



CONTENIDOS



Pról	logo	3
Resumen ejecutivo		
01	Introducción Definiciones y aproximación metodológica	5
02	Casos de estudio El Contexto Latinoamericano Argentina Uruguay	12 12 15 26
03	Recomendaciones	31
Ane	xo	35



Este documento fue redactado por Juan Ortiz Freuler y Carlos Iglesias de la Web Foundation. La sección 2 se benefició de un informe de contexto realizado por la Iniciativa Latinoamericana por los Datos Abiertos (ILDA)

Agradecemos por sus comentarios y sugerencias a Yasodara Córdova, Miranda Bogen, Matias Aranguiz, Vidushi Marda, Joe Westby, Marcelo Soria, Lauran Potter y Craig Fagan.

Citar como: Ortiz Freuler, J. and Iglesias, C. (2018). Algorithms e Inteligencia Artificial en Latin America: Un Estudio de implementaciones por parte de Gobiernos en Argentina y Uruguay, *World Wide Web Foundation*.

La investigación se realizó con el apoyo financiero de Omidyar Network.

La Web Foundation fue creada en 2009 por Sir Tim Berners-Lee, inventor de la World Wide Web. Nuestra misión es establecer a la web abierta como un bien común y un derecho.

Copyright, World Wide Web Foundation, CC BY 4.0

PRÓLOGO

En marzo de 2017, nuestro fundador e inventor de la World Wide Web, Tim Berners-Lee, expresó su preocupación ante lo que observaba como una creciente pérdida de control sobre los datos personales y el papel que los algoritmos y la inteligencia artificial están desempeñando en la sociedad.

En respuesta a estas preocupaciones, en julio de 2017 la Web Foundation publicó una serie de estudios que ofrecen marcos teóricos y ejemplos para pensar cómo el uso de los datos personales, algoritmos e inteligencia artificial crean riesgos y oportunidades para los países de ingresos medios y bajos. En 2018, avanzamos para ofrecer mayor detalle: En enero, publicamos un informe que documenta las iniciativas y la visión de emprendedores africanos sobre el presente y futuro de los sistemas de inteligencia artificial en la región. Y en abril, publicamos un informe que explora una metodología para el análisis de los algoritmos que utiliza Facebook para definir qué contenido será ofrecido a los distintos usuarios

El presente informe busca complementar esta serie poniendo foco en el uso de algoritmos e inteligencia artificial por parte del sector público. Nos preocupa la dinámica de poder entre quienes construyen algoritmos y quienes se ven afectados por ellos. En particular, cómo los algoritmos pueden crear un alto grado de opacidad en torno a quiénes y porqué acceden a servicios y recursos públicos. En la medida en que los algoritmos y técnicas de inteligencia artificial se apoyan en grandes volúmenes de datos, creemos que la agenda de apertura de datos –que impulsamos junto a aliados como <u>ILDA</u>– es una <u>pieza fundamental</u> para asegurar implementaciones justas.

Creemos que es momento de promover conversaciones multisectoriales sobre buenas prácticas en la implementación de algoritmos y sistemas de inteligencia artificial en el sector público.

Esperamos que disfrute la lectura y agradecemos sus comentarios. Trabajemos juntos para que las nuevas tecnologías nos lleven a un mundo más justo.

RESUMEN EJECUTIVO

Si bien existe un creciente interés, el aprovechamiento de sistemas de inteligencia artificial por parte de gobiernos de América Latina es todavía incipiente. Esto presenta una oportunidad para desarrollar mecanismos de apoyo a funcionarios interesados en incorporar estas herramientas, de manera tal que se maximicen los beneficios y minimicen los riesgos a la población.

El presente informe se enfoca en los dos aspectos que deben atender los funcionarios interesados en implementar inteligencia artificial: efectividad y legitimidad. A partir del análisis de cuatro casos de estudio, el informe propone un esquema para el análisis estandarizado de implementaciones de algoritmos y sistemas de inteligencia artificial. El objetivo: ayudar a organizar el debate en torno a la efectividad y legitimidad de la implementación de estas herramientas por parte del sector público.

El Gobierno de la Provincia de Salta, en Argentina, implementó un sistema que tiene como objetivo predecir embarazos entre adolescentes de poblaciones vulnerables y casos de deserción escolar, con el apoyo de Microsoft. El caso ilustra cómo un gobierno con recursos limitados intenta apoyarse en la tecnología para resolver problemáticas sociales urgentes. El gobierno Salteño implementó un mecanismo descentralizado para la recolección de datos de 200.000 personas que habitan zonas vulnerables, y un modelo de machine learning para generar predicciones sobre deserción escolar y embarazo adolescente entre integrantes de esta población. La implementación despertó gran interés por parte de otros gobiernos y críticas de activistas que consideran que viola la privacidad y no atiende las causas del problema. La implementación contó con etapas transparentes y otras de opacidad, y refleja la necesidad de incorporar mecanismos de coordinación con la academia y poblaciones afectadas para mejorar tanto la efectividad como la legitimidad de la herramienta.

El Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires, por su parte, desarrolló un algoritmo que construye visualizaciones de las oportunidades comerciales que ofrecen los distintos barrios de la Ciudad, y así direccionar inversiones adonde se presume que generarán más valor. El algoritmo es sencillo y la implementación transparente.

En Uruguay detallamos cómo el gobierno adquirió el software Predpol para predecir delitos. Es un caso problemático por su grado de opacidad y las dinámicas de discriminación y exclusión que puede reforzar. Explicamos porqué en menos de 3 años el Ministerio del Interior descontinuó el programa y lo reemplazó por herramientas de estadística retrospectiva, desarrolladas por los equipos del propio Ministerio, que encontró más útiles.

Como recomendaciones, el informe destaca la necesidad de:

- **Desarrollar** infraestructura y experticia local,
- Definir y adoptar prácticas de transparencia, participación ciudadana y rendición de cuentas en las etapas de desarrollo e implementación,
- **Definir** criterios para evaluar el riesgo de distintos modelos e implementaciones

INTRODUCCIÓN

la adopción de nuevas tecnologías de la información, gobiernos de todo

el mundo comenzaron a producir y mantener registros digitales. lo largo de la última década, desde el movimiento

En las últimas décadas, a partir de

por los datos abiertos hemos promovido la apertura de estos datos, pues entendemos que para que pueda darse un debate democrático robusto la ciudadanía debe tener información detallada acerca de cómo funcionan las instituciones del Estado. La apertura de datos gubernamentales permite a la población analizar los datos para comprender, defender y promover políticas públicas apoyándose en evidencia.

En años más recientes, avances en metodologías y tecnologías han permitido un mayor aprovechamiento de las montañas de datos producidos por el Estado. Se avanzó en la combinación de grandes bases de datos para la identificación de patrones previamente invisibles o ignorados. Hallazgos de lo más llamativos impulsaron el furor por "grandes datos" (Big Data), pero también generaron dudas acerca de cómo debían ser interpretados los patrones revelados: ¿son meras casualidades o reflejan cadenas de causalidad sobre las cuales se puede intervenir mediante políticas públicas para impactar sobre la vida de la población? Así, y a partir de un mayor entendimiento del poder de los datos, gobiernos de todo el mundo han comenzado a apoyarse en procesos cada vez más automatizados para el procesamiento y análisis de datos con el objetivo de mejorar los procesos de toma de decisiones, llegando en algunos casos a delegar la decisión misma en estos sistemas. En síntesis, se confía en que esta tecnología puede ayudar al gobierno a ser más *efectivo* en la provisión de servicios.

La efectividad de una política o un algoritmo, sin embargo, no es la única dimensión relevante. La legitimidad se alza como un desafío paralelo, que requiere de una serie de herramientas y procesos que van más allá del campo de la ciencia de datos.

La creciente implementación de nuevas tecnologías modifica y modificará el modo en que los gobiernos proveen servicios y se vinculan con la ciudadanía. Se vuelve urgente la incorporación de mecanismos de transparencia, participación ciudadana y rendición de cuentas que funcionen como garantía de que la implementación de nuevas tecnologías por parte de instituciones del gobierno se hará conforme a los valores democráticos y los intereses del pueblo¹

Una aproximación mínima al concepto de *legitimidad* se enfocaría en que la acción o política en cuestión se ajuste a la ley. En un campo tan novedoso, como es la inteligencia artificial, esta definición no ilumina. Existen varios grupos que intentan resolver esta pregunta.

Los conceptos centrales y la aproximación al problema, sin embargo, varía entre quienes se enfocan en lo procedimental, y quienes se enfocan en los resultados². Entre quienes se enfocan en lo procedimental, están aquellos que exigen participación de las poblaciones afectadas en el diseño³; otros, que los algoritmos sean *inteligibles* o *explicables*⁴, o bien que exista una trazabilidad en la cadena de responsabilidades (*algorithmic accountability*)⁵. Entre quienes se enfocan en los resultados están los que exigen la no discriminación, y aquellos que van por un concepto más abstracto y abarcativo como *justicia*.

La FATML⁶, ASILOMAR⁷, NESTA⁸, AI NOW⁹, Partnership on Al¹⁰, Access Now¹¹, Berkman Klein Center¹², y el Gobierno de Canadá¹³ se encuentran entre los grupos e instituciones que trabajan más activamente por definir el concepto de legitimidad en el contexto de implementación de tecnologías de IA.

Consideramos que para evaluar si una implementación de sistemas de inteligencia artificial es *legítima*, corresponde observar tanto el proceso como los resultados.

¹ El foco de atención a menudo se pone en lo que las nuevas tecnologías significan para el futuro del empleo. Curiosamente, parece haber menos interés en el futuro de la política, y la relación Estado-ciudadanía. La promoción de carreras en ciencia, tecnología, ingeniería y matemáticas, que a menudo se ofrece como recomendación clave cuando se discute la automatización y el futuro del trabajo, debe ser también incorporarse como eje de la instrucción cívica que permitirá a la ciudadanía una particiàción efectiva en los debates públicos del futuro.

² En el anexo digital ofrecemos un resumen de las principales conclusiones del trabajo de estos grupos. https://docs.google.com/spreadsheets/d/1uUCyT0pCbn3HJKilPjxVqv6 Qy7DkjWyyhKx2NlPn-i0/edit#gid=231796612

https://static1.squarespace.com/static/56a3ad187086d771d66d920d/t/597b2d20cf81e057708841eb/1501244715717/DJ_2017_Issue3_SM.pdf

⁴ Que sea posible explicarle a la persona afectada porqué el algoritmo resolvió en tal o cual sentido su caso en concreto. Esto será desarrollado en mayor detalle en los párrafos subsiguientes.

⁵ Se trata de asegurar que no se aprovechen algoritmos para que individuos se deslinden de sus responsabilidades, y que sea posible corregir problemas a tiempo. Más información en http://webfoundation.org/docs/2017/07/WF_Algorithms.pdf

⁶ Ofrece cuatro principios que deberían tomarse en consideración para asegurar que haya accountability en la implementación de los algoritmos https://www.fatml.org/resources/principles-for-accountable-algorithms

⁷ https://futureoflife.org/ai-principles/

⁸ Ofrece 10 principios que el sector público debería tomar en consideración a la hora de implementar algoritmos https://www.nesta.org.uk/blog/code-of-standards-public-sector-use-algorithmic-decision-making

⁹ Propone cuatro objetivos que deberían guiar la implementación de herramienas basadas en inteligencia artificial https://medium.com/@AlNowInstitute/algorithmic-impact-assessments-toward-accountable-automation-in-public-agencies-bd9856e6fdde

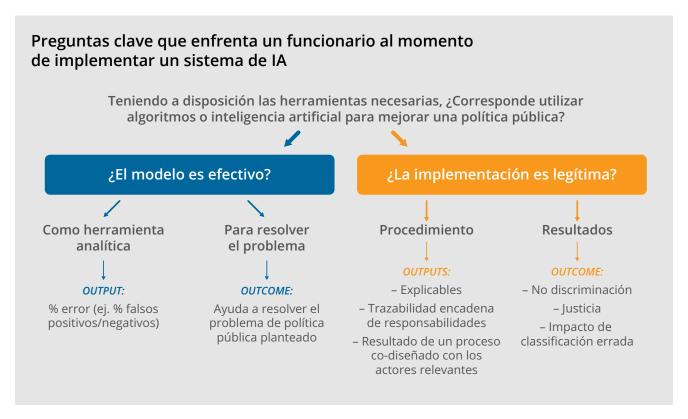
¹⁰ Una iniciativa impulsada las empresas de EE.UU. que lideran en tecnología, y proponen una agenda con siete pilares, disponible aquí https://www.partnershiponai.org/ thematic-pillars/

¹¹ Declaración de Toronto: Protección de los derechos la igualdad y la no discriminación por parte de herramientas de machine learning https://www.accessnow.org/cms/assets/uploads/2018/05/Toronto-Declaration-D0V2.pdf

¹² Explora en qué contextos es necesario que los algoritmos sean explicables https://cyber.harvard.edu/publications/2017/11/AIExplanation

¹³ Está desarrollando un cuestionario para asistir a unidades de gobierno en la determinación del riesgo que generan las herramientas algorítmicas que van a aprovechar, en función de dos aspectos: el actor y sector sobre el que impacta la herramienta; y el nivel de automatización de las decisiones en el que se apoya la herramienta. https://medium.com/@supergovernance/a-canadian-algorithmic-impact-assessment-128a2b2e7f85

Estas distinciones conceptuales están pasando al centro de escena. A medida que avanzan procesos de modernización del Estado en todo el continente, con mayor frecuencia funcionarios de los distintos niveles de gobierno se enfrentan a la pregunta de si deben implementar algoritmos o sistemas de inteligencia artificial para resolver los desafíos de política pública que enfrentan. Siguiendo la línea trazada anteriormente, esta pregunta se podría descomponer del siguiente modo:



Proveer una respuesta definitiva a estas preguntas no es el propósito de este documento. Proponer herramientas para que funcionarios públicos puedan contestarlas nos parece un camino más propicio.

