con rigurosa formación científica y, de paso, se ocupó tempranamente (1942) de los problemas éticos asociados con la robótica “humanoide”, definió a la ciencia ficción como “la muy *relevante* rama de la literatura que se ocupa de las respuestas humanas a cambios en la ciencia y la tecnología” (énfasis en el original). Agregaba que un escritor de ciencia ficción “...no intenta ser un profeta. Su trabajo se realiza no necesariamente acertando en sus previsiones, sino martillando en una historia tras otra que la vida será diferente”. Quien ensaya imaginar las características de un futuro marcado por el cambio tecnológico enfrenta una situación análoga: quiera que no, debe conformar un escenario virtual que, por hipótesis, difiere sustantivamente de aquellos sobre los cuales construyó sus esquemas de interpretación y análisis.

Con mayor o menor percepción de intensidad, la incertidumbre sobre el futuro es un rasgo genérico del contexto social, tanto a efectos de la toma de decisiones concretas como del estudio y generación de hipótesis y prospectivas. Ante la eventualidad de agudas modificaciones en condiciones y comportamientos, las actitudes suelen dividirse entre la consigna de que enfrentamos un nuevo falso positivo (“cuanto más cambia, más es lo mismo”) y la afirmativa de que “esta vez sí es diferente”. La historia ha sido testigo de grandes avances técnicos (en materia nuclear o espacial, sea) que no

[†] Este artículo está basado en Heymann y Mira (2018). Agradecemos los comentarios y aportes de Fernando Navajas, Santiago Chelala, Daniel Aromí, Santiago Cesteros, Gustavo Montero y Javier Legris. Aplica el descargo usual.

[‡] Universidad de Buenos Aires. Facultad de Ciencias Económicas. Buenos Aires, Argentina. CONICET-Universidad de Buenos Aires. Instituto Interdisciplinario de Economía Política de Buenos Aires (IIEP-BAIRES). Buenos Aires, Argentina.

alcanzaron a trastocar las actividades cotidianas de la mayoría de las personas¹ del modo en que lo hicieron los impactos desde direcciones menos previstas (como las tecnologías de información y comunicación).

En estos tiempos hay razones para pensar que están en marcha transformaciones en gran escala, que hacen avizorar cambios considerables en el mundo del trabajo y la producción, y hasta pueden redefinir la propia posición en el mundo del “primate pensante”. La atención se concentra en estos días en la inteligencia artificial (IA), sus perspectivas y potenciales implicancias. En un intervalo de pocos años, el tema se ha vuelto omnipresente en los medios y en el ámbito académico, como lo indica una medida de las referencias al término en medios internacionales de prensa. En el campo de la investigación económica, una búsqueda sencilla de documentos que mencionan IA en un sitio de consulta usual (www.nber.org) arroja un número apreciable de registros relacionados con el tema.

El conjunto englobado en el término IA contiene un amplio espectro de elementos. Contamos en él desde instrumentos relativamente sencillos y especializados destinados a realizar tareas como el reconocimiento de ciertos patrones específicos (firmas en documentos), hasta procedimientos complejos capaces de un desempeño “más que humano” en actividades que requieren elevadas habilidades de razonamiento. Imaginando futuros, se prometen entes dotados de capacidades de “inteligencia general” ampliamente superiores a las del *sapiens sapiens*². Los últimos años han estado marcados por un progreso intenso³, y a decir de expertos (LeCun, 2018), está abierta la búsqueda de sistemas entrenados sin supervisión, capaces de

¹ Reservando juicio sobre el futuro, tal vez no tan lejano (véase Hawking, 2018; Tollefson, 2018). En el propio campo de desarrollo de la inteligencia artificial ha habido fluctuaciones en la velocidad y dirección de los avances. Por ejemplo, el interés por los esquemas de redes neuronales atravesó períodos de baja actividad antes de tomar fuerte impulso con las modernas técnicas de “aprendizaje profundo” (*deep learning*).

² Para estos propósitos, una definición útil (aunque necesariamente borrosa) de inteligencia puede ser “esa suerte de cosa que emerge de los cerebros, que puede jugar ajedrez, ponerle precio a activos financieros, inventar proyectiles, y descubrir la gravedad observando luces movibles en el cielo y que, si una máquina la poseyera en suficiente cantidad podría permitirle inventar la nanotecnología molecular; y así de seguido” (Yudkowsky, 2013). Para una evaluación crítica de la noción de la inteligencia como una variable escalar, y del argumento según el cual las máquinas están prontas a “superar la inteligencia humana”, ver Kelly (2016).

³ Algunos de estos avances tuvieron alta repercusión pública, como cuando un robot superó el puntaje requerido en China en el examen que habilita para el ejercicio de la medicina (Si y Yu, 2017), o se concretó el éxito del programa *AlphaGoZero* en el juego de Go, que superó a jugadores humanos y a otros programas habiéndose entrenado sin utilizar datos humanos (cf. <https://deepmind.com/research/alphago/>). Al mismo tiempo, se han formulado advertencias sobre las limitaciones de los algoritmos en su estado actual (por ejemplo, LeCun, *op.cit.*; Hofstadter, 2018).

inteligencia no especializada y dotados de algún tipo de sentido común⁴. Lo cual se acerca bastante a la aspiración de llegar en algún momento a construir émulos artificiales, y tal vez mejorados, de los agentes económicos de carne, hueso y neuronas biológicas para desarrollar tareas que demandan avanzadas destrezas cognitivas.

Cuándo, cómo y con qué consecuencias podría ocurrir la irrupción de la IA en la vida social no resulta claro, especialmente para meros macroeconomistas. Otros están mucho más calificados que nosotros para opinar sobre posibles implicancias en los campos laborales y distributivos. Como sea, estas notas presentan a modo de ensayo algunas reflexiones sobre posibles efectos económicos de la IA, más unos breves comentarios auto-referenciales sobre potenciales impactos en la propia disciplina. Dada la naturaleza del ejercicio, nos permitimos incluir algunas consideraciones de tipo valorativo, y también diversas excursiones conjeturales.

2. Productores, usuarios y consumidores de IA

“Hacer predicciones es difícil, especialmente sobre el futuro”, se le atribuye haber dicho a Niels Bohr⁵. Un punto de atención usual en estos campos es el referido a los efectos del cambio tecnológico sobre el crecimiento económico y sobre la existencia e intensidad de los efectos de rendimientos decrecientes de la aplicación de ciertos insumos a la producción. En la actualidad existe discusión sobre los determinantes de la desaceleración del incremento de productividad (en particular en los EEUU) pese al continuo crecimiento en los recursos dedicados a investigación y desarrollo (ver por ejemplo Knott, 2017). Al mismo tiempo, se ha sostenido que la IA podría inducir un crecimiento económico rápido y sostenido (Yudkowsky, 2013). En cuanto a los impactos sobre el empleo, seguramente se abrirán complementariedades entre la IA y las habilidades personales, sea con individuos encargados de “asistir” al algoritmo (por ejemplo, vía entrenamiento o calibración), o bien utilizando sus servicios. Pero también es de esperar una considerable sustitución de mano de obra (*cf.* Frey y Osborne, 2013; también Acemoglu y Restrepo, 2017a y 2017b; y Korinek y Stiglitz, 2017).

Es probable que la presencia ubicua de la IA se vea acompañada por una considerable asimetría en las maneras en que las personas se vinculan con ella. En el ámbito específico del uso de la IA en la producción, se han distinguido categorías de ocupaciones como los "entrenadores" de sistemas, los "comunicadores" de tecnología que explican las salidas de los sistemas de IA a los clientes; y los "verificadores" para

⁴ LeCun (*op.cit.*) define sentido común como la habilidad para emplear experiencias anteriores y hacer uso de información no formalmente estructurada, a efectos de llenar huecos en la descripción de entornos complejos y del conocimiento sobre ellos, para su uso en la toma de decisiones.

⁵ Tal vez valga aludir también a otra de sus líneas memorables: “Nunca te expreses más claramente de lo que seas capaz de pensar” ...

monitorear el rendimiento de los sistemas de IA y su cumplimiento de estándares predeterminados. En términos más generales, es posible que se generen brechas sociales entre quienes posean capacidades para contribuir a la construcción de instrumentos de IA, quienes empleen esos sistemas productivamente, y los grupos que se limiten a utilizar servicios de IA con fines de consumo a modo de salidas de cajas negras.

La difusión de la IA también afectará por carriles diversos la división internacional del trabajo. En el diseño y construcción de sistemas de IA es probable que operen significativos efectos de escala. Los algoritmos de exploración de internet, por ejemplo, calibran las búsquedas de manera de asegurar que “más clientes generen más datos que generen más consumidores” (Goldfarb y Trefler, 2018). Dado que la rentabilidad de contar con un equipo con IA en una empresa depende del espectro de aplicaciones sobre los cuales se trabaje, y que los propios datos que sirvan de insumos al aprendizaje de los programas pueden tener usos múltiples, las nuevas tecnologías también dispondrían de economías de alcance. Un tercer rasgo de la investigación y desarrollo en IA son las externalidades de conocimiento, asociadas al acceso directo e inmediato a una variedad de ideas y destrezas no codificadas, pero potencialmente útiles. En conjunto, estas condiciones podrían propiciar la concentración geográfica de la actividad de punta, una secuela de lo que hoy ya ocurre con polos de alta especialización en los EEUU, crecientemente en China, y en algunos centros europeos.

Si las grandes ligas están más o menos reservadas a jugadores pesados, sigue abierta la cuestión sobre el cuadro de oportunidades que enfrentarían economías periféricas de ingreso medio, como las latinoamericanas, tanto en lo que hace a posibilidades como a alternativas de política. En cualquier caso, refugiarse en el rol de consumidores pasivos de innovaciones empaquetadas es una opción poco atractiva e incluso riesgosa, porque implicaría acotar capacidades de adaptación en entornos probablemente inestables. Inversiones en la adquisición, conservación en el país (punto no trivial dada la atracción de los centros) y difusión de competencias en la materia pueden facilitar la búsqueda de usos productivos de las tecnologías en contextos locales, e identificar potenciales áreas donde aplicar esfuerzos propios de I+D con expectativas de éxito. Esto operaría en paralelo con procesos de difusión capilar del uso de las tecnologías en diversas aplicaciones productivas.

3. Decisiones económicas con IA; aprendizaje de personas y máquinas

Resulta natural que sistemas dedicados al procesamiento de información se apliquen a procesos de decisión económica. El papel que cumpla la IA en ese contexto puede variar en un rango amplio, desde la provisión de datos elaborados de manera más o

menos elemental, pasando por la formulación de proyecciones, hasta la recomendación de estrategias. En el límite, la IA podría ser capaz de implementar directamente acciones elegidas por el sistema, constituyéndose en un agente de decisión con algún grado de autonomía.

Esto ha empezado a ocurrir, y no por parte de actores secundarios. Existen fondos de inversión que se publicitan como manejados por IA (véase Kumar, 2017). Cotidianamente se deciden otorgamientos o rechazos de crédito en base a *scorings* automatizados. Los gigantes del negocio informático (y otros no tan grandes) explotan la vasta cantidad de datos de las búsquedas en internet y de transacciones en línea para identificar patrones de comportamiento que les permitan aumentar beneficios calibrando las propiedades y los precios de sus servicios. Específicamente, se ha venido explorando el uso de la IA como instrumento para mejorar el diseño de mecanismos de transacción y contratación (Milgrom y Tadelis, 2018). La utilización de algoritmos por empresas a efectos de la determinación de precios de venta ha venido tomando importancia, no siempre con resultados exitosos (Bertini y Koenigsberg, 2021).

El avance de la sofisticación de los sistemas y de los alcances de su aplicación podría derivar en una creciente delegación de aspectos centrales de las decisiones del usuario humano. En contextos económicos, estas circunstancias dan lugar naturalmente a problemas de principal-agente, aunque con un “agente artificial” la interacción adopta características peculiares. En una relación típica, el principal se vincula con un agente con intereses y objetivos propios, que además cuenta con información y conocimiento superiores en los ámbitos relevantes para la interacción. La propiedad distintiva en la relación entre humanos es que el agente dispone de un aparato cognitivo similar al del principal, y además goza de capacidad de introspección. Esto implica que, por un lado, el agente puede comportarse estratégicamente y, por el otro, que está en condiciones de “dar cuenta de sus actos” o de sus recomendaciones, explicando el razonamiento subyacente. En el estado actual de los sistemas de IA basados en redes neuronales, la relación podría en principio contar con una alineación de incentivos si el sistema ha sido entrenado con un propósito definido compatible con los deseos del principal humano⁶. Pero el asesoramiento o recomendación por parte de un sistema sin capacidad explicativa se parecería mucho al de un oráculo, afectando la evaluación sobre su confiabilidad. En cambio, si una IA con capacidades muy superiores a las humanas para la tarea en cuestión estuviera dotada de introspección, evaluar las salidas generadas por el

⁶ Excede a esta discusión considerar los dilemas que surgirían ante sistemas de IA dotados de “voluntad propia” en cuanto a la selección de objetivos. Los temores acerca de esta posibilidad fueron expresados por figuras prominentes como por ejemplo Hawking (2014), pero descartados por otras (Yudkowsky, 2008).

sistema puede crear dilemas simétricos: la IA “justifica” su producto, pero el argumento excede la comprensión del demandante.

Estas dificultades podrían condicionar la difusión de “contratos inteligentes” de cierta complejidad diseñados por IA, o con su ayuda. Las personas que reciben una oferta para participar en tales arreglos podrían exhibir una actitud precautoria frente a la asimetría de conocimiento en favor de la contraparte que realiza la propuesta pero que no logra racionalizar por qué desea incluir una u otra cláusula. El problema de justificación podría derivar en ramificaciones legales si uno de los participantes en un contrato construido por IA presenta un reclamo invocando después del hecho una especificación arbitraria o discriminatoria del arreglo (Bostrom y Yudkowsky, 2014).

Hasta aquí la discusión se refirió a sistemas aislados de IA operando en un entorno dado. Sin embargo, la evolución de las economías vendrá dada por el resultado colectivo del comportamiento de las personas interactuando entre sí y con los ecosistemas de IA de distinta naturaleza y área de aplicación que vayan emergiendo.

Como proposición general, el aprendizaje por parte de los agentes económicos induce comportamientos que a su vez varían el paisaje donde se desenvuelve cada uno de ellos⁷. Esto vale tanto para humanos como para artefactos. Todos ellos, a su modo, estarían además sujetos al problema de inducción, buscando utilizar información pasada para proyectar futuros que no necesariamente reproducirán los patrones previos. La aparición de la IA como agente, o elemento influyente, en decisiones económicas tendría el potencial de generar tales modificaciones relevantes en el entorno. Esos cambios tendrían características particulares, si es que los nuevos actores agregan capacidad cognitiva respecto de la que se aplicaba anteriormente. En un escenario de ese tipo, tenderían a producirse o acentuarse asimetrías en la calidad de las decisiones entre quienes tengan acceso a los sistemas artificiales (y, según el caso, estén en condiciones de interactuar con ellos) y quiénes no. Al mismo tiempo, la velocidad de cambio del contexto económico podría acelerarse debido a los procesos colectivos de aprendizaje y adaptación de los sistemas de IA, sobre todo si éstos son más responsivos que los agentes humanos⁸.