Una de las cuestiones que nos interesa resaltar es que si bien un funcionario específico toma la decisión de implementar o no estos sistemas, dicho funcionario a menudo tiene control sobre tan sólo uno de los eslabones de la cadena de acciones que determina los resultados. Es decir, la persona encargada de tomar la decisión clave cuenta con información limitada. El esquema que desarrollamos busca poner de relieve esta situación, y la necesidad de una comunicación ágil entre los distintos actores cuyas acciones juegan un papel determinante en el impacto que tendrá el sistema.

Con el propósito de avanzar esta propuesta aplicamos nuestro modelo a casos de implementación de algoritmos en Argentina y Uruguay en función de cuatro componentes:

- 1. Procedencia de los datos
- 2. Diseño del algoritmo
- 3. Decisión/interpretación del output
- **4.** Interacción con marcos sociales y legales

Fig. 1 — Diagrama de árbol

DEFINICIONES Y APROXIMACIÓN METODOLÓGICA

E n este informe nos apoyaremos en una definición amplia de *algoritmo*, utilizando este término para referirnos a una serie lógica de pasos para organizar y actuar sobre un conjunto de datos con el objetivo de lograr rápidamente un resultado. 14 Cuando utilizamos el término inteligencia artificial (IA) nos referimos a técnicas que aprovechan algoritmos como parte de un proceso más amplio y avanzado de procesamiento de datos. Bajo el término IA por lo tanto agrupamos técnicas que permiten definir el curso de acción que maximizará las probabilidades de alcanzar un objetivo determinado en un entorno cambiante. Esto incluye técnicas tales como aprendizaje automático (machine *learning*). 15 Para simplificar la lectura del documento a menudo utilizaremos algoritmo para referirnos de manera genérica a sistemas automatizados, lo cual incluye tanto a algoritmos como sistemas de inteligencia artificial.

Es importante subrayar que el impacto de un algoritmo depende del grado de coordinación que exista entre muchos actores que a menudo trabajan de manera aislada en la producción de datos, diseño del algoritmo, aprovechamiento de los outputs, y la creación y análisis de marcos legales y sociales que gobiernan a las poblaciones que serán afectadas. La efectividad y legitimidad de estas herramientas, por ende, requiere de una comunicación activa entre distintos equipos técnicos y la población. ¹⁶ El esquema que presentamos a continuación intenta resaltar el ecosistema de personas, datos, código y normas que rodean la implementación de estas herramientas y determinan su impacto.

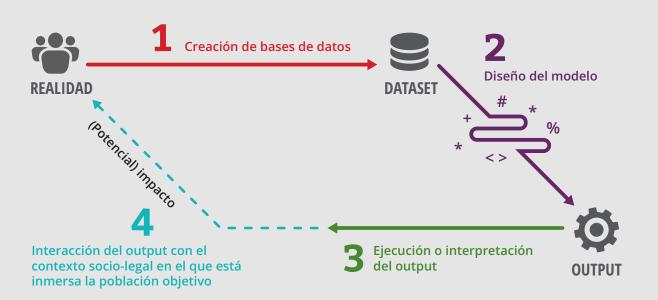


Fig. 2 — Esquema del ecosistema en que operan los algoritmos

¹⁴ Para un acercamiento inicial a la temática de los algoritmos, ver http://webfoundation.org/docs/2017/07/WF_Algorithms.pdf

¹⁵ Para un acercamiento general a la temática de la inteligencia artifical, ver http://webfoundation.org/docs/2017/07/Al_Report_WF.pdf

¹⁶ Por ejemplo, si los equipos que diseñan algoritmos son notificados de un sesgo en la base de datos, pueden actualizar las reglas de sus algoritmos para neutralizar el sesgo antes de que cause daño. Si el algoritmo tiene una tasa de error alta, es importante que quienes lo diseñaron lo comuniquen a quienes lo aprovecharán, para que no ejecute políticas de manera automática, sino que-en el mejor de los casos-sirva como una fuente de información adicional a la hora de tomar decisiones. Quienes definen los marcos legales, a su vez, deben estar al tanto de la implementación de algoritmos en la medida en que ello podría llevar a modificaciones en los marcos legales que ayuden a minimizar los riesgos e incrementar los beneficios de los mismos.

Creación de bases de datos

Este proceso implica, entre otros pasos, definir qué datos serán recabados y cómo; qué equipos los recabarán y qué nombre se le asigna a cada componente recabado.

Estas decisiones no son ajenas a las relaciones de poder¹⁷, e impactarán sobre el significado de los datos y los usos que se les puede dar. El proceso de construcción de bases de datos por lo tanto debe ser observado de manera crítica, en particular a medida que las bases resultantes pasan a jugar un papel cada vez más central en la vida de las personas.¹⁸

La conexión con la agenda de datos abiertos es evidente. Los algoritmos se apoyan en grandes bases de datos, y las mismas deberían ser verificables y accesibles para garantizar el desarrollo de soluciones confiables. ¹⁹ En la medida en que los algoritmos se utilizan para cumplir con derechos, establecer obligaciones o monitorear comportamientos de la ciudadanía, se requiere un alto grado de participación en torno a la definición de qué datos son recabados, mayor transparencia en torno a las metodologías que se implementarán para su recolección, y controles posteriores para identificar y neutralizar posibles sesgos.

Diseño del algoritmo/ Modelo de IA

Los algoritmos y modelos de IA se comportan de acuerdo a las reglas bajo las cuales fueron programados.

Hay tres actores clave en esta etapa: autoridades políticas, programadores, población afectada. Las autoridades políticas, que son quienes definen si se implementará un algoritmo para asistir en la gestión pública. Si deciden que la implementación de un algoritmo es legal, útil y en línea con los intereses de la población, son quienes pasarán a definir el objetivo y delinear los valores que se deberán optimizar²⁰. La tarea de los programadores es traducir estos valores al diseño: qué variables incluir, qué peso asignarles, y cómo deben interactuar. Los dos grupos de actores previamente mencionados deben, a cada paso involucrar a las comunidades que podrían ser afectadas. Esto incluye la utilización de mecanismos participativos para definir si se utilizará el algoritmo, incluyendo las posibles definiciones de valores e hipótesis que podrían guiarlo, así como también en el proceso de traducción de estos valores e hipótesis por parte de programadores. La participación es clave para minimizar los riesgos de daño, y asegurar la legitimidad de su implementación.²¹

La inteligibilidad del algoritmo o modelo de IA es clave, tanto para entender su efectividad como para asegurar la legitimidad de su implementación, que como se observó, requiere de la participación pública. La inteligibilidad cobra particular relevancia cuando se trata de sistemas que definen o afectan la provisión de un servicio público, o que en cualquier modo afecten de manera sustancial los intereses, derechos o libertades de una persona²². El primer paso es asegurarse de que representantes de grupos particularmente vulnerables participen en el diseño, y que la población general esté informada acerca del uso de herramientas automatizadas cuando estas pueden afectar de manera sustancial sus derechos.

¹⁷ Foucault, M. (2002). The order of things: An archaeology of the human sciences. Psychology Press.

¹⁸ A su vez se requiere tomar pasos para que este debate sobre su construcción sea más sencillo. Acá algunas sugerencias para estandarizar metadatos, y proveer más información crítica sobre cómo se construyeron las bases de datos https://jamiemorgenstern.com/papers/datasheet.pdf Al igual que acá https://www.nesta.org.uk/blog/code-of-standards-public-sector-use-algorithmic-decision-making

¹⁹ La ACM, por ejemplo, sugiere que "una descripción sobre la forma en que se recopilaron los datos de entrenamiento deberían ser mantenido por los constructores de los algoritmos, acompañado por una exploración de los posibles sesgos inducidos por el proceso de recopilación humano o algorítmico de datos." https://www.acm.org/binaries/content/assets/public-policy/2017_usacm_statement_algorithms.pdf

²⁰ Para entender la relevancia y potenciales riesgos de esta etapa, ver <a href="https://www.bostonglobe.com/opinion/2017/12/22/don-blame-algorithm-for-doing-what-boston-school-officials-asked/lAsWv1Rfwqmq6]fm5ypLmJ/story.html

²¹ Ver por ejemplo el objetivo 4 planteado por Al NOW (Inteligencia Artificial Ahora): "Fortalecer el debido proceso ofreciendo al público la oportunidad de participar en el proceso antes, durante y después de la evaluación de impacto". https://medium.com/@AlNowInstitute/algorithmic-impact-assessments-toward-accountable-automation-in-public-agencies-bd9856e6fdde y el párrafo 21 de la Declaración de Toronto https://www.amnesty.org/download/Documents/POL3084472018ENGLISH.PDF

[&]quot;Si un sistema es tan complejo que es imposible hacerlo inteligible para las personas a las que afecta, no está haciendo su trabajo". Lecher, C., What Happens When an Algorithm Cuts Your Health Care, Marzo 2018. Disponible en https://www.theverge.com/2018/3/21/17144260/healthcare-medicaid-algorithm-arkansas-cerebral-palsy [Fecha de consulta: 06/05/2018]

Los pasos siguientes deben enfocarse en reducir la opacidad. Al extremo de opacidad se le suele llamar "caja negra": quizás podamos observar los *inputs* y *outputs*, pero nunca llegamos a saber qué sucede entre estos dos polos.²³ Los sistemas que operan como una caja negra eliminan la posibilidad de realizar un control descentralizado sobre la calidad de los *outputs*, y minan la confianza de las poblaciones afectadas hacia las instituciones de gobierno²⁴.

Desde la perspectiva de la población afectada, un sistema puede ser una caja negra por decisión deliberada o por complejidad intrínseca del sistema. Entre los casos de opacidad deliberada están aquellos en que se oculta información clave con el argumento de que es necesario proteger propiedad intelectual o por temor de ataques maliciosos²⁵. Entre los casos de complejidad intrínseca están algunos modelos avanzados donde ni los autores del modelo ni personas con acceso irrestricto al mismo pueden explicar la relación entre los inputs y los outputs. Es importante destacar que un grupo amplio de especialistas considera que la complejidad inherente a ciertas técnicas de inteligencia artificial las convierte en cajas negras por definición, y que por ende la no-inteligibilidad es una característica o efecto colateral necesario para el aprovechamiento de ciertos sistemas. Este escenario plantea un trade-off entre efectividad y explicabilidad (subcomponente de legitimidad, en este documento): elegir entre modelos con mejor capacidad predictiva y modelos explicables o inteligibles. Sin embargo, se está observando un importante progreso en materia de inteligibilidad que sugiere que, en un futuro cercano, incluso modelos de machine learning complejos, podrían ser implementados de tal modo que sus outputs sean inteligibles y pasibles de ser explicados a las poblaciones afectadas²⁶. Por el momento, sin embargo, es importante que se tenga en cuenta este trade-off y se opte por modelos explicables toda vez que los derechos de una persona están en riesgo, y se acote el uso de modelos opacos a áreas de bajo impacto.