La influencia de la IA puede repercutir significativamente en el desempeño macroeconómico, que depende crucialmente de las percepciones y expectativas de los

⁷ En última instancia, la conocida “crítica de Lucas” (1976) representa una instancia particular de esta proposición con el aditamento, innecesario, de una hipótesis no bien definida sobre “racionalidad” de expectativas (cf. Heymann y Pascuini, 2021).

⁸ Por supuesto, la IA podría y debería aprender acerca de la falibilidad de extrapolaciones simples en condiciones fluidas, y acerca del efecto agregado de esos aprendizajes. Resulta difícil adivinar las propiedades de un sistema impulsado por una evolución así.

actores. En particular, surge la pregunta sobre cómo puede afectar la IA a la emergencia de crisis sistémicas.

Como fenómenos donde uno de los rasgos centrales es la ruptura de contratos y promesas, las crisis están asociadas intrínsecamente con una difundida frustración de expectativas, que se manifiesta en una evolución de los ingresos marcadamente distinta de la esperada, desembocando en instancias donde es necesario procesar numerosas instancias de obligaciones financieras de incierto o imposible cumplimiento

El desarrollo de sistemas de IA puede dar lugar a que los procesos de decisión individuales sean crecientemente sofisticados e informados pero, al mismo tiempo, tiene el potencial de aumentar la complejidad del entorno donde esos sistemas se desenvuelven. No habría garantía de que no emerjan en el camino errores colectivos con implicancias macroeconómicas, como ha ocurrido en variadas oportunidades con decisores humanos, especialmente en períodos de transición económica y tecnológica. Es decir, sería difícil esperar que la IA convierta a las crisis en hechos del pasado.

La irrupción de la IA indudablemente repercutirá sobre las tareas de investigación y análisis, y esto no excluye al campo de la economía. Aquí también habrá relaciones de complementación y sustitución entre los trabajos humanos y de los sistemas artificiales, y probablemente cambios apreciables en las modalidades de análisis.

Si alguna vez la IA está en condiciones de percibir ironías, tal vez sonría a su modo ante la hipótesis típica en el análisis económico actual de que el agente económico de carne y hueso es un estricto optimizador dado un conocimiento maximal de su entorno. Se puede conjeturar que los esquemas de análisis subyacentes en los productos macroeconómicos de IA tenderán a diferir de las representaciones de equilibrio general donde los comportamientos de los agentes se postulan a partir de problemas de óptimo, y se moverán hacia modelos de múltiples agentes (*cf.* Janssen y Ostrom, 2006; Heymann, Perazzo y Zimmermann, 2013) que interactúan en entornos fluidos donde resulta difícil formular procedimientos de identificación de conductas estrictamente maximizadoras, y donde las reglas de decisión se derivan de la observación de muchas instancias de comportamiento reales a través de las huellas que dejan los agentes en sus acciones *online*. En este caso, puede ocurrir que la ventaja comparativa en la construcción y operación de los modelos pase del restringido ámbito académico a entidades privadas (además de las públicas) con gran capacidad de obtención de datos y masas de información procesable, y que pueden tener un interés especial para la elaboración de instrumentos destinados a representar y proyectar la evolución macroeconómica.

Referencias

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2017a). *Low-Skill and High-Skill Automation* (No. w24119). National Bureau of Economic Research.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2017b). *Robots and jobs: Evidence from US labor markets*. (No. w23285). National Bureau of Economic Research.

Asimov, I. (1942). Runaround; en *I Robot* (1950).

Asimov, I. (1980). Reportaje recuperado de <https://www.motherearthnews.com/nature-and-environment/science-technology-isaac-asimov-zmaz80sozraw?ViewAll=True>

Bertini, M. y O. Koenigsberg, (2021): The Pitfalls of Pricing Algorithms, *Harvard Business Review*, <https://hbr.org/2021/09/the-pitfalls-of-pricing-algorithms>

BID (2017). Robotlución. El futuro del trabajo en la integración 4.0 de América Latina.

Bostrom, N. y Yudkowsky, E. (2014). The ethics of artificial intelligence. *The Cambridge handbook of artificial intelligence*, 316-334.

Frey, C. B., y Osborne, M. (2013). The future of employment. How susceptible are jobs to computerisation.

Goldfarb, A., y Trefler, D. (2018). *AI and International Trade* (No. w24254). National Bureau of Economic Research.

Grace, K., Salvatier, J., Dafoe, A., Zhang, B., y Evans, O. (2017). When will AI exceed human performance? Evidence from AI experts. *arXiv preprint arXiv:1705.08807*.

Guerreiro, J., Rebelo, S., y Teles, P. (2017). *Should Robots be Taxed?* (No. w23806). National Bureau of Economic Research.

Hawking, S. (2014). *Stephen Hawking warns artificial intelligence could end mankind*. Recuperado de <http://www.bbc.com/news/technology-30290540>

Hawking, S. (2018). *Stephen Hawking on Space Exploration*. Recuperado de <http://channel.nationalgeographic.com/live-from-space/videos/stephen-hawking-on-space-exploration/>

Heckman, J. J. (2006). Skill formation and the economics of investing in disadvantaged children. *Science*, 312(5782), 1900-1902.

Heymann, D. y P. Mira (2018): Inteligencia Artificial y (Macro)Economía: Algunas Notas, en *AlgoritmoLandia BID- INTAL*, Planeta

Heymann, D. y P. Pascuini (2021): On the (In)consistency of RE Modeling, *Corporate and Industrial Change*, 30, 2 (April), pp. 347-356

Heymann, D., R. Perazzo y M. Zimmermann (2013): *Economía de Fronteras Abiertas: Exploraciones en Sistemas Sociales Complejos*, Editorial Teseo- UdeSA, Buenos Aires

Hofstadter, D. (30 de enero de 2018). *The Shallowness of Google Translate*. Recuperado de <https://www.theatlantic.com/technology/archive/2018/01/the-shallowness-of-google-translate/551570/>

Janssen, M. y E. Ostrom (2006): "Empirically Based, Agent- Based Models", *Ecology and Society*, 11(2)

Kelly, K. (2017). *The Inevitable: Understanding the 12 Technological Forces That Will Shape Our Future*. Penguin Books, New York.

Keynes J.M (1930; 2010). Economic Possibilities for Our Grandchildren. En: *Essays in Persuasion*. Palgrave Macmillan, London.

Knott, A.M. (21 de marzo de 2017). *Is R&D Getting Harder, or Are Companies Just Getting Worse At It?* Recuperado de <https://hbr.org/2017/03/is-rd-getting-harder-or-are-companies-just-getting-worse-at-it>

Korinek, A., y Stiglitz, J. E. (2017). *Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment* (No. w24174). National Bureau of Economic Research.

Kumar, N. (5 de diciembre de 2017). Recuperado de: <https://www.bloomberg.com/news/features/2017-12-05/how-ai-will-invade-every-corner-of-wall-street>

Lecun, Y. (2018). *Deep Learning and the future of Artificial Intelligence*. Conferencia recuperada de <https://www.youtube.com/watch?v=RM-Jtc2ryfM>

Lucas, R., (1976). *Econometric policy evaluation: A critique*. Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, Elsevier, vol. 1(1), pp 19-46, January.

Manyika, J., Lund, S., Chiu, M., Bughin, J., Woetzel, J., Batra, P., Ko, R. & Sanghvi, S. (2017). Jobs lost, jobs gained: Workforce transitions in a time of automation. *McKinsey Global Institute*.

Milgrom, P. y Tadelis, S. (2018). *How Artificial Intelligence and Machine Learning Can Impact Market Design*. (No. w24282). National Bureau of Economic Research.

Shonkoff, J. y Phillips, D. (2000). From Neurons to Neighborhoods: The Science of Early Child Development, *National Academies Press*, Washington D.C.

Si, M. y Yu, C. (2017). *Chinese robot becomes world's first machine to pass medical exam*. Recuperado de http://www.chinadaily.com.cn/bizchina/tech/2017-11/10/content_34362656.htm

Tollefson, J. (2018). *MIT launches multimillion-dollar collaboration to develop fusion energy*. Recuperado de <https://www.nature.com/articles/d41586-018-02966-3>

Wilson, J., Alter, A. & Shukla, P. (2016). Recuperado de: <https://hbr.org/2016/02/companies-are-reimagining-business-processes-with-algorithms>

Yudkowsky E. (2008). Artificial Intelligence as a Positive and Negative Factor in Global Risk". *Global Catastrophic Risks*, ed. Nick Bostrom and Milan Cirkovic (Oxford University Press): 308-345.

Yudkowsky, E. (2013). Intelligence explosion microeconomics. *Machine Intelligence Research Institute*, accessed online October, 23, 2015.

La inteligencia artificial, el mercado de trabajo y la educación.

Académica *Luisa Montuschi*

La Inteligencia Artificial (IA) constituye la más importante derivación operada en la *computer science* relacionada con la construcción de máquinas inteligentes que se espera iguallen o superen la capacidad del pensamiento y del comportamiento humano. Lo anterior puede sintetizarse manifestando que la IA “replica o simula la inteligencia humana en las máquinas”.

Este tema ya había sido planteado en 1950 por Alan Turing¹ quien iniciaba su artículo con la pregunta “*Can machines think?*”. Luego señalaba que era necesario determinar que máquinas había que considerar y enfatizaba el hecho de que convenía orientarse hacia los sistemas digitales, en el sentido de máquinas que podían manipular los dígitos binarios y reescribirlos en la memoria de acuerdo con reglas muy simples. Y hacía notar que los sistemas digitales son universales.

Si se quiere remontar más en la historia puede señalarse que en 1637 René Descartes planteó ideas similares a las muy posteriores de Turing² en su conocida obra el **Discurso del Método** en la cual afirmaba que los autómatas eran capaces de reaccionar ante interacciones humanas, pero carecían de la capacidad de responder de manera adecuada a lo que se decía en su presencia, tal como lo haría un humano. Tampoco creía que eso podría lograrse en algún futuro.

Como era esperable, la propuesta de Turing dio lugar a muchas objeciones y es interesante notar que este autor presentó un análisis de las objeciones que consideró más destacadas respecto del planteo de que se considere que las

¹ Cf. Turing, A.M., (octubre 1950), “Computing Machinery and Intelligence”, **Mind** 59.

² Al parecer Turing era muy consciente de la obra de Descartes.

máquinas puedan pensar. A continuación, se presenta una breve síntesis de las principales.

1. Objeciones teológicas: pensar es una función del alma inmortal del ser humano. Las máquinas no tienen alma y no se debe intentar usurpar el poder de Dios en la creación de las almas.
2. Objeciones “cabeza en la tierra”: las consecuencias del eventual caso en que las máquinas pudieran pensar serían terribles pues las capacidades de pensamiento de las máquinas son mayores que las de los humanos.
3. Objeciones matemáticas: se utilizan teoremas matemáticos (Gödel) para mostrar que hay límites a las preguntas que una máquina puede responder.
4. Objeciones de conciencia: ¿puede una máquina tener una mente y tener experiencias conscientes?
5. Objeciones por varias limitaciones: Turing nota que, con suficientes capacidades de almacenamiento, las máquinas podrían comportarse de infinitas maneras.
6. Objeciones por informalidades de comportamiento
7. Objeciones por percepciones extrasensoriales (telepatía, precognición, psicoquinesia, ...)

En vista de todas las objeciones presentadas, que cuestionaban seriamente el punto de vista de Turing respecto del futuro de las máquinas, este autor y científico elaboró un test que se proponía medir la capacidad de una máquina para hacerse pasar por humano mediante una prueba de conversación entre la misma y una persona humana. Si la persona no lograba identificar el hecho de que estaba conversando con una máquina, esta debía ser considerada “inteligente”.

Han transcurrido setenta años y el enorme y expansivo desarrollo de la IA ha planteado muchas cuestiones y debates que exceden ampliamente los planteos de Turing. Y que también dificultan la aceptación generalizada de una única definición de la IA.

Como señaló Jeremy Achin (Data Robot CEO) “IA es un sistema de computación capaz de llevar a cabo tareas que usualmente solían requerir la inteligencia

humana". Por su parte, Norvig y Russell³ señalan que hay cuatro diferentes enfoques respecto (o que definen) el campo de la IA.

1. Pensar como humanos
2. Pensar racionalmente
3. Actuar como humanos
4. Actuar racionalmente

Los dos primeros se refieren a procesos de pensamiento y razonamiento que imitan a los humanos. Los enfoques 3 y 4 se refieren a comportamientos que pueden ser de androides o robots.

El extraordinario desarrollo de la IA ha ido acompañado por un crecimiento paralelo del *Machine Learning* (ML)⁴. Ambas actividades forman parte de la *computer science* y están correlacionadas entre sí y constituyen elementos esenciales para crear sistemas inteligentes. Pero deben señalarse las diferencias básicas que existen entre ambos conceptos.

La IA es un concepto mayor y más abarcador orientado a la creación de sistemas inteligentes que replican y simulan la capacidad del pensamiento y comportamiento humano (*learning and problem solving*). ML constituye una aplicación o subconjunto de IA que permite a las máquinas aprender a partir de datos o experiencias pasadas, sin necesidad de ser explícitamente programadas, con el objetivo de poder dar resultados cuidadosamente correctos.

Existen tres tipos de IA: IA débil, IA general e IA fuerte. Habitualmente se trabaja con las dos primeras, pero se señala que el futuro de la IA habrá de ser la IA fuerte que, sin dudas, será más inteligente que los humanos.

Como resulta evidente al analizar la cuestión de la IA no puede dejarse de lado el crecimiento paralelo que se ha ido operando en el ML. ML permite a un sistema computerizado hacer predicciones y/o tomar decisiones utilizando para ello datos históricos fidedignos. Se ha propuesto una clasificación de ML en tres tipologías:

1. Aprendizaje supervisado
2. Refuerzo de aprendizaje
3. Aprendizaje no supervisado

³ Cf. Stuart Russell and Peter Norvig, 2020, **Artificial Intelligence: A Modern Approach, 4th ed., Pearson.**

⁴ Cf. Bishop Christopher, (2008), **Pattern Recognition and Machine Learning**, Springer Verlag, Berlin.

Debe tenerse siempre presente que ML no es lo mismo que IA.

1. IA es un concepto amplio relativo a las máquinas capaces de realizar tareas de manera inteligente.
2. ML constituye una aplicación de IA fundada en la idea de que puede darse a las máquinas acceso a los datos y dejar luego que aprendan por sí mismas.
3. En IA las máquinas muestran una apariencia general inteligente.
4. En ML las máquinas se hacen cargo de los datos y aprenden de ellos.

Es frecuente observar confusiones entre ambos conceptos (IA y ML) y, en consecuencia, es conveniente señalar varias diferencias pertinentes entre los mismos, entre sus objetivos y su forma de operar. Se detallan a continuación aquellas que se consideran más relevantes.

1. IA trabaja (o se ocupa) en crear un sistema inteligente que pueda llevar a cabo varias tareas complejas.
2. ML trabaja (o se ocupa) en crear máquinas que puedan llevar a cabo sólo las tareas específicas para las cuales se la entrenó y se la entrena.
3. IA es una tecnología que permite a una máquina simular el comportamiento humano.
4. ML es un subconjunto de IA que permite a una máquina aprender automáticamente de datos pasados y para ello no es necesario contar con una programación explícita.
5. El objetivo de IA es conseguir que un sistema de computación inteligente resuelva problemas complejos de igual modo en que lo harían los humanos.
6. El objetivo de ML es permitir a las máquinas aprender de los datos de modo tal que de sus acciones se puedan obtener resultados muy cuidados.
7. IA opera para crear un sistema inteligente que incluye aprendizaje, razonamiento y autocorrección, a fin de poder llevar a cabo varias tareas complejas
8. ML opera para crear máquinas que puedan llevar a cabo sólo las tareas específicas para las cuales se las entrena y que incluyen aprendizaje y autocorrección cuando se introducen nuevos datos.