Decisión/interpretación del output

En el marco del diseño e implementación de un algoritmo o modelo de IA las autoridades políticas deben definir si esta tecnología operará de manera autónoma, permitiéndole al sistema ejecutar decisiones (ej. denegar una pensión), o bien si tendrán carácter informativo y la decisión final será tomada por un funcionario público.

En la medida en que muchas decisiones que recaen en manos de funcionarios son éticamente complejas, las autoridades políticas pueden caer en la tentación de aprovechar estos sistemas para desligarse de esta responsabilidad o para blindar decisiones que no pueden justificar políticamente: "Fue el algoritmo". En la medida en que estas tecnologías aún están dando sus primeros pasos, y a menudo ofrecen *outputs* que son errados o incompletos, es importante que haya supervisión humana de aquellas decisiones que afecten de manera sustancial a la vida de las personas.²⁷

Cabe aclarar que la distinción entre decisión y recomendación algorítmica se difumina cuando se crean incentivos contra el apartamiento del criterio sugerido por el algoritmo. Por ejemplo, si se penaliza a quienes se apartan de lo que sugiere el algoritmo y cometen un error. Lejos de ser categorías absolutas, decisión y recomendación son los extremos de un contínuo, y los detalles de cada implementación determinará dónde cae cada algoritmo. Es por ello que se requiere una fluida comunicación entre quienes diseñan y ejecutan el algoritmo, y las autoridades que lo aprovechan para la ejecución de políticas de gobierno. Es importante que las autoridades políticas tengan en claro el significado del output y sus debilidades, y que estas sean tomadas en consideración al momento de definir los procesos administrativos que lo aprovechen.

²³ El término caja negra (black box) es una metáfora útil, por su doble significado: además de utilizarse en referencia a sistemas opacos, se utiliza en referencia a sistemas que graban información, como las cajas negras de los aviones. Tal como explica Frank Pasquale en la edad de la información enfrentamos ambos significados de manera diaria: Por un lado somos monitoreados de manera constante por sistemas de información públicos y privados, y por el otro no sabemos qué se hace con la información recabada, ni qué consecuencias puede llegar a tener. Ver Pasquale, F. (2015). The black box society: The secret algorithms that control money and information. Harvard University Press. Pg 3

²⁴ La ACM, por ejemplo, incluye un principio que establece que "Se promueve que los sistemas e instituciones que usan algoritmos para la toma de decisiones produzcan explicaciones con respecto tanto a los procedimientos seguidos por el algoritmo y las decisiones específicas que se toman. Esto es particularmente importante en contextos de política pública." https://www.acm.org/binaries/content/assets/public-policy/2017_usacm_statement_algorithms.pdf

²⁵ Cabe destacar que existen maneras de proveer información clave sin poner en riesgo la propiedad intelectual, y que al implementar sistemas abiertos-donde se facilita un control descentralizado-se incrementa la seguridad del sistema y reduce la probabilidad de que fallas no detectadas se exploten con fines maliciosos. Ver https://www.wired.com/story/ai-experts-want-to-end-black-box-algorithms-in-government/

https://www.technologyreview.com/s/609338/new-research-aims-to-solve-the-problem-of-ai-bias-in-black-box-algorithms/

El Reglamento General de Protección de Datos europeo por ejemplo establece que: "Todo interesado tendrá derecho a no ser objeto de una decisión basada únicamente en el tratamiento automatizado, incluida la elaboración de perfiles, que produzca efectos jurídicos en él o le afecte significativamente de modo similar." Ver art. 22 y concordantes http://www.privacy-regulation.eu/es/22.htm. A su vez, la herramienta de evaluación de impacto que proponen integrantes del gobierno de Canadá intenta generar incentivos para la reducción de la cantidad de decisiones que se delegan en sistemas automatizados al multiplicar el puntaje que reciben estos diseños, incrementando las probabilidades de que terminen categorizados como de "alto riesgo". Ver https://medium.com/@supergovernance/a-canadian-algorithmic-impact-assessment-128a2b2e7f85

4. Interacción con marcos sociales y legales

El impacto que tendrá un algoritmo es mediado por reglas formales — como las que construye el Estado a partir de leyes y regulaciones — y también por otras reglas sociales más informales y generadas mediante procesos descentralizados.

Por ejemplo, el impacto de privar a una persona del acceso a un servicio público dependerá tanto de su condición económica como de las redes de contención alternativas que el Estado ponga a su disposición. A su vez, identificar a una persona como embarazada, enferma, o integrante de algún otro conjunto, puede tener distintos efectos en distintos entornos sociales. Este componente es clave a la hora de definir, por ejemplo, si sería conveniente importar modelos desarrollados en otros contextos. A su vez, realza la importancia de que exista un alto grado de comunicación entre quienes desarrollan los algoritmos, las instituciones del Estado, y las poblaciones afectadas.

Dada la naturaleza exploratoria del presente estudio, la Web Foundation propuso una metodología mixta para la identificación de casos: Investigación documental a través de búsquedas booleanas utilizando la función avanzada del buscador de Google, entrevistas semi-estructuradas, y presentación de pedidos de acceso a la información pública.²⁸



CASOS DE ESTUDIO



EL CONTEXTO LATINOAMERICANO

América Latina es una de las regiones más desiguales del mundo.²⁹ Esta desigualdad debe ser entendida como un llamado para que los gobiernos de la región implementen políticas que faciliten una participación ciudadana más sustantiva en las decisiones públicas. En este sentido, las nuevas tecnologías de la información y comunicación se presentan como una promesa para que los grupos más marginados tengan la posibilidad de coordinar sus acciones en una defensa más efectiva de sus derechos e intereses ante el Estado.

ACCESO Y ASEQUIBILIDAD DE INTERNET:

De acuerdo a la CEPAL, en 2015 el 54% de los Latinoamericanos se había conectado a internet al menos una vez en los últimos 12 meses, lo cual implica un crecimiento de 20 puntos porcentuales en relación a 2010.30 En la medida en que el acceso está correlacionado con el ingreso³¹, esta brecha implica que los sectores de altos ingresos tienen más herramientas a su disposición para defender sus derechos que los de menos ingresos.³² Por ello, es importante destacar que, de acuerdo con el índice de asequibilidad de internet preparado por la Alianza para una Internet Asequible (A4AI, por sus siglas en inglés), la región está dando pasos en el sentido correcto para acercarse a la meta de un 1GB por menos de 2% del ingreso promedio mensual.33

²⁹ https://ourworldindata.org/income-inequality#global-income-inequality

³⁰ https://www.cepal.org/es/publicaciones/estado-la-banda-ancha-americalatina-caribe-2016

³¹ http://www.pewglobal.org/interactives/tech-gdp/ y http://www.pewinternet.org/2010/11/24/use-of-the-internet-in-higher-income-households/

³² https://sites.hks.harvard.edu/m-rcbg/Conferences/rpp_rulemaking/Weare_ Political_Participation.pdf

³³ http://a4ai.org/affordability-report/report/2017-resumen-ejecutivo/

DATOS CLAVE ARGENTINA

Penetración de internet (2016):

70.97%

Puntaje del Barómetro de Datos Abiertos (2016):

37.51 / 100

Servidores seguros por cada 1M personas (2016):

61.6

DATOS CLAVE URUGUAY

Penetración de internet (2016):

66.4%

Puntaje del Barómetro de Datos Abiertos(2016):

60.85 / 100

Servidores seguros por cada 1M personas (2016):

111.2

DATOS ABIERTOS

Un modelo de democracia deliberativo y participativo, en el que las decisiones públicas se legitiman a partir de un proceso en el cual cada grupo que compone el tejido social tiene la posibilidad de explicar y defender sus intereses, requiere de un amplio acceso a información sobre la gestión de lo público. En el siglo XXI esto se traduce como una política de apertura de datos gubernamentales mediante la cual se facilita el acceso a datos públicos en formatos reutilizables. De acuerdo con el Barómetro de Datos Abiertos que produce la Web Foundation³⁴, América Latina tiene un puntaje promedio de 35/100, lo cual sugiere que aún hay mucho trabajo por delante. Sin embargo, el Barómetro destaca el progreso de los últimos años. América Latina ha generado una comunidad robusta en materia de datos abiertos y tecnología cívica, como demuestra la amplia convocatoria de los eventos anuales Abrelatam-Condatos³⁵. En 2016, de entre los 114 países analizados, México, Colombia, y Uruguay se encontraban en el top 20 mundial. Más allá de ser fundamental para la deliberación pública, la apertura de datos es una herramienta clave para facilitar un control descentralizado de los algoritmos que los aprovechan.36

INFRAESTRUCTURA COMPLEMENTARIA

El desarrollo de algoritmos e inteligencia artificial requiere de una infraestructura de servidores para almacenar y procesar datos de manera segura³⁷ y a gran escala. Esta infraestructura a su vez requiere de otras infraestructuras complementarias, como fuentes de energía estables, que a menudo escasean en América Latina. Un proxy para evaluar la disponibilidad de esta infraestructura podría ser el número de servidores seguros.³⁸ De acuerdo con datos del Banco Mundial correspondientes a 2016, mientras que en Estados Unidos había más de 1623 servidores seguros por cada 1 millón de personas, en Latinoamérica había sólamente 59.39 Esta falta de infraestructura, particularmente cuando se trata de datos gubernamentales, se traduce en riesgos para la soberanía y seguridad. Los servidores en territorio extranjero están sujetos a marcos legales e institucionales distintos a los que votaron y controlan las poblaciones cuyos datos se están alojando.

³⁴ https://opendatabarometer.org/4thedition/regional-snapshot/latin-america/

³⁵ Ver El surgimiento de América Latina Abierta en Del Gobierno Abierto al Estado Abierto https://www.cepal.org/es/publicaciones/41353-gobierno-abierto-al-estado-abiertoamerica-latina-caribe

³⁶ https://webfoundation.org/2018/01/how-open-data-can-save-ai/

Existe entre otras cosas el riesgo de ataques adversariales. Ver Huang, S., Papernot, N., Goodfellow, I., Duan, Y., & Abbeel, P. (2017). Adversarial attacks on neural network policies. https://arxiv.org/pdf/1702.02284.pdf

Servidor seguro (o servidor SSL) se refiere a un servidor web que admite cualquiera de los principales protocolos de seguridad, que encripta y descifra mensajes para protegerlos de terceros. Los negocios en línea, por ejemplo, usan servidores seguros para garantizar la seguridad de compras en línea.

³⁹ En términos absolutos, mientras que en EE.UU. hay más de 500,000 servidores seguros, en Latinoamérica hay 37,000 (cifras correspondientes a 2016). Ver https://data.worldbank.org/indicator/IT.NET.SECR.P6?end=2016&locations=Z]-1W-US&start=2001&view=chart

Dado este contexto, es natural esperar que el desarrollo de sistemas de inteligencia artificial se encuentre en una etapa inicial. Aún así las las figuras 3 y 7 sugieren que existe un creciente interés en estos sistemas. Los organismos internacionales no son ajenos a esta tendencia. La CEPAL, por ejemplo, ha examinado la manera en que estas tecnologías pueden utilizarse para promover el cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de las Naciones Unidas. ⁴⁰ El Banco Mundial, por su parte, está desarrollando metodologías para aprovechar estas herramientas en el marco de estudios de impacto sobre políticas para el desarrollo. ⁴¹ Y la propia Web Foundation ha destacado cómo estas nuevas tecnologías están siendo aprovechadas para mejorar las condiciones de vida en países de ingresos medios y bajos. ⁴²

Si bien la agenda es incipiente en la región, las limitantes de recursos a nivel local no necesariamente se traducen en barreras a la implementación de estas tecnologías. Aún ante la falta de infraestructura local los funcionarios cuentan con acceso a plataformas que permiten el desarrollo de sistemas en servidores basados en el extranjero.⁴³ A su vez, empresas que desarrollan productos para gobiernos de países que cuentan desde hace tiempo con un ecosistema más propicio para la implementación de estas herramientas, comienzan a ofrecer sus servicios en la región.⁴⁴ Estos factores, combinados con una explosión en expectativas (no siempre razonables⁴⁵) respecto del potencial de los algoritmos y los sistemas de inteligencia artificial, implican un riesgo de que se implementen soluciones inviables, ineficientes, o que generen daños a la población. Establecer políticas para mitigar estos riesgos y maximizar los potenciales beneficios debería ser una prioridad para la región.