La robótica

Otro desarrollo habitualmente analizado en conexión con la IA se refiere a la “**robótica**” definida por Michael Brady como “la conexión inteligente entre

percepción y acción”⁵. Los desarrollos observados en esta disciplina han llevado a muchos a identificarla con la IA. Pero no es así. Ambas pueden coincidir en pequeñas proporciones. La robótica es la rama de la tecnología que se ocupa de los robots físicos. Y los robots son máquinas programables que pueden llevar a cabo una serie de acciones autónomas o semiautónomas. Los robots son artificialmente inteligentes.

Deben señalarse tres elementos importantes que están presentes en la robótica.

1.Los robots interactúan con el mundo físico mediante sensores y activadores.

2.Los robots son programables.

3.Usualmente los robots son autónomos o semiautónomos.

Algunos piensan que los robots deberían ser capaces de pensar y de tomar decisiones. Eso supondría cierto nivel de IA en los robots. Pero esto no aparece como requisito indispensable. Muchos robots no son inteligentes. Solo una pequeña proporción lo es. La robótica se orienta a diseñar, construir y programar robots físicos que puedan interactuar con un mundo físico. Y la IA implica programar la inteligencia.

Efectos de la IA en los mercados laborales y la educación

La rápida e importante expansión de la IA ha originado un claro temor relativo a una eventual pérdida de empleos que la misma puede generar (como señalaba Keynes en 1930 "A new disease is technological unemployment"). Incluso hay claras referencias y argumentos alarmistas respecto del fin del trabajo de los humanos⁶. Sin embargo, una observación y evaluación cuidadosa de lo ocurrido en el mercado de trabajo en épocas recientes no corrobora tales temores. Es cierto que la evolución de la IA ha eliminado muchos puestos de trabajo, pero, simultáneamente, ha creado y transformado otros y el balance para algunos aparece como positivo. Sin embargo, hasta el presente, tanto en medios populares de la prensa como en entornos académicos, se ha generado un debate alrededor de una dicotomía que no condice con la realidad. Por un lado, se sostiene que la IA y la robótica se habrán de traducir en el fin del trabajo humano. Pero, por otro, se sostiene el punto de vista opuesto de

⁵ Cf. M. Brady, Lester Gerhardt and H.F. Davidson, (Eds.), (1984), **Robotics and Artificial Intelligence**, Springer Verlag, Berlin Heidelberg.

⁶ Cf. Acemoglu D. and Pascual Restrepo, "Artificial Intelligence, Automation and Work, (2019) National Bureau of Economic Research, University of Chicago Press.

que hay que mirar en los desarrollos tecnológicos del pasado que se tradujeron en incrementos en la demanda de trabajo y en los salarios y que no hay razón para suponer que en el presente los cambios habrán de ser sustancialmente distintos y desfavorables para el trabajo humano.

Ya está asumida la existencia de un potencial en la IA y en la robótica para reemplazar actividades antes ejecutadas por los trabajadores humanos con un importante efecto desplazamiento en el empleo, que también habrá de afectar los ingresos asalariados. Pero, también habrá de generarse una potencial demanda de nuevas habilidades en el mercado de trabajo generadas por la IA que se habrán de reflejar en nuevas y ampliadas demandas de educación.

Roles de la IA en los procesos educativos

Cabe plantearse la cuestión de cómo podría aplicarse la IA para generar cambios en el mercado de trabajo que puedan considerarse positivos tanto para el empleo como para los ingresos asalariados. Sin duda, los procesos educativos tienen un rol preponderante para inducir cambios en la fuerza laboral. Eso puede darse por las nuevas demandas que se originan en la vigencia de la IA como por los cambios que la misma IA (y el ML y la Robótica) aplicadas a dichos procesos educativos generan en la educación.

Adoptar la tecnología de la IA en la educación habrá de transformar, de manera positiva, la forma en que enseñamos y aprendemos. Y, sin duda, habrá de mejorar el aprendizaje, extenderlo y profundizarlo. Pero, no puede dejar de tenerse en cuenta, que la educación también deberá ajustarse a las nuevas demandas laborales generadas por la aplicación de la IA en los mercados de trabajo.

Existen muchas alternativas orientadas a la aplicación de la IA a los procesos educativos, con distintos alcances y objetivos, pero dentro de una perspectiva general de mejorar tales procesos, y la IA debe ser considerada como un instrumento de indiscutible relevancia para los educadores.

Se ha señalado que la conexión entre IA y la educación comprende tres áreas: 1) El proceso de aprender con IA, que implica utilizar los instrumentos de IA en el aula. 2) Aprender acerca de la IA (sus tecnologías y técnicas). 3) Prepararse para la IA, es decir que se trata de hacer posible para todos los habitantes la comprensión del impacto potencial de la IA en las vidas humanas.

Debe tenerse presente que la IA no reemplaza a los educadores como muchos temían, y aún temen, y que la misma sirve de apoyo a la capacidad humana y le permite llegar mucho más lejos operando en conjunto, uno al lado del otro. Es claro que para iniciar el proceso de implementación de la IA en los procesos de aprendizaje es indispensable determinar *a priori* los objetivos estratégicos que habrá de asumir la IA en una organización y lograr en la misma la conjunción entre la cultura, el talento y la tecnología.

Una vez decidida la adopción del nuevo enfoque deberá procederse a una aplicación adecuada de la IA a fin de mejorar los procesos educativos. Para ello habrá que personalizar la educación y a la IA le corresponderá individualizar los conocimientos y necesidades del estudiante procediendo al ajuste de sus estudios e incrementando la eficiencia de los mismos. La IA habrá de generar contenidos inteligentes que se actualizarán diariamente y toda vez que lo haga la IA. También habrá de contribuir a la automatización de tareas docentes y administrativas. Ello permitirá a los docentes concentrarse en sus actividades específicas imposibles de ser delegadas a la IA. También la IA facilitará las tutorías para estudiantes ausentes y los mantendrá al día. Y a los estudiantes con necesidades especiales (reducción audición y/o visión y otras limitaciones) les podrá asegurar el acceso a la educación toda vez que resulta posible generar los instrumentos de la IA adecuados a tales fines.

En definitiva, puede asegurarse que la IA habrá de resultar beneficiosa para todos los estudiantes que habrán de ver facilitado su acceso al aprendizaje, con un mejor nivel de compromiso y una menor presión. La IA habrá de contribuir a la adaptación de los contenidos de aprendizaje basados en las interacciones de los estudiantes, sus logros y sus emociones y ayudarlos a aprender mejor, más rápido y más enfocados al futuro.

Inteligencia artificial, organización industrial y competencia[#]

*Académico **Fernando Navajas** y Micaela M. Kulesz*

Impulsada por el constante aumento del poder de cómputo y simpleza en muchas de sus implementaciones, la Inteligencia Artificial (IA) está hoy al alcance de quien quiera acercarse a ella. Individuos, hogares, firmas, estados, todos pueden -a costos alcanzables y cada vez menores- automatizar decisiones y procesos que emulan el pensamiento lógico racional de los humanos. Estas automatizaciones pueden reemplazar por lo menos “uno a uno” el trabajo humano, y su gran ventaja radica en ver y revelar aquello para lo cual nosotros, humanos, tenemos limitaciones cognitivas y de cómputo evidentes. Por ejemplo, con IA se pueden -en pocos minutos- procesar miles de millones de registros de tickets de compra para muy rápidamente segmentar a los consumidores y predecir sus patrones de consumo. La IA tiene ojos donde nosotros tenemos intuición, aplica la razón donde nosotros también la aplicamos, y su límite de escalabilidad lo define el usuario. Esto implica que, recursos mediante, se pueden expresar las ineficiencias resultantes de las decisiones e interacciones entre los agentes económicos de manera de que se acerquen lo más posible a cero. En este contexto, en esta nota nos proponemos discutir de modo selectivo algunos efectos de la IA sobre aspectos centrales de la organización industrial y la política de defensa de la competencia de los mercados como son la discriminación de precios y la colusión algorítmica. Esta última ya ocupa un lugar central en la preocupación de varios organismos (OECD, 2017). Otros aspectos de la organización industrial del propio sector generador de AI y su economía pueden verse en mayor detalle en Varian (2019).