⁴⁰ CEPAL, Datos, algoritmos y políticas: la redefinición del mundo digital (LC/CMSI.6/4), Santiago, 2018. Disponible en: https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/43477/7/S1800053_es.pdf [Fecha de consulta: 08/05/2018]

⁴¹ http://blogs.worldbank.org/impactevaluations/how-can-machine-learning-and-artificial-intelligence-be-used-development-interventions-and-impact

 $^{42\ \} ver\ https://webfoundation.org/research/white-paper-series-opportunities-and-risks-in-emerging-technologies/\ y\ \underline{https://}\ webfoundation.org/2018/01/new-research-starting-the-ai-policy-dialogue-in-africa/\ .$

⁴³ Por ejemplo TensorFlow, de Google (https://www.tensorflow.org/); CNTK, de Microsoft (https://www.microsoft.com/en-us/cognitive-toolkit/); y Torch, de Facebook (https://research.fb.com/downloads/torch/) entre otros.

⁴⁴ Para un análisis más amplio de las variables que pueden informar el grado de preparación del ecosistema para el desarrollo de la inteligencia artificial en un país. Ver https://www.oxfordinsights.com/government-ai-readiness-index/

⁴⁵ https://blog.piekniewski.info/2018/05/28/ai-winter-is-well-on-its-way/

ARGENTINA

En el uso de la tecnología en el ámbito de las políticas públicas, Argentina presenta interesantes avances en los últimos años, particularmente en el área de datos abiertos. Entre las primeras acciones de la actual administración nacional se encuentran no solo la creación del Ministerio de Modernización (Decreto No. 13/2015), sino también la firma de un decreto que regula la apertura de datos en la administración pública nacional. El trabajo del equipo de Datos e Información Pública Nacional ha dado lugar a que Argentina haya registrado, en la la edición 2017 del Barómetro de los Datos Abiertos, uno de los aumentos más pronunciados a nivel mundial.

La actual administración, que asumió en diciembre de 2015, también ha mostrado particular interés en las oportunidades que ofrece la inteligencia artificial (IA). La figura 3, refleja este salto de interés: la cantidad de publicaciones sobre IA que se detectaron en las páginas web de los Ministerios pasó de 100 a 200 en tan sólo dos años.



Fig. 3 — Número de publicaciones recuperadas por Google de los portales web de los Ministerios de Argentina que contienen las palabras "Inteligencia Artificial"/"Machine Learning"/"Deep Learning"47

Entre otros mecanismos utilizados para promover el acercamiento a estas tecnologías está el intercambio entre academia y funcionarios públicos. En octubre de 2017, por ejemplo, el Ministerio de Modernización organizó junto a la Fundación Sadosky una jornada dedicada a personal de áreas informáticas del Estado⁴⁸. Y en Mayo de 2018 el Ministerio de Modernización coordinó junto a la ITU el "1er Foro Inteligencia Artificial e internet de las cosas en ciudades inteligentes sostenibles en América Latina"⁴⁹.

También cabe resaltar que las universidades locales han incrementado su oferta de programas de postgrado en ciencia y minería de datos⁵⁰.

⁴⁶ Decreto Ejecutivo No. 117/2016 disponible en http://servicios.infoleg.gob.ar/infolegInternet/anexos/255000-259999/257755/ norma.htm

⁴⁷ Se restringieron las búsquedas a cada año, de manera tal que la cantidad de publicaciones no es acumulativa, sino anual.

⁴⁸ http://www.fundacionsadosky.org.ar/ciclo-de-charlas-de-innovacion-inteligencia-artificial-ciencia-de-datos-y-gobierno/

⁴⁹ https://www.itu.int/en/ITU-T/Workshops-and-Seminars/20180530/Pages/default.aspx y https://www.argentina.gob.ar/primer-foro-sobre-inteligencia-artificial-e-internet-de-las-cosas-en-ciudades-inteligentes

⁵⁰ Ejemplo de ello son la <u>Maestría en Explotación de Datos y Gestión del Conocimiento (Data Mining)</u> de la Universidad Austral, el Programa Ejecutivo de Big Data y Analytics de la Universidad de Palermo, la <u>Maestría en Explotación de Datos y Descubrimiento del Conocimiento de la Universidad de Buenos Aires.</u>

Casos

A partir de las búsquedas y entrevistas con referentes en la materia, se identificaron tres casos particularmente interesantes que se pasan a describir a continuación:

(1) Predicción de deserción escolar, (2) Predicción de embarazos adolescentes, y (3) Un mapa para identificar oportunidades comerciales.

SALTA, ARGENTINA

El Gobierno de la Provincia de Salta, a partir de un acuerdo firmado con la empresa Microsoft en junio del año 2017, elaboró herramientas destinadas a la predicción de deserción escolar y embarazo adolescente. Ambos casos fueron construidos en base a datasets brindados por el Ministerio de Primera Infancia de la Provincia. Según el funcionario a cargo, se prevé replicar el modelo de análisis a las provincias de Tierra del Fuego, La Rioja, Chaco y Tucumán, así como el Departamento de Guajira, en Colombia.

En la medida en que los casos son muy similares en su concepción y desarrollo, hemos optado por analizarlos de manera conjunta.



Objetivo:

Predicción de deserción escolar⁵¹

Unidad responsable: Ministerio de Primera

Desarrollo: Microsoft / Ministerio de Primera Infancia⁵²

Procedencia de los datos: Encuestas de

Disponibilidad pública de datos: No (Ley de

Selección de variables: Hasta 80 variables dependiendo de la persona (Personales (9), Educación (7), Salud (11),

Variables con tendencia a generar discriminación⁵⁴: Sí

Inteligibilidad del modelo: Caja Negra

Output: Asigna una probabilidad de abandono escolar a cada integrante de la muestra, e identifica al subconjunto de aquellos con más altas probabilidades de abandono.

Ratio de error reportado: 20% falsos positivos⁵⁵

Ejecuta o asiste decisiones: Asiste

Consecuencia: Ministerio de Primera Infancia coordina acciones

Impacto (según responsables): Se desconoce, por el momento, el impacto de las intervenciones realizadas como consecuencia de que el modelo le asignara a 418 niños y adolescentes

⁵² Se firmó un convenio con Microsoft, que aportó capacitación y ayuda en la primera versión del modelo que se realizó en Enero 2017. De acuerdo con fuentes del Ministerio de Primera Infancia, el modelo se continúa mejorando y modificando.

⁵³ Listado completo en el Anexo digital

⁵⁴ En el ámbito legal se entiende que ciertas categorizaciones son propensas a generar casos de discriminación. Por lo tanto, en varias jurisdicciones el Poder Judicial somete a procesos de escrutinio especiales a cualquier acción del gobierno que discrimine contra estas clases. En este estudio promovemos que quienes diseñan algoritmos estén informados acerca de los riesgos que puede generar la inclusión de ciertas categorizaciones, y por eso sugerimos que identifiquen estas variables y publiciten su utilización. Sería recomendable que, de utilizarse, se reporten los ratios de error para cada categoría, con el objetivo de minimizar los riesgos de discriminación hacia ciertos grupos. Para definir el listado de categorías nos apoyaremos en la Constitución de la Ciudad de Buenos Aires, que en su artículo 11 refiere a "raza, etnia, género, orientación sexual, edad, religión, ideología, opinión, nacionalidad, caracteres físicos, condición psicofísica, social, económica

^{55 720/5000.} Según los datos proporcionados por el Ministerio de la Primera Infancia (ver anexo), el modelo capacitado pudo identificar con éxito al 80% de los adolescentes que abandonaron la escuela. Uno de los expertos consultados considera que esta no es la forma adecuada de definir la tasa de error del modelo. Como el modelo es prospectivo, debe evaluarse en función de su capacidad para predecir los estudiantes que abandonan, no en función de su capacidad para identificar a los que y abandonaron. Si el modelo ha sido entrenado para identificar a aquellos que ya abandonaron, podría estar tomando en consideración las características que solo surgen después de que un alumno haya abandonado, debilitando sus habilidades potenciales y aumentando su proporción de error.



Objetivo:

Predicción de embarazo adolescente⁵⁶

Unidad responsable: Ministerio de Primera Infancia del Gobierno de Salta, Argentina

Desarrollo: Privado (Microsoft) / Estado (Ministerio de Primera Infancia)⁵⁷

Procedencia de los datos: Encuestas del Ministerio de la Primera Infancia

Disponibilidad pública de datos: No (Ley de Protección de Datos Personales 25.326)

Selección de variables: Hasta 78 variables dependiendo de la persona (Personales (8), Educación (5), Salud (12), Laboral (9), Vivienda (20), Familiares (23))⁵⁸

variables con tendencia a generar discriminación⁵⁹: Sí

Inteligibilidad del modelo: Caja negra

Output: Asigna una probabilidad de embarazo a cada integrante de la muestra (mujeres de entre 15 y 19 años), e identifica al subconjunto de aquellas con más altas probabilidades de embarazo.

Ratio de error reportado: 15% falsos positivos⁶⁰

Ejecuta o asiste decisiones: Asiste

Consecuencia: Ministerio de Primera Infancia coordina con otros Ministerios las acciones necesarias, de acuerdo al perfil de la persona identificada

Impacto (según responsables): Se desconoce, por el momento, el impacto de las intervenciones realizadas como consecuencia de que el el modelo le asignara a 250 mujeres adolescentes una probabilidad de embarazo superior a 70%

Datos

Pablo Abeleira, coordinador de tecnología en el Ministerio de Primera Infancia de Salta⁶¹, nos informó mediante entrevista telefónica que se aprovechan datos recabados por el gobierno local y datos recabados junto a organizaciones de la sociedad civil en barrios de bajos ingresos de las zonas sudeste, este y oeste de Salta Capital durante los años 2016 y 2017. La recolección se apoya en un sistema que permite la coordinación entre Ministerios, organizaciones de la sociedad civil, y Microsoft, que provee la tecnología básica y el hosting.⁶² En total se encuestó a 296.612 personas, de las cuales 12.692 eran mujeres entre 10 y 19 años. Para el caso de deserción escolar también se aprovecharon datos de una encuesta del Ministerio de Educación, que recabó datos sobre 10.244 niños y adolescentes entre 6 y 20 años.

Los detalles de la metodología utilizada para la recolección de datos no están disponibles de manera pública, y no contando con una ley de datos abiertos, las unidades del gobierno resguardan los datos, impidiendo el acceso por parte del público.

En la medida en que los datos aprovechados por el modelo provienen únicamente de personas que habitan en ciertas áreas de bajos ingresos⁶³, es incorrecto afirmar que el modelo es capaz de predecir casos de embarazo adolescente o deserción escolar en general. Como regla, la capacidad predictiva de los modelos está limitada a las características de las poblaciones cuyos datos que se aprovecharon para el proceso de entrenamiento. Tal como se describe en la sección siguiente, al no hacerse esta salvedad en

⁵⁶ Ficha completa disponible en anexo digital

⁵⁷ Se firmó un convenio con Microsoft, que aportó capacitación y ayuda en la primera versión del modelo que se realizó en Enero 2017. De acuerdo con fuentes del Ministerio de Primera Infancia, el modelo se continúa mejorando y modificando

⁵⁸ Listado completo en el Anexo digital

⁵⁹ Ver definición en la hoja 2 del anexo digital o en la nota al pie 54

⁶⁰ Según los datos proporcionados por el Ministerio de la Primera Infancia (ver anexo), el modelo entrenado pudo identificar con éxito al 85% de las adolescentes embarazadas. Uno de los expertos consultados considera que esta no es la forma adecuada de evaluar la tasa de error del modelo. Como el modelo es prospectivo, se debe evaluar en función de su capacidad para predecir qué adolescentes estarán embarazadas, no en función de su capacidad para identificar a las que ya están embarazadas o quienes ya son madres. Si el modelo ha sido entrenado para identificar a las personas que ya están embarazadas, podría tomar en consideración características que sólo aparecen después de que una adolescente está embarazada (por ejemplo, abandonar la escuela), debilitando la capacidad prospectiva del modelo, y aumentando su margen de error.

⁶¹ Entrevista vía internet realizada el 15 de Mayo de 2018

⁶² El sistema se apoya en una app que estandariza la información que recopilan distintas organizaciones que operan en el territorio. Si bien a cada organización se le da acceso exclusivamente a las bases que recopiló, el Gobierno tiene acceso a la totalidad de los datos. Entre las organizaciones participantes se destaca CONIN y TECHO. Para mayor información ver https://www.youtube.com/watch?v=vG6zNFLyrrg y http://www.docsalud.com/articulo/8069/gracias-a-la-nube-crean-primer-mapa-dedesnutrici%C3%B3n-en-el-pa%C3%ADs Los datos son alojados en un servidor fuera del territorio argentino, pero de acuerdo a autoridades ministeriales, el alojamiento de los datos se hace conforme a las leyes pertinentes. A su vez, en una entrevista realizada por el medio UNO (https://uno.com.ar/tecnologia/como-funciona-el-sistema-para-predecir-embarazos-adolescentes-de-salta-04122018_rJxfqbraiM) Abeleira subraya que se solicita el consentimiento de las personas cuyos datos se recopilan mediante el sistema coordinado.

⁶³ Ver Laboratorio de Inteligencia Artificial Aplicada (LIAA), Universidad de Buenos Aires, "Sobre la predicción automática de embarazos adolescentes", Abril 2018. Disponible en: https://www.dropbox.com/s/r7w4hln3p5xum3v/%5BLIAA%5D%20Sobre%20la%20predicci%C3%B3n%20autom%C3%A1tica%20de%20embarazos%20adolescentes. pdf?dl=0 [Fecha de consulta: 14/04/2018]

presentaciones públicas, especialistas correctamente han afirmado que la base utilizada para entrenar el modelo contiene un sesgo. Corresponde que se incluya este tipo de aclaraciones en un documento oficial y disponible al público.

Tal como señalan Boyd y Crawford,64 es importante que quienes construyen bases de datos aclaren públicamente cómo sus características limitan los potenciales usos que se le pueden dar. Ante la falta de aclaraciones, se limita la posibilidad de que la etapa de diseño del modelo se pueda aprovechar para neutralizar o corregir los sesgos que pudiera tener una base. Bases de datos opacas también limitan de un modo similar la etapa de creación de los protocolos administrativos que podrían incluir alertas para minimizar los daños cuando existe riesgo de sesgo.

Diseño del modelo

De la información disponible surge que los modelos se construyeron a partir de un proceso iterativo a partir del cual se fueron agregando y quitando variables con el objetivo de arribar a un modelo cuya capacidad predictiva fuera mayor. A través del portal online GitHub,⁶⁵ se encuentra disponible lo que Abeleira define como las primeras iteraciones. Allí, los desarrolladores Marcelo Felman y Facundo Davancens pusieron a disposición del público una serie de explicaciones en torno a la metodología empleada para tomar las decisiones, que resumen en cuatro pasos: conocer el dominio, preparar la base de datos, definir el modelo e integrarlo.

La puesta a disposición de un boceto de metodología a través de un portal como GitHub permite transparentar el proceso y recabar recomendaciones del público66. Las siguientes iteraciones, sin embargo, fueron realizadas a puertas cerradas por técnicos del gobierno.

En abstracto, el método aprovechado (two class boosted decision tree⁶⁷, un modelo de aprendizaje automático o machine learning) es de un grado relativamente alto de inteligibilidad, comparado con alternativas posibles. Tal como se observa en la segunda sección de la Fig. 5, el sistema indica a quien opera el dashboard la serie de variables que resultaron particularmente relevantes a la hora de definir la clasificación (alta probabilidad de embarazo/deserción), y esto podría considerarse una explicación del output.

Si bien el método permitiría un grado de explicabilidad, la implementación se realizó dentro de una caja negra: si bien podemos conocer los inputs (y en este caso se trata de un dataset privado), y los outputs (que en este caso también son reservados, y por buenas razones), no es posible para las personas afectadas entender cómo o porqué el sistema llegó a un output en particular.68 Ni los datos ni la metodología que guió el desarrollo del sistema están a disposición del público. Por lo tanto, Se requiere que las poblaciones afectadas confíen en que los procesos opacos llevados adelante para la recolección de datos y el diseño del algoritmo son efectivos y diseñados para conseguir resultados justos. Es decir, hay debilidades en los aspectos procedimentales que hacen a la legitimidad de la implementación del sistema.

El proceso iterativo que se describe en el GitHub (y que presumiblemente continuó puertas adentro el Ministerio) tiene la ventaja de ayudar a incrementar la eficacia del modelo predictivo. Sin embargo, genera el riesgo de crear un modelo menos sostenible, por ejemplo, por overfitting (sobreajuste), que es lo que ocurre al diseñar un modelo que se ajusta de sobremanera para conseguir buenos resultados para una base de datos en particular, como ser la de entrenamiento.69

⁶⁴ Ver punto 3. boyd, D. & Crawford, K., "Six Provocations for Big Data. A Decade in Internet Time: Symposium on the Dynamics of the Internet and Society", Septiembre 2011.

Disponible en: http://softwarestudies.com/cultural_analytics/Six_Provocations_for_Big_Data.pdf [Fecha de consulta: 06/05/2018].

Davancens, F., Predicción de Embarazo Adolescente con Machine Learning, 14 Setiembre 2017. Disponible en: https://github.com/facundod/case-studies/blob/master/
Prediccion%20de%20Embarazo%20Adolescente%20con%20Machine%20Learning.md [Fecha de consulta: 15/04/2018] y Felman, M., "Predecir deserción escolar con Machine Learning", 4 Enero 2018. Disponible en: https://github.com/marcelofelman/case-studies/blob/master/Desercion%20escolar%20con%20Machine%20Learning.md [Fecha de consulta: 31/03/2018]

⁶⁶ En el caso del algoritmos para predecir embarazos adolescentes, por ejemplo, tres usuarios de GitHub dejaron comentarios respecto de cuestiones metodológicas que consideran requieren corrección. Ver https://github.com/facundod/case-studies/issues/2

⁶⁷ En un árbol de decisión las hojas representan etiquetas de clase y las ramas representan conjunciones de características que conducen a esas etiquetas de clase. Un árbol de decisión potenciado es un método de aprendizaje de conjunto en el que el segundo árbol corrige los errores del primer árbol, el tercer árbol corrige los errores del primer y segundo árbol, y así sucesivamente. Ver más en .https://docs.microsoft.com/en-us/azure/machine-learning/studio-module-reference/two-class-boosted-decision-

⁶⁸ Cabe aclarar que si bien en los documentos que nos proveyó el Ministerio de Primera Infancia se muestra cómo el software destaca ciertas variables de particular relevancia (ver anexo), no es claro el peso de cada una, ni el rol que juega el resto de las variables.

⁶⁹ Al modificarse o actualizarse la base, por ejemplo por el paso del tiempo, el modelo pierde una gran cantidad de poder predictivo.

El Laboratorio de Inteligencia Artificial Aplicada del Departamento de Computación de la Universidad de Buenos Aires, elaboró un reporte en base a la información correspondiente al modelo inicial (publicado en GitHub) para embarazo adolescente, resaltando tres problemas⁷⁰:

- **1.** Sobredimensión de los resultados producto de la reutilización de los datos de entrenamiento como datos de evaluación.
- **2.** Sesgo, en tanto se limita a los sectores más vulnerables de la población.
- **3.** Inadecuación de los datos utilizados para responder la pregunta postulada.⁷¹

Desde el Ministerio de Primera Infancia nos enviaron respuestas a estas críticas, que se podrían resumir del siguiente modo para cada uno de los puntos mencionados:

- 1. El modelo publicado en GitHub re-utilizó los datos de entrenamiento como datos de evaluación. Para el modelo actual, sin embargo, se utilizaron bases de datos independientes.
- 2. La base de datos no está sesgada pues el modelo busca realizar predicciones únicamente sobre poblaciones vulnerables (que es el campo de acción del MPI). Re-definiendo el universo de datos y población objetivo de este modo, se puede afirmar que no hay sesgo alguno. Los datos recabados son apropiados para la tarea.
- 3. Los datos son apropiados para la pregunta que se quiere contestar en la medida en que el modelo se actualiza y re-entrena de manera regular a medida que se van actualizando los datos. En cualquier caso estos modelos son probabilísticos y como tales se apoyan en una serie de presunciones acerca del significado y relevancia de patrones y valores atípicos.

En virtud de las críticas recibidas, sería recomendable que el Ministerio de Primera Infancia hiciera público un documento que provea información sobre las bases de datos aprovechadas, la hipótesis que guía el diseño de los modelos, y en particular el proceso de diseño de los modelos finales.

El documento informativo también podría incluir un análisis de modelos similares, y explicar porqué se incluyeron o excluyeron variables que en otros contextos se consideraron relevantes/irrelevantes. Por ejemplo, un estudio sobre deserción escolar en los Estados Unidos encontró que variables como etnia, si el individuo recibía educación especial, si era nacido en los Estados Unidos, el inglés como lengua materna, y la urbanidad de la escuela no predijeron significativamente el abandono.⁷² Sin embargo, algunas de estas variables fueron incluidas en el modelo Salteño. Pueden existir buenas razones para ello. A partir del contacto con el Ministerio de Primera Infancia se nos comunicó que el modelo destaca un patrón entre la deserción y si la escuela a la que asiste el niño brinda algún tipo de alimento, si el niño posee algún tipo de cobertura médica por obra social, y si el alumno asiste al turno mañana o turno completo, entre otras. Ofrecer de manera explícita argumentos a favor de la inclusión de cada variable que aprovecha el modelo sería útil no sólo para la población afectada, sino para la comunidad de expertos en global.

⁷⁰ Ver Laboratorio de Inteligencia Artificial Aplicada (LIAA), Universidad de Buenos Aires, "Sobre la predicción automática de embarazos adolescentes", Abril 2018. Disponible en: https://www.dropbox.com/s/r7w4hln3p5xum3v/%5BLIAA%5D%20Sobre%20la%20predicci%C3%B3n%20autom%C3%A1tica%20de%20embarazos%20adolescentes. pdf?dl=0 [Fecha de consulta: 14/04/2018]

⁷¹ El argumento central es que las condiciones que llevaron a un embarazo en el pasado no necesariamente llevarán a embarazos en el futuro en la medida en que otras variables no se mantienen fijas.

⁷² Wood, L., Kiperman, S., Esch, R., Leroux, A., Truscott, S., & Gilman, Richard C. (2017). Predicting Dropout Using Student- and School-Level Factors: An Ecological Perspective. School Psychology Quarterly, 32(1), 35-49. https://hollis.harvard.edu/primo-explore/fulldisplay?docid=TN_apa_articles10.1037/spq0000152&context=PC&vid=HVD2&search_scope=everything&tab=everything&lang=en_US

Decisión/interpretación del output:

El output es un listado de menores de edad a los cuales se les asigna una probabilidad de abandonar la escuela, o embarazo. Los algoritmos no autoejecutan políticas, sino que le permiten al Ministerio de Primera Infancia identificar individuos que requieren particular atención por parte del Estado⁷³.

Pablo Abeleira, que impulsa el proyecto desde el Ministerio, nos comentó⁷⁴ que, por ejemplo, se busca revisar si integrantes de la familia que deberían recibir algún tipo de asistencia social no la están recibiendo.

Esto va en línea con lo que Abeleira comentó en una entrevista con el medio UNO, donde afirmó: "Es un abordaje integral. Nosotros le damos los resultados a las áreas correspondientes y se hace un trabajo entre todos los sectores del gobierno."⁷⁵

En la medida en que están en juego derechos de personas, es importante que se publique un protocolo explicando las acciones de seguimiento que se realizan ante la detección de personas en situación de riesgo, y cuál ha sido el impacto⁷⁶.