Morfología de mercados: La IA como el tercero en discordia

Las asimetrías de información fueron ampliamente analizadas para comprender el funcionamiento de los mercados a partir de la disponibilidad y flujos de información que median entre los agentes económicos. Son un concepto clave de teoría de la firma, y cruciales para el diseño de contratos y definición de regulaciones. En esencia, las

[#] Elaborado para el trabajo de Inter-Academias Nacionales *Inteligencia Artificial: una mirada interdisciplinaria*. Los autores son profesores, adjunta y titular respectivamente, de la cátedra de Organización Industrial del departamento de economía de la FCE-UBA. Se agradecen los intercambios con Hildegart Ahumada, Victor Elías, Leonardo Gasparini, Daniel Heymann, Alberto Porto, Rinaldo Colomé y Santiago Urbiztondo.

asimetrías de información ocurren cuando un agente depende de las decisiones y acciones de otro agente para lograr un fin económico, y los intereses de las partes no están alineados. Por ejemplo, y siguiendo una representación debida al premio Nobel George Akerlof (1970), a la hora de comprar un auto usado, el comprador (agente 1) depende de las acciones y de la moral del vendedor (agente 2) para conocer la calidad real del bien, y así poder definir un precio acorde a ésta. Si el vendedor oculta fallas en el vehículo que el comprador difícilmente puede comprobar y lo ofrece al precio de un vehículo sin fallas, el comprador sólo puede decidir si paga ese precio o no, y esto sin nunca comprobar la calidad real del bien. Claramente, los intereses de ambos agentes están desalineados.

La IA entra en esta dinámica como un tercer agente que reduce el costo de la asimetría de información. Por un lado, el comprador puede aplicar una serie de algoritmos -tanto supervisados como no supervisados- para acercarse con mayor exactitud a la calidad real del auto que pretende comprar. Por otro lado, el vendedor puede adelantarse al comprador y definir el set esperado de calidades que arrojarán los algoritmos (una suerte de ingeniería inversa). A medida que esta negociación implícita avanza a través de creencias y algoritmos, la cantidad de información que define la asimetría se reduce, y el dueño de esa información es este tercer agente a quien la IA le dio entidad.

Las nuevas empresas de tecnología -las famosas “startups”- encuentran su nicho en estas asimetrías, y mediante el uso de la IA se apropian de las ineficiencias que antes se concentraban principalmente en uno de los agentes. En síntesis, cuando los intereses de dos agentes económicos no están alineados y uno de ellos puede usar su información superior a su entera ventaja y transformarla en excedente, es allí en donde la IA entra primero a apropiarse de esa ventaja y luego a nivelar entre los dos agentes el excedente restante. Y como la IA está entrenada para reconocer todos los movimientos posibles de los agentes y los costos de cada uno de esos movimientos, directamente comienza a operar en aquellos niveles de excedente en donde, en promedio, los dos agentes están tan bien como antes de su entrada: cuida que los agentes no pierdan ese mínimo excedente pues sin ellos el trípode pierde su equilibrio. Las reglas que rigen la organización de los mercados en este momento se están reformulando para alojar a este nuevo integrante, y los efectos de esta nueva organización sobre el bienestar aún no se conocen por completo. Pero sin duda, van a cambiar nuestra visión convencional de la morfología de los mercados y de su regulación (Navajas, 2019).

Discriminación de precios algorítmica

La discriminación de precios es una práctica fundamental con la que cuenta la firma para apropiarse de mayor “excedente del consumidor” que es aquel que surge de la diferencia entre la máxima voluntad de pago y lo que efectivamente pagan los consumidores. Tradicionalmente, la discriminación de precios se implementa tomando en cuenta grupos de consumidores por una cuestión de limitación informativa y entonces se fuerza la

separación de los consumidores en segmentos (como lo hace una tarifa de electricidad) o se arman paquetes que se delegan para que los consumidores decidan donde comprar (como lo hace un pasaje en avión por ejemplo). Estas formas responden, respectivamente, a las llamadas discriminaciones de tercer y segundo grado, en la jerga propuesta hace 100 años atrás por Arthur Pigou; ver Varian (1989). Por encima de estas formas en cuanto a capacidad discriminatoria se encuentra la llamada discriminación de primer grado que ocurre cuando la firma puede acercarse a la personalización de precios, es decir cobrar diferentes precios (por un mismo bien) y por lo tanto segmentar a los consumidores en base a sus gustos y preferencias, de manera de -en el límite- cobrar a cada consumidor el precio máximo que estaría dispuesto a pagar por un bien. Y aquí entra el cambio al que asistimos con el desarrollo de la información y la IA. Hoy en día los datos los generamos todos y, aunque parezca exagerado, gran parte de nuestras acciones quedan registradas, especialmente nuestras acciones que pasan por una conexión a la red. Con simples códigos y mediano poder de cómputo, quien tenga el tiempo podrá hacerse de esos datos y darles sentido de manera de alimentar algoritmos de determinación de precios individuales. Si un individuo puede dar sentido a estos datos, es de esperar que una firma emplee recursos para alimentarse de estos datos a escala, y los use para segmentar más y más a sus usuarios, incluyendo segmentos por hora, ubicación y otras características. La mayor información provista por las opciones que tienen los consumidores puede cambiar las elasticidades de demanda y tener consecuencias sobre el diseño de precios discriminados y su eficiencia o consecuencias sobre el bienestar. En los servicios públicos de infraestructura este uso de la información y de las mediciones inteligentes ha dado lugar a estructuras de precios dinámicas (Dutta and Mitra, 2017), pero allí las limitaciones para su diseminación e implementación son mayores que en el caso de segmentos competitivos de bienes y servicios privados, por el carácter más regulado del sector de infraestructura.

Las mayores preocupaciones sobre las prácticas algorítmicas de discriminación de precios están relacionadas con los enormes volúmenes de datos personales compartidos y procesados sin restricción. En los últimos tiempos se incrementaron las leyes vinculadas a restringir el procesamiento de los datos (como por ejemplo el Reglamento General de Protección de Datos 2016/679 de la Unión Europea o la California Consumer Privacy Act de 2018 en EEUU), pero su obtención parecería que aún se mantiene cercana a ser ilimitada. Lo interesante de este set de datos es que brinda información necesaria para definir perfiles de compra personalizados, y en ciertos casos esa información es suficiente para traer a la luz y comprender patrones de consumo individuales, todo lo cual ubica a la firma en una posición de ventaja comparada con el resto de las firmas. En efecto, si todas las firmas explotan los mismos datos utilizando los mismos algoritmos, las ventajas de la discriminación de precios algorítmica se diluiría. Varios trabajos demostraron la existencia de discriminación de precios algorítmica como una discriminación de primer grado (e.g. Shiller et al., 2014), pero a la fecha estamos al tanto de pocos estudios que evalúen empíricamente las consecuencias para los consumidores de que las firmas adopten “perfilamientos tecnológicos”. Belleflamme *et al.* (2017)