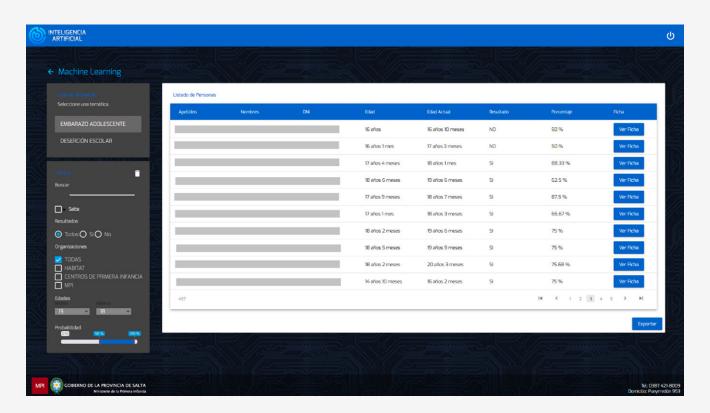


Fig. 4 — Sección del tablero de control desarrollado por el Ministerio de Primera Infancia de Salta mostrando hoja de resultados para un grupo de mujeres⁷⁷

⁷³ Ver video institucional explicando la visión del Ministerio de Primera Infancia: https://www.youtube.com/watch?v=F8Lg9ytO9JY

⁷⁴ Entrevista a Pablo Abeleira, coordinador de tecnología del Ministerio de Primera Infancia de Salta (15/5/2018)

⁷⁵ https://uno.com.ar/tecnologia/como-funciona-el-sistema-para-predecir-embarazos-adolescentes-de-salta-04122018_rJxfqbraiM

⁷⁶ Por ejemplo, en la entrevista citada arriba se le preguntó a Pablo Abeleira si entre las acciones de gobierno ante la identificación de un caso de potencial embarazo estaba prevista la educación sexual y el acceso a preservativos y anticonceptivos, pero no se obtuvo una respuesta concreta sobre el punto. En este sentido sería útil que también se aclare y el rol de la Iglesia y las organizaciones de la sociedad civil en la ejecución de las políticas sociales (Ver min 1.48 de la presentación institucional: https://youtu.be/F8Le9vtO9IY?t=108)

⁷⁷ Información proporcionada por Pablo Abeleira vía correo electrónico. Documento completo disponible a través del anexo digital

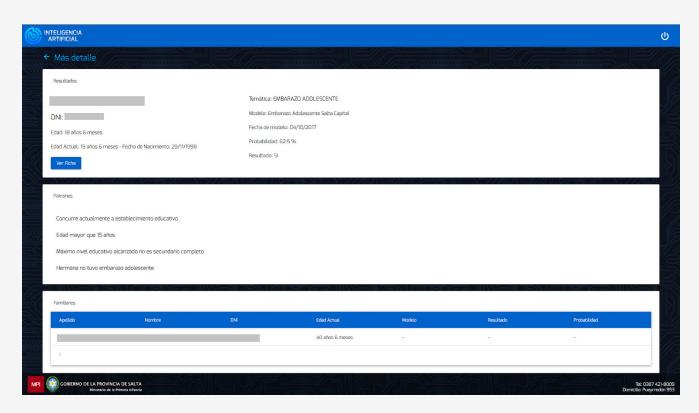


Fig. 5 — Sección del tablero de control desarrollado por el Ministerio de Primera Infancia de Salta, mostrando hoja de resultados para una mujer identificada como de alta probabilidad de embarazo⁷⁸

Interacción con marcos sociales y legales:

Es interesante comenzar por reseñar lo que ambos desarrolladores mencionan en sus repositorios: "Si bien lo ideal es contar con un experto en el dominio, no siempre lo tendremos a disposición. Para esto, es importante tener en cuenta diferentes técnicas así como también ejercitar nuestro sentido común". La frase resume una posición de acuerdo a la cual es permisible que, habiendo tecnología disponible, se avance aún sin consultar a expertos/as de dominio y a las poblaciones afectadas.⁷⁹

Este abordaje ha generado un gran numero de criticas. A través de una carta abierta bajo el título "¿Inteligencia artificial o artificios patriarcales?"80, el Observatorio de Violencia Contra las Mujeres y la Multisectorial de Mujeres de Salta elevaron una serie de críticas al diseño del modelo81, y resaltaron el hecho de que el abordaje

viola el derecho a la privacidad de menores de edad⁸², e ignora el contexto de desigualdad social estructural que impide que las mujeres puedan ejercer sus derechos sexuales y reproductivos.

Las firmantes afirman que el 20% de los nacimientos en Salta son de mujeres adolescentes, y que los índices de violencia de género en la provincia son particularmente alarmantes. Resaltan la falta de políticas públicas integrales dirigidas a resolver la bases estructurales de la desigualdad y proveer a las mujeres la información y los recursos para que puedan ejercer sus derechos de manera efectiva⁸³.

⁷⁸ Información proporcionada por Pablo Abeleira vía correo electrónico. Documento completo disponible a través del anexo digital.

⁷⁹ Este enfoque contrasta por ejemplo, con el que la Iniciativa Latinoamericana por los Datos Abiertos (ILDA) ha tomado a la hora de diseñar un estándar de datos abiertos para detectar femicidios, donde el foco se encuentra en el dominio, y las expertas del mismo ayudan a definir la forma en que los datos se relevan, cuales serán públicos o no y sus posibles tratamientos.Fumega, S., "Algunas Novedades De Nuestro Trabajo Sobre Datos, Género Y Seguridad", 09 Febrero 2018. Disponible en: https://idatosabiertos.org/algunas-novedades-de-nuestro-trabajo-sobre-datos-genero-y-seguridad", [Fecha de consulta: 08/05/2018]

⁸⁰ Cuarto Poder Salta, "¿Inteligencia artificial o artificios patriarcales?", 16 Abril 2018. Disponible en: https://www.cuartopodersalta.com.ar/inteligencia-artificial-o-artificios-patriarcales/ [Fecha de consulta: 04/05/2018]

⁸¹ La falta de transparencia en las muestras utilizadas y la complejidad de las variables a considerar, entre otras.

⁸² Con fundamento en el art. 10 de la Ley 26.061 "Las niñas, niños y adolescentes tienen derecho a la vida privada e intimidad de y en la vida familiar. Estos derechos no pueden ser objeto de injerencias arbitrarias o ilegales." Disponible en https://www.oas.org/dil/esp/Ley_de_Proteccion_Integral_de_los_Derechos_de_las_Ninas_Ninos_y_Adolescentes_Argentina.pdf

⁸³ Pocas semanas después de la publicación de esta carta, una niña salteña de 11 años violada por su padrastro no contaba con la posibilidad de abortar legalmente, y las autoridades afirmaron que la niña había decidido continuar con el mismo. Este tipo de situaciones pone de relieve el contexto en que viven las mujeres adolescentes de Salta, y las muchas tareas pendientes del Estado http://www.ambito.com/922368-luego-de-difusion-de-caso-de-nina-embarazada-tras-violacion-salta-adhirio-a-protocolo-de-aborto-no-punible-de-nacion

Síntesis de los hallazgos:

- Efectividad del modelo: si bien los ratios de falsos positivos son relativamente bajos, la metodología mediante la cual están calculados es cuestionada. Proveer más información al público acerca del diseño e implementación del modelo ayudaría a resolver dudas, y posiblemente mejoraría la calidad predictiva de los modelos.
- Efectividad de la implementación: el Ministerio de Primera Infancia coordina acciones con otros Ministerios, pero no ha consolidado información acerca del impacto. Publicar un protocolo acerca de las acciones de seguimiento que se realizan, y un informe semestral del impacto conseguido fortalecería la posición del Ministerio.
- P Legitimidad (proceso): Si bien se ha optado por un modelo que permite a quien opera el sistema conocer las principales variables que determinan la probabilidad asignada a un caso concreto (potencial para explicabilidad), se observa que ni las bases de datos ni el diseño del modelo están a disposición del público. Esto limita la trazabilidad y posibilidad de que se realicen auditorías independientes. Tampoco se ha involucrado a las poblaciones afectadas en el diseño.
- Legitimidad (resultado): En la medida en que no se ha producido un informe que consolide información sobre el impacto de estas herramientas, no es posible determinar si su implementación tiende a resultados justos o injustos. Grupos que trabajan la temática de género sin embargo han cuestionado la decisión de avanzar en la implementación de este tipo herramientas sin un abordaje que considere la desigualdad estructural que padecen las mujeres y adolescentes que conforman la población objetivo.

El Ministerio de Primera Infancia está realizando una tarea de relevamiento de poblaciones sistemáticamente excluidas que es importante destacar. Sin datos se vuelve difícil diseñar políticas públicas efectivas. En virtud de la urgencia y sensibilidad de las temáticas abordadas, la coordinación con actores de distintos sectores (academia, colectivos de mujeres, defensoras de derechos humanos), y la participación directa de las poblaciones afectadas se vuelve fundamental para proveer garantías de que se está ofreciendo un abordaje integral y respetuoso de los derechos e intereses de las poblaciones afectadas.

CIUDAD AUTÓNOMA DE BUENOS AIRES, ARGENTINA



Objetivo:

Facilitar identificación de oportunidades comerciales84

Unidad responsable: Min. de Modernización del Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires

Desarrollo: Estado

Procedencia de los datos: Gobierno local, Gobierno Federal, Privados (*Properati*)

Disponibilidad pública de datos: Sí

Selección de variables: Población viviendo por zona; Población trabajadora por zona, desagregada por género; Precios de oferta de venta y alquiler de Locales; Datos cuatrimestrales de apertura y cierre por rubro en cada zona, Indice de Caminabilidad

Variables con tendencia a generar discriminación85: No

Inteligibilidad del algoritmo: Alta (árbol de decisión básico)

Output: Estadísticas sobre negocios, y poblaciones de interés

Ratio de error reportado: NA

Ejecuta o asiste decisiones: Asiste

Consecuencia: No se prevén acciones del Estado. Asiste a potenciales inversores

Impacto (según responsables): Desconocido

El Mapa de Oportunidades Comerciales (MOC86), desarrollado por el Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires, está disponible a través un portal web que tiene por objetivo poner información a disposición de emprendedores interesados en abrir o ampliar negocios en la Ciudad.

A partir de la selección de un rubro y una zona geográfica el algoritmo ofrece información detallada y específica sobre la situación comercial de cada zona. La herramienta además facilita que los organismos del gobierno evalúen el impacto comercial de sus decisiones a partir de las variaciones de cada indicador a lo largo del tiempo.

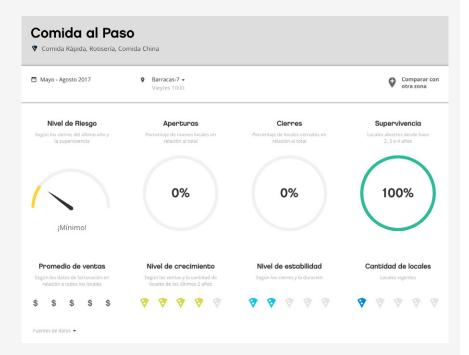


Fig. 6 — Impresión de pantalla de la sección inicial de indicadores que ofrece el MOC como output

⁸⁴ Ficha completa disponible en anexo digital

⁸⁵ Ver definición en la hoja 2 del anexo digital o en la nota al pie 54

⁸⁶ https://moc.buenosaires.gob.ar Ver también Map Of Commercial Opportunities, 2018 WSIS Prizes, Category E-Business, https://www.itu.int/net4/wsis/stocktaking/projects/Project/Details?projectId=1514904381 [Fecha de consulta: 05/04/2018]

Datos

Una de las cuestiones a destacar es que bajo cada una de las visualizaciones se le informa al usuario la fuente original de los datos aprovechados (ver fig. 6). Esto no sólo incrementa la transparencia, sino que también facilita la identificación de bases de datos con potencial para ser reutilizadas con otros fines. De las seis visualizaciones que se exponen como output, cuatro se apoyan en datos que están disponibles a través del portal de datos abiertos del gobierno. Para la determinación de precios mínimos y máximos de locales comerciales el algoritmo se apoya en datos de Properati – una plataforma privada que conecta compradores y vendedores de inmuebles online – que tiene la especial característica de liberar muchos de los datos que impulsan su motor de búsqueda, entre

ellos los utilizados por el Gobierno en este caso⁸⁷. Sería conveniente que con el informe completo incluyan enlaces a cada una de las bases de datos y fuentes de información, y la documentación disponible sobre las mismas.

Desde el Ministerio de Modernización se nos comunicó que en la próxima edición el movimiento de personas por cada zona será calculado utilizando bases de datos anonimizadas provistas por la empresa privada de telecomunicaciones *Telefónica*⁸⁸. Más allá de los debates acerca de los riesgos que implica que el gobierno tenga acceso a estos datos⁸⁹, es importante que se ponga a disposición del público el contrato firmado entre el gobierno y la empresa, y una ficha con los metadatos que correspondan.

Diseño del algoritmo

La selección de un zona geográfica y rubro fracciona la base de datos, y ofrece información específica en función de los intereses expresados por el usuario. Este proceso es simple, transparente e inteligible. Observando el output, las excepciones son *nivel de riesgo*, *nivel de crecimiento* y *nivel de estabilidad*. Estos outputs parecen haber recibido un procesamiento extra cuyos detalles sería conveniente explicar a los usuarios⁹⁰.

Si bien el foco de la plataforma es la desagregación de información estadística, el cálculo "Nivel de Riesgo" sugiere un elemento prospectivo para el cual sería importante ofrecer una estimación de eficacia, confianza o error. Según informó María Dorado⁹¹, Gerente de la Dirección de Gobierno Abierto del Ministerio de Modernización, la segunda versión incluirá un modelo predictivo. Es importante que esta segunda versión provea información detallada sobre márgenes de error.

Decisión/interpretación del output

Del output no se sigue una acción por parte del Estado. La plataforma ofrece información para que inversores, de manera individual, estén en una mejor posición a la hora de tomar decisiones. De este modo se intenta reducir la brecha de información entre

aquellos inversores que tienen acceso a especialistas, consultores y bases de datos privadas, y aquellos inversores que tienen recursos más limitados⁹². Sería conveniente que se ofrecieran estadísticas sobre las opciones seleccionadas por los usuarios.

⁸⁷ https://www.properati.com.ar/data

⁸⁸ Dorado, M. (Comunicación Personal vía Google Hangout) 14 Marzo 2018.

⁸⁹ Si bien se afirma que se trata de una base anonimizada, existe una amplia gama de técnicas que pueden ser utilizadas para la deanonimización. Cabe resaltar que al registrar una línea de teléfono móvil en Argentina se exige a los usuarios proveer el número de documento nacional de identidad. Ver, por ejemplo "How hard is it to 'deanonymize' cellphone data?" MIT News, 2013: https://news.mit.edu/2013/how-hard-it-de-anonymize-cellphone-data

⁹⁰ Ejemplo ilustrativo, https://moc.buenosaires.gob.ar/results_redesign.html?barrio=Barracas&zona=10&address=&rubro=Comida%20al%20Paso&active_tab=commerce-pill

⁹¹ Dorado, M. (Comunicación Personal vía Google Hangout) 14 Marzo 2018

⁹² A su vez, prácticamente todas las variables utilizadas surgen de bases de datos disponibles públicamente, lo cual reduce esta asimetría aún más en la medida en que se pueden reutilizar para otros fines. Aunque, tal como se aclaró previamente, sería útil revelar el procesamiento que se llevó a cabo para generar los outputs correspondientes a "Nivel de Riesgo", "Estabilidad" y "Crecimiento".

Interacción con marcos socio-culturales y legales

Crear mecanismos para mejorar la calidad de la información disponible en un mercado es sin dudas una función del gobierno. Esto reduce la incertidumbre, permitiendo que ingresen nuevos jugadores, lo cual agiliza al mercado. Agilizar el funcionamiento de un mercado, sin embargo, no necesariamente implica beneficios para todos los actores. La información puesta a disposición del público puede llevar a que más recursos privados se inviertan en zonas más pudientes, y donde la situación está mejorando para sus habitantes. Otra función clave del gobierno es mejorar la calidad de vida de la población. En este sentido, sería útil que-en el informe que se pone a disposición para la descarga-se incluyan enlaces donde se explique la relación entre las inversiones gubernamentales en infraestructura para el barrio en cuestión y los outputs, así como también las políticas que se están proyectando para mejorar los indicadores de aquellos barrios en baja⁹³.

Síntesis de hallazgos:

- Efectividad del algoritmo: Se trata de un diseño sencillo que proyecta información estadística apoyándose en bases de datos públicas. Las siguientes versiones incorporarán modelos predictivos.
- Efectividad de implementación: En la medida en que se trata de una herramienta online que busca mejorar las decisiones de un público indefinido de posibles inversores, es difícil vincular la herramienta con cambios en los patrones de inversión. En cualquier caso, no hay datos disponibles sobre su impacto⁹⁴.
- Legitimidad (proceso): Es un algoritmo sumamente inteligible. Convendría, sin embargo, proveer más información acerca de cómo se estiman algunos outputs, como "Nivel de Riesgo".
- Legitimidad (resultados): En la medida en que ofrece información estadística a un público indefinido, es difícil evaluar el impacto. En cualquier caso sería útil ofrecer información acerca de cómo el gobierno intenta mejorar las indicadores de aquellos barrios identificados como de alto riesgo para la inversión, con el objetivo de mejorar la calidad de vida de la población que allí habita.

⁹³ Ver, por ejemplo, https://www.devex.com/news/opinion-the-smartest-cities-are-resilient-ones-89476

⁹⁴ Tampoco hay información sobre el tráfico que recibe el portal web https://www.similarweb.com/website/moc.buenosaires.gob.ar#overview

URUGUAY

En los últimos diez años Uruguay se ha consolidado como uno de los líderes regionales en la incorporación de tecnologías de la información, tanto para la prestación de servicios públicos como en los procedimientos administrativos internos de cada organismo.

Dentro de la Agenda Digital Uruguay 2020 se incluyó el objetivo de que todos los ministerios con grandes volúmenes de datos cuenten con modelos para el análisis descriptivo y predictivo de fenómenos que afecten a la comunidad⁹⁵. La figura 7 refleja este salto de interés a partir de un incremento en la cantidad de publicaciones sobre IA que se detectaron en las páginas web de los Ministerios. Si bien muestra un crecimiento sostenido desde 2013, da un salto en 2017, año de publicación de la Agenda Digital Uruguay 2020.



El caso de uso más llamativo se trata un modelo de aprendizaje automático (*machine learning*) para la predicción de delitos: el modelo define y actualiza "zonas calientes"

en un mapa que se aprovechaba para la focalización de recursos policiales.

Fig. 7 — Número de publicaciones recuperadas por Google en los portales web de los Ministerios de la República Oriental del Uruguay que contienen las palabras "Inteligencia Artificial"/"Machine Learning"/"Deep Learning"

⁹⁵ https://uruguaydigital.gub.uy/agenda-digital/agenda-2020



Objetivo:

Predecir dónde ocurrirá un ilícito⁹⁶

Unidad responsable: Ministerio del Interior del Uruguay

Desarrollo: Privado (PredPol)

Procedencia de los datos: Sistema de Gestión de Seguridad Pública

Disponibilidad pública de datos: No

Selección de variables: Tipo de delito, ubicación, fecha y hora⁹⁷

Variables con tendencia a generar discriminación98: Indirectamente

Inteligibilidad del modelo: Caja Negra

Output: Identifica secciones de 150 metros cuadrados en las cuales hay altas probabilidades de que se cometan ilícitos

Ratio de error reportado: Desconocido

Ejecuta o asiste decisiones: Asiste

Consecuencia: Despliegue de oficiales al área

Impacto (según responsables): No se redujo el delito en términos absolutos. Se observaron [pequeñas] reducciones en áreas donde se implementó⁹⁹

A fines de 2013, luego de un proceso del que participaron ocho empresas¹⁰⁰, el Ministerio del Interior adquirió la licencia del Software *PredPol.* Predol surge de un proyecto de investigación conjunto entre el Departamento de Policía de Los Ángeles y la Universidad de California (UCLA)¹⁰¹. Según consta en resoluciones del Tribunal de Cuentas, la licencia de PredPol se adquirió inicialmente en Noviembre de 2013 por un periodo de 12 meses y un monto de U\$S 123,400¹⁰². Luego se renovó la licencia en dos ocasiones: en Mayo 2015, por un nuevo periodo de 12 meses, abonándose el mismo monto¹⁰³, y nuevamente en Junio de 2016, por el mismo monto, pero un periodo de 6 meses¹⁰⁴.

Datos

PredPol realizaba predicciones a partir de datos recabados por el Ministerio del Interior, a los cuales accedía a través del Sistema de Gestión de Seguridad Pública (SGSP), que aglutina la información de seguridad pública en todo Uruguay.

Al momento de evaluar posibles sesgos en las bases de dato que alimentan al modelo es importante tener en cuenta que:

- No todos los ilícitos son reportados, y las bases de la policía, como es de esperar, se construyen a partir de lo reportado. Algunos delitos se reportan más que otros¹⁰⁵.
- La presencia policial en una zona puede incrementar las probabilidades de que se identifique o reporte un delito

⁹⁶ Ficha completa disponible en anexo digital

⁹⁷ Esta información surge de la página web del proveedor (http://www.predpol.com/about/ y https://www.predpol.com/how-predictive-policing-works/). Las autoridades locales negaron acceso a la información solicitada mediante un pedido de acceso a información (Ver anexo). Por ende no podemos aseverar que el software no incorporó otras variables que las mencionadas en el portal web del proveedor.

⁹⁸ Ver definición en la hoja 2 del anexo digital o en la nota al pie 54

⁹ La introducción de Ricardo Fraiman y Pablo Martínez al informe del Ministerio concluye que el programa no redujo las rapiñas en términos absolutos, pero que en aquellas zonas donde se implementó sí generó "reducciones significativas" (pg 18). El capítulo de Alejandro Cid, apoyado en la metodología de diferencias en diferencias, y algunas cuestionables presunciones, sugiere que la reducción fue entre el 0.4 y el 3%, dependiendo de la zona utilizada como punto de comparación (pg 152). Ver Ministerio del Interior y Banco Interamericano de Desarrollo (BID), ¿Cómo evitar el delito urbano? El Programa de Alta Dedicación Operativa en la nueva policía uruguaya, Montevideo, Noviembre 2017. ISBN: 978-9974-8615-1-0. Disponible en: https://www.minterior.gub.uy/images/2017/Noviembre/Cmo-evitar-el-delito-urbano.pdf [Fecha de consulta:

¹⁰⁰ PredPol consiguió 100 puntos. Las otras empresas participantes fueron Quanan; Palantir; Softron; Arnaldo C. Castro; CSI Ingenieros; Stiler y Ciesu 101 http://www.predpol.com/

¹⁰² Tribunal de Cuentas de la República Oriental del Uruguay www.tcr.gub.uy/archivos/resoluciones_5486_r2013-17-1-0007104.doc o https://docs.google.com/document/d/185flVjiEBVh-6gHPNjcqLey4OE1lj7RUSveHRZ4QKlo/edit 103 Tribunal de Cuentas de la República Oriental del Uruguay www.tcr.gub.uy/archivos/resoluciones_12568_r2013.17.1.0007104.doc https://docs.google.com/document/

d/1Gp75-SfLvNGAufp88WIT8OSXQsER0bWbJu_1snkORjA/edit?usp=sharing

¹⁰⁴ Tribunal de Cuentas de la República Oriental del Uruguay , Entregable 223 1/15 Carpeta 191, Montevideo, 6 Mayo 2015. Disponible en: https://docs.google.com/document/ $\underline{d/1BSflVjiEBVh-6gHPNjcqLey4OE1lj7RUSveHRZ4QKlo/edit}\ o\ www.tcr.gub.uy/archivos/resoluciones_17606_r2013-17-1-0007104.doc\ [Fecha de consulta: 08/04/2018]$

¹⁰⁵ Por ejemplo delitos económicos o de cuello blanco. Ver por ejemplo una herramienta de predicción de delitos que se creó para poner atención sobre este sesgo http://www. businessinsider.com/this-app-shows-you-white-collar-criminals-2017-4

Existen, por lo tanto, razones para creer que las bases pueden estar sesgadas en contra de poblaciones indebidamente discriminadas¹⁰⁶.

Lejos de apoyarse en una base de datos pública, en 2012 el Ministerio del Interior clasificó como reservada toda aquella información y documentación que involucre el ejercicio de la actividad policial. Si bien la libre disponibilidad de esta información podría afectar tanto a la privacidad como a la seguridad, apoyarse en bases de datos cuyo diseño no está sujeto a ningún tipo de mecanismo de participación pública o transparencia puede afectar la legitimidad de de los algoritmos que la aprovechen.

Diseño del modelo

En el marco de esta investigación, se realizó una solicitud de acceso a la información pública para conocer aspectos técnicos de los programas de software utilizados por el Ministerio del interior durante los últimos cinco años. Sin embargo, cumplido el plazo legal, el Ministerio aún no ha contestado la solicitud¹⁰⁷.

Por tanto, a la utilización de bases de datos secretas se suma la decisión de ocultar el diseño. De este modo PredPol se convierte en una caja negra, donde para las poblaciones afectadas se vuelve imposible entender por qué se observa presencia policial en su cuadra con cierta regularidad.

A través del portal web de PredPol se pudo corroborar que el modelo de *machine learning* se apoya en tres variables: tipo de delito, ubicación, fecha y hora¹⁰⁸.

Cabe destacar que si bien *ubicación* no es formalmente una categoría sospechosa, dados los problemas de integración que padecen las ciudades – en particular las de América Latina – esta variable puede funcionar como proxy para el nivel socio-económico u origen étnico de una población, que sí son variables con tendencia a generar discriminación¹⁰⁹.

Es así que a la naturaleza opaca de la implementación de PredPol (legitimidad proceso) y el aprovechamiento de variables que generan riesgos de discriminación (legitimidad de resultado) se suma una falta de participación ciudadana en el diseño de esta herramienta. Por consiguiente la legitimidad de PredPol para gestionar un área tan sensible como los recursos policiales es baja, y puede contribuir a minar la confianza ciudadana en las fuerzas de seguridad.