sugieren que cuando las firmas cobran precios personalizados pero difieren en su habilidad para segmentar a los consumidores, esta asimetría mantiene la variabilidad en los precios, y por lo tanto cuida que la competencia rija y las decisiones de precio no lastimen a los consumidores. Sin embargo, es necesario aquí mencionar que estas conclusiones se enmarcan en un contexto de supuestos muy específico respecto al tipo de competencia. En otro estudio recientemente publicado por la Harvard Business Review (Bertini & Koenigsberg, 2021) los autores advierten acerca de potenciales tensiones entre las firmas y sus consumidores que podrían surgir del pricing algorítmico. Por un lado, estos algoritmos pretenden ayudar a las firmas para determinar precios óptimos en tiempo casi real, pero por otro lado despiertan desconfianza en los usuarios porque nunca está claro si los precios responden exclusivamente al estado actual de la demanda y de la oferta, o si también incorporan otras variables de estado del usuario. Ello puede llevar a reacciones adversas de parte de los usuarios frente a sistemas que ajustan y cambian demasiado rápido las condiciones del intercambio. Los autores sugieren varias prácticas o arreglos institucionales para mitigar este problema, que tiene también una raíz psicológica o de economía del comportamiento. Como vemos, están aún inexploradas las consecuencias que todo este cambio referente al perfilamiento tecnológico podría conllevar en los mercados.

“Pricing” algorítmico y riesgo de colusión

Las decisiones de precio están cada vez más delegadas en algoritmos, quienes se nutren de todo aquello que les brinde algún tipo de información que permita mejorar los beneficios de las firmas. Es una operación del lado de (la información de) la demanda y como tal levanta suspicacias sobre sus consecuencias de bienestar, dado que no conlleva, en principio, una mejora tecnológica del lado de la oferta o de los costos, excepto que se pueda demostrar que dicha mejora en la información de la demanda sirve para mejorar productos o procesos de producción. Esto puede ser así, además, sólo en parte, porque la información y las opciones también crean espacios para los consumidores en el sentido que señalan al consumidor nichos para ganar con arbitrajes (vender más caro que lo que compró). Estos comportamientos intensificaron las prácticas de discriminación de precios a tal punto que hoy en día encontramos plataformas online que muestran precios diferentes a cada tipo de usuario, en donde el ‘tipo de usuario’ llega hasta niveles de granularidad individual. Si bien estas prácticas despiertan el interés de muchos organismos que miran hacia la protección de la privacidad de los consumidores, principalmente enciende las alarmas de los entes regulatorios. En efecto, el pricing algorítmico puede derivar en prácticas colusivas tácitas de difícil detección (OECD, 2017). Esto puede ocurrir en mercados no concentrados o aún muy competitivos. Imaginemos un escenario en el que los supermercados diseñan algoritmos que se nutren de información de los competidores, de información propia, y de simulaciones para calibrar casos extremos. Es de esperar que con el tiempo los algoritmos aprendan los patrones y encuentren que la solución más beneficiosa sea la colusión. Los algoritmos no conocen de regulaciones, sino de restricciones. Y las restricciones a la colusión se definen en un

espacio discreto, mientras que los algoritmos fluyen en gran número de dimensiones continuas. Parecería un juego de intenciones, pero no lo es: los algoritmos no tienen intenciones, sino únicamente funciones.

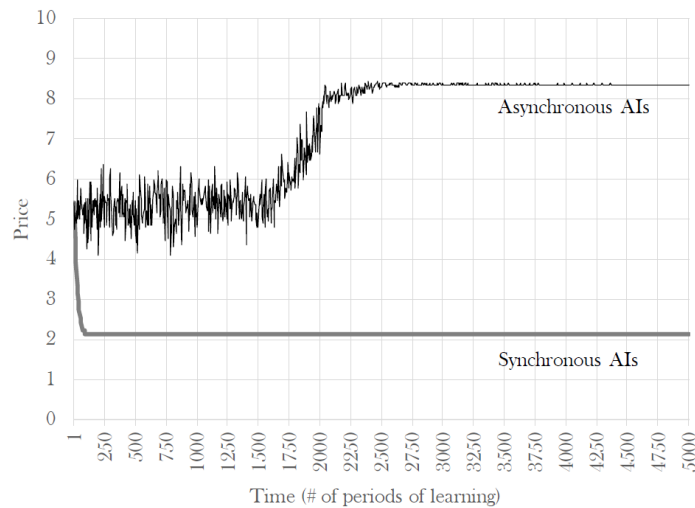
Los algoritmos de inteligencia artificial (AIA) son inteligentes porque aprenden de su entorno. Hay diferentes protocolos para definir la forma en que el algoritmo aprende, y los entornos se pueden simular en base a hechos y acciones factuales y contrafactuales. Lo interesante es que el actual poder de cómputo permite combinar algoritmos, protocolos y entornos, de manera de encontrar aquella combinación que arroja un resultado más acertado - u óptimo -. Dependiendo de la información con la que se nutren los algoritmos para aprender, nos referimos a aprendizaje asincrónico o a aprendizaje sincrónico. Cuando el aprendizaje es asincrónico, los AIA aprenden de los datos históricos, ya sea generados por la firma únicamente o generados por la firma y combinados con los datos de variables del entorno. Diferente es el caso del aprendizaje sincrónico, en el que los AIA aprenden tanto de datos históricos ocurridos como de datos históricos generados a partir de la creación y simulación de entornos contrafácticos. Es decir, computan diferentes precios, no sólo aquellos que maximizan en el entorno donde se produce el cambio. En este caso se incorporan también (todas) las posibles consecuencias de acciones que no se tomaron -tanto de la firma como de sus competidores- para asistir el aprendizaje, y por lo tanto todas las potenciales acciones se evalúan en cada iteración del algoritmo.

Asker *et al.* (2021) desarrollan un modelo computacional en donde corren diferentes diseños de AIA en un contexto clásico de competencia “à la Bertrand” en donde dos firmas, sin restricciones de capacidad ni costos fijos hundidos, van fijando precios de un producto homogéneo y la demanda es hiper sensible a las diferencias de precios entre firmas. En este contexto, el único equilibrio de Nash en un juego estático es fijar los precios igual a los costos marginales. Pero bajo decisiones tomadas por AIA ellos encuentran un resultado sorprendente. Las iteraciones que involucran los AIA pueden cambiar el resultado final dependiendo de si dichos algoritmos son asincrónicos o sincrónicos, en el sentido dado antes. El resultado de precios convergiendo rápidamente a costos marginales se da cuando los AIA son sincrónicos, cuando se tienen en cuenta todas las acciones plausibles. Pero en el caso de AIA asincrónicos ocurre una convergencia al precio de monopolio. La siguiente Figura tomada de Asker et al (2021, p.3) resume este hallazgo. Se trata de como si el AIA en el caso sincrónico “racionalizara” el equilibrio y, por lo tanto, condujera rápidamente al equilibrio de Nash de un solo disparo. Pero el AIA asincrónico maximiza su entorno, se repite y va camino a un equilibrio colusivo.

Luego los autores demuestran que este resultado es robusto a diferentes configuraciones pero, mucho más importante, que la elección de un AIA asincrónico es una estrategia dominante (preferida independientemente de lo que elija el rival) para cada una de las firmas, lo cual no es sorprendente dado que se trata del mejor nivel de beneficios posible.

Lo problemático del planteo y resultados de Asker *et al* es que el tipo de colusión al que los AIA conducen no es tipificable bajo los procedimientos habituales de detección de colusión tácita lo que para ellos abre un desafío importante. Estas conclusiones coinciden con las de Harrington (2018).

Figure 1: Price paths with different algorithm designs



Notes: The median price (vertical axis) across 100 simulated runs by period (horizontal axis) is shown for a firm 1, in a static Bertrand market in which two firms selling homogeneous goods. The model is parametrized as follows. Market demand is $Q = 1$ if $P < 10$, zero otherwise. Marginal cost = 2. There are 100 feasible prices equally spaced between 0.1 and 10 inclusive. Firms put a zero weight on future profits. The model is parametrized as per figure 2. See notes therein for further details.

El camino de comprobación empírica recién se inicia, y queda mucho por recorrer hasta lograr una comprensión más profunda acerca de cómo los AIA impactan en el pricing. Pero algunos resultados recientes sobre los efectos de la adopción de AIA van en la dirección esperada por los resultados teóricos anteriores. Uno de ellos es el trabajo de Assad *et al.* (2021) donde se estudia el efecto que la adopción de AIA tuvo sobre los márgenes del mercado de gasolina en Alemania, con efectos de subas significativas en aquellos casos donde había competencia previa y las empresas reaccionan de modo similar.

Opciones regulatorias, limitaciones y riesgos

La discusión sobre si los riesgos de colusión que presentan los AIA deberían moverse al terreno de las políticas de defensa de la competencia ya está establecido; Harrington (2018) ofrece una lúcida exposición en esa línea. Calvano *et al.* (2019) reaniman esta discusión instando a instalar el debate dentro de los organismos pertinentes acerca de cómo regular los AIA, o incluso de si habría que regularlos. El problema es que esto abre interrogantes debido a las dificultades de llevar el uso de AIA a instancias probatorias de colusión tácita y a las dificultades que tienen las distintas opciones regulatorias. Esas

dificultades son los conocidos errores de exceso regulatorio y sus consecuencias sobre la eficiencia estática y dinámica, algo que ha marcado históricamente a la regulación de defensa de la competencia (Navajas, 2019).

La OECD (2017) reconoce tres caminos por donde puede proceder la regulación para prevenir la colusión algorítmica. Pero se trata más de una mención superficial basada en lineamientos para una buena regulación, que una elaboración basada en evidencia. Ellos son la regulación de precios máximos, las políticas o acciones para tornar inestable a la colusión y finalmente la elaboración de reglas supervisadas en el diseño de los algoritmos. Los riesgos más graves están en el caso de precios regulados máximos porque son deletéreos para la eficiencia y más bien destruyen la competencia y la innovación. Las acciones que hagan inestable la colusión tácita explotan características estructurales de los mercados que pueden ayudar al regulador a reducir la probabilidad de colusión, en el sentido que Ivaldi *et al.* (2003) lograron exponer para instruir a los reguladores europeos. Pero en otros casos se pueden basar en restricciones a los ajustes de precios por parte de las firmas y tener consecuencias sobre la competencia y el ajuste de los mercados. Finalmente, la elaboración de reglas de diseño y operación de los algoritmos luce como menos restrictiva que otras intervenciones, pero todavía se encuentra en una fase exploratoria y encierra interrogantes respecto a su diseño e implementación.

Reflexiones finales

Existe un viejo dicho atribuido a otro premio Nobel, Ronald Coase, que dice que cuando un economista no entiende bien una práctica nueva o emergente de negocios piensa que lo que está atrás es una práctica anticompetitiva o mala para el bienestar. Pero este no luce ser el caso respecto a la forma en que la economía viene estudiando las consecuencias de la IA sobre la formación de precios en los mercados. Se reconocen avances importantes en medio de cambios estructurales de la economía, pero se perciben también riesgos y desafíos. El desarrollo de la digitalización, ahora favorecido por la pandemia del COVID-19 ha generado un rápido movimiento hacia el comercio online algo que es sumamente útil y beneficioso para los consumidores. Pero los economistas tenemos una larga tradición de evitar caer en aceptaciones acríticas de las consecuencias de determinados desarrollos por más que traigan atrás un formato de innovación. Hace 20 años ya se sospechaba que el mismo comercio online, al traer información y transparencia a la vista de los competidores podía generar efectos extraños o inesperados en la competencia hacia lo que se denomina un equilibrio de rápida respuesta, en donde las firmas se observan entre sí y no van a bajar los precios (Varian, 2000; 2019). Ahora la IA está haciendo un aporte tremendo a la tecnología de fijación de precios pero a la vez está subiendo la preocupación de que la cancha o el equilibrio se esté moviendo a algo menos competitivo, más colusivo y a la vez menos detectable. Estas preocupaciones no surgen sólo de elaboraciones teóricas que funcionan en modelos bajo ciertos supuestos, sino que lucen plausibles para una familia amplia de ambientes algorítmicos y, más importante, han empezado a vislumbrarse como factibles en simulaciones o casos

concretos, en la práctica, de transiciones hacia AIA en ciertos mercados. La respuesta de política regulatoria frente a estos problemas se encuentra en un estado incipiente y a la espera de mayor evidencia y conocimiento de los resultados que van a brindar los importantes esfuerzos que hacia esta temática se están realizando y que van a ocupar un lugar destacado en el análisis económico en los próximos años.

Referencias

Akerlof G. 1970. The Market for "Lemons": Quality Uncertainty and the Market Mechanism", *Quarterly Journal of Economics*, 84, pp. 488-500

Asker, J., Fershtman, C. and Pakes, A. 2021. "Artificial intelligence and Pricing: The Impact of Algorithm Design". NBER working paper 28535, March.
<https://www.nber.org/papers/w28535>

Assad S., R. Clark, D. Ershov, and L. Xu. 2021. "Algorithmic Pricing and Competition: Empirical Evidence from the German Retail Gasoline Market." Working paper.
https://economics.yale.edu/sites/default/files/clark_acex_jan_2021.pdf

Belleflamme, P. , Wynne Lam, W. M. and Vergote, W. 2017. "Price Discrimination and Dispersion under Asymmetric Profiling of Consumers". AMSE Working Papers 1713,
<https://ideas.repec.org/p/aim/wpaimx/1713.html>

Bertini, M. y Koenigsberg, O. (2021). "The Pitfalls of Pricing Algorithms". *Harvard Business Review*, (Sept–Oct), <https://hbr.org/2021/09/the-pitfalls-of-pricing-algorithms>

Calvano, E., Calzolari, G., Denicolò, V. and Pastorello, S. 2019. "Algorithmic Pricing: What Implications for Competition Policy?". *Review of Industrial Organization*, 55, pp.155-171.

Dutta G. and K. Mitra. 2017. "A literature review on dynamic pricing of electricity", *Journal of the Operational Research Society*, 68, pp. 1135-45.

Harrington, Joseph. 2018. "Developing Competition Law for Collusion by Autonomous Artificial Agents." *Journal of Competition Law and Economics*,14, pp.331-363

Ivaldi, M., B. Jullien, P. Rey, P. Seabright and J. Tirole. 2003. "The Economics of Tacit Collusion", Final Report for DG Competition, European Commission,
http://ec.europa.eu/competition/mergers/studies_reports/the_economics_of_tacit_collusion_en.pdf.

Navajas F. 2019. "¿Porqué, cómo y cuándo se regulan los mercados?", en Chisari O. y J.M. Fanelli (eds), *Los economistas explican: Temas fundamentales, teorías y métodos*. Buenos Aires: ANCE y EDICON.

OECD 2017, "Algorithms and Collusion: Competition Policy in the Digital Age " Paris: OECD, <https://www.oecd.org/competition/algorithms-collusion-competition-policy-in-the-digital-age.htm>

Shiller, B. 2014. "First Degree Price Discrimination Using Big Data". Working Papers, Brandeis University, Department of Economics and International Business School, Num. 58. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:brd:wpaper:58>.

Varian H. 1989. "Price Discrimination", en Schmalensee R. and R. Willig (eds) *Handbook of Industrial Organization*, Vol. I, London: Elsevier

Varian H. 2000. "When commerce moves online, competition can work in strange ways". *New York Times*; August 24.

Varian H. 2019. "Artificial intelligence, economics and industrial organization", NBER working paper 24839 <http://www.nber.org/papers/w24839>