Decisión/interpretación del output

A partir de los datos ofrecidos por el Ministerio del Interior, PredPol elabora mapas prospectivos que se actualizan de manera periódica, identificando secciones de 150 metros cuadrados en las cuales hay altas probabilidades de que se cometan ilícitos. Esta información se utiliza al momento de definir adónde desplegar los recursos de patrullaje.

Cabe destacar que los proveedores de PredPol sugieren específicamente que los oficiales destinen el 10% de su tiempo a patrullar áreas identificadas como de alto riesgo. Por ende, si bien el output no se autoejecuta, es importante conocer las directivas administrativas que hubieran acompañado su implementación. Por ejemplo, de acuerdo a una publicación del Ministerio del Interior,

una vez definidos los cuadrantes "en ese lugar debían permanecer [los oficiales], mientras no acudieran a una emergencia"¹¹⁰. Este tipo de directivas lo acercan al polo de algoritmos que se autoejecutan, y lo alejan de aquellos que meramente ofrecen una sugerencia. En este caso, las fuerzas policiales se convierten en el brazo orgánico del sistema informático. Distinto sería, por ejemplo, cada comisario definiera adónde asignar recursos, y considerara el output como una de muchas variables a ser consideradas.

¹⁰⁶ Una investigación del New York Times, por ejemplo, reveló que si bien los estudios muestran que el consumo de marihuana es equivalente en todos los grupos raciales, en la ciudad de Nueva York la policía arrestó a personas de bajos ingresos y raza negra por cargos de marihuana a una tasa ocho veces superior a la de los blancos en los últimos tres años. Personas integrantes de la comunidad latina fueron arrestadas a una tasa cinco veces mayor que los blancos. https://www.nytimes.com/2018/05/14/opinion/stop-frisk-marijuana-nyc.html . Ver también https://www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing

¹⁰⁷ Datos sobre pedidos de acceso a información disponibles en el anexo digital.

¹⁰⁸ Esta información surge de la página web del proveedor (https://www.predpol.com/how-predictive-policing-works/). Las autoridades locales negaron acceso a la información solicitada mediante un pedido de acceso a información (Ver anexo). Por ende no podemos aseverar que el modelo no se hubiera modificado en el momento de la implementación.

^{109 .} Ver, por ejemplo: https://www.nytimes.com/2017/10/26/opinion/algorithm-compas-sentencing-bias.html

¹¹⁰ Ministerio del Interior y Banco Interamericano de Desarrollo (BID), ¿Cómo evitar el delito urbano? El Programa de Alta Dedicación Operativa en la nueva policía uruguaya, Montevideo, Noviembre 2017. ISBN: 978-9974-8615-1-0. Disponible en: https://www.minterior.gub.uy/images/2017/Noviembre/Cmo-evitar-el-delito-urbano.pdf [Fecha de consulta: 07/04/2018] pg. 18



Fig. 8 — Mapa de grillas elaborado a través de PredPol (Ministerio del Interior, BID, 2017)

PredPol fue utilizado entre 2014 y 2017. A partir de 2015 se comenzó a capacitar a integrantes de la Dirección de Información Táctica (DIT) en el procesamiento y análisis de datos. Una vez capacitados, comenzó la etapa de evaluación de PredPol: A una mitad de las comisarías de Montevideo se les asignó las herramientas de análisis prospectivo y dinámico de Predpol, y a la otra mitad de las comisarías se les asignó el sistema de informes retrospectivos anuales creados por la DIT¹¹¹.

A diferencia de PredPol, en los informes del DIT las áreas de atención no se presentan como polígonos o cuadrantes sino como segmentos de calles. Esto permitió, de acuerdo al Ministerio, obtener mayor precisión, y un uso más eficiente de los escasos recursos humanos. Además se consideró que la visualización de segmentos de calles era una representación más acorde de la labor policial¹¹².



Fig. 9 — Mapa de segmentos (Ministerio del Interior, BID, 2017)

Cumplido el proceso de evaluación, el Ministerio del Interior observó que las áreas donde se operó con PredPol no mostraban mejores resultados que aquellas donde se utilizó el sistema estático desarrollado por sus propios técnicos. Entonces se optó por discontinuar el uso de PredPol. Actualmente el personal policial tiene acceso a los informes de la DIT a través del Sistema de Gestión de Seguridad Pública (SGSP)¹¹³.

Interacción con marcos sociales y legales

La creciente adopción de este tipo de modelos predictivos por parte de Departamentos de Policía de todo el mundo no se encuentra exenta de críticas¹¹⁴. Entre los críticos están quienes aceptan las bases teóricas del modelo pero consideran que los sistemas de policía predictiva no logran su objetivo, y que en el mejor de los casos generan desplazamientos de los focos de delito de un área a otra, sin que el delito se reduzca en términos absolutos¹¹⁵.

Pero también hay críticas que apuntan a los marcos teóricos que informan el desarrollo e implementación de estas herramientas. Se afirma que estas herramientas se construyen asumiendo que los comportamientos delictivos se producen en un vacío, olvidando los marcos sociales y legales de los que forman parte. De este modo, se permite generar una narrativa acerca del delito que lo asimila a una catástrofe que simplemente sucede, excluyendo así la posibilidad de conversaciones acerca de las condiciones sociales que llevan a que ciertos

¹¹¹ Ministerio del Interior y Banco Interamericano de Desarrollo (BID), ¿Cómo evitar el delito urbano? El Programa de Alta Dedicación Operativa en la nueva policía uruguaya, Montevideo, Noviembre 2017. ISBN: 978-9974-8615-1-0. Disponible en: https://www.minterior.gub.uy/images/2017/Noviembre/Cmo-evitar-el-delito-urbano.pdf [Fecha de consulta: 07/04/2018] Ver pg 20)

¹¹² Tal como se describió en la sección sobre el diseño del algoritmo, no fue posible acceder a ningún tipo de información sobre el tipo de variables utilizadas para el diseño del algoritmo.

¹³ Sosa, A., No Toquen Nada, Entrevista "La comisario y la estadística policial", Radio Del Sol, Montevideo, Junio 06, 2017. Disponible en: http://delsol.uy/notoquennada/entrevistas/la-comisario-y-la-estadistica-policial [Fecha de consulta: 07/04/2018] y Ministerio del Interior y Banco Interamericano de Desarollo (BID), ¿Cómo evitar el delito urbano? El Programa de Alta Dedicación Operativa en la nueva policía uruguaya, Montevideo, Noviembre 2017. ISBN: 978-9974-8615-1-0. Disponible en: https://www.minterior.gub.uy/images/2017/Noviembre/Cmo-evitar-el-delito-urbano.pdf [Fecha de consulta: 07/04/2018] El SGSP, tal como indica su nombre, es una plataforma más amplia mediante el cual se gestiona toda la información vinculada al accionar policial. En el Sistema de Gestión de Seguridad Pública se cargan todas las actuaciones de la Policía, agrupados en cinco conjunto de datos: eventos ocurridos o denunciados en Seguridad Pública, comunicaciones a Juzgados y Fiscalías, diagnósticos médicos; y dos categorías llamativamente oscuras: recursos de información vinculados e información complementaria. Además de la base de información generada por el propio Ministerio del Interior, la plataforma interopera con diversas fuentes de información de Instituciones nacionales y Organismos de Seguridad y Policiales del MERCOSUR. Una tabla detallada de los datos incorporados en el sistema se encuentra documentada en el Anexo. Nótese que por Resolución No. 5903 del 20 de Julio de 2012, el Ministerio del Interior clasificó como reservada toda aquella información y documentación que involucre el ejercicio de la actividad policial.

¹¹⁴ Este tipo de sistemas suelen centrarse en "crímenes callejeros", dejando fuera de su alcance otras actividades criminales. A los efectos de hacer explícito esta diferenciación, en Abril de 2017 la Organización No Gubernamental The New Inquiry presentó un sistema georeferenciado enfocado exclusivamente en delitos de cuello blanco en la ciudad de Nueva York. Disponible en: https://whitecollar.thenewinquiry.com/ [Fecha de consulta: 28/04/2018]

^{115&}quot;el patrullaje más enfocado en ciertos lugares, produce probablemente un desplazamiento que puede ser temporal, funcional (...) desde la aplicación de esta nueva estrategia de patrullaje en 2013, se ha dispersado, especialmente en el caso de las rapiñas. En 2006-2012 el 50% de los delitos se concentraba en el 4% de las cuadras, y ahora en el 5.3%" Ver Galiani, S. & Jaitman, L. (2015): «Economía del crimen aplicada: el caso de Montevideo, Uruguay» en: http://focoeconomico.org/2015/12/18/economia-del-crimen-aplicada-el-caso-de-montevideo-uruguay/ El Instituto Max Planck no encontró evidencia concluyente acerca de una relación causal entre la implementación de estas herramientas y una reducción sustancial en robos. Ver https://digit.site36.net/2017/09/25/disappointing-results-for-predictive-policing/

delitos ocurran en ciertos barrios y no en otros¹¹⁶, y las políticas de inclusión que hacen falta para blindar de legitimidad las normas que se ven violadas.

Un informe publicado en 2016 por investigadores del Human Rights Data Analysis Group (HRDAG) sugiere que este tipo de programas generan un circuito de retroalimentación: Ante más presencia policial, más probabilidad de detectar un ilícito. Cuantos más ilícitos registrados en un área, más probabilidad de que se envíen fuerzas policiales. De acuerdo a HRDAG esto lleva a que los agentes sean enviados repetidamente a las mismas zonas de la ciudad, generalmente aquellas donde se concentran minorías raciales, independientemente de la verdadera tasa de criminalidad en esa área¹¹⁷.

A nivel local, la organización de Derechos Humanos SERPAJ expresó en 2017 preocupaciones similares sobre el uso de PredPol, subrayando que estos programas "detectan patrones en los datos de los que se alimentan, para luego repetirlos en futuras predicciones.[...] Aplicada sin cuidado, su lógica es la del círculo vicioso. La tecnología se convierte en un legitimador del viejo olfato policial."¹¹⁸ Básicamente un legitimador de comportamientos arbitrarios por parte de agentes. Comportamientos que se traducen en abusos, y a menudo son producto de sesgos, como el racismo o el clasismo.

Síntesis de hallazgos:

- Efectividad del modelo: No hay información disponible acerca del ratio de error de Predpol. Expertos de distintos ámbitos han cuestionado las bases teóricas en las que se apoya este tipo de modelos. El reemplazo de PredPol por una herramienta de estadística retrospectiva sugiere que su efectividad fue menor a la esperada.
- Efectividad de implementación: Se detectó una reducción de delitos en áreas en las cuales fue implementado, pero no en términos absolutos. Críticos afirman que la herramienta lleva a meros desplazamientos del foco de delito.
- Legitimidad (proceso): Los datos no son públicos, y se estima que ni el propio Ministerio del Interior tenía acceso a la caja negra dentro de la cual operaba PredPol, una herramienta desarrollada por una empresa privada. De este modo, los outputs eran inexplicables.
- Legitimidad (resultados): Existe riesgo de discriminación. Organizaciones locales e internacionales han expresado que herramientas como PredPol tienden a replicar los sesgos de las bases de datos utilizadas para su entrenamiento, y que se utilizan para justificar la presencia policial en barrios marginados. Se han reclamado políticas que tomen en cuenta el contexto.

En una democracia las fuerzas policiales deben estar al servicio de la población. Que las fuerzas policiales sean enviadas a barrios con la expectativa de que van a encontrar delincuentes genera un marco propenso a los abusos de autoridad. Que estas decisiones surjan de sistemas opacos mina la legitimidad de la fuerza policial. El diseño de cualquier herramienta que tenga que ver con el ejercicio de la fuerza debería involucrar a la población y a las áreas del Gobierno encargadas de la provisión de servicios, infraestructura y protección de derechos: Es fundamental para asegurar la legitimidad de su implementación.

 $^{116 \}underline{\text{https://www.theguardian.com/commentisfree/2018/may/13/we-created-poverty-algorithms-wont-make-that-go-away} \\$

¹¹⁷ Human Rights Data Analysis Group (HRDAG), Predictive Policing Reinforces Police Bias, 10 Octubre 2016. Disponible en: https://hrdag.org/2016/10/10/predictive-policing-reinforces-police-bias/ [Fecha de consulta: 07/04/2018]. Ver también párrafo 16 de la Declaración de Toronto https://www.amnesty.org/download/Documents/POL3084472018ENGLISH.PDF

¹¹⁸ Perz, L. & Samudio, T., "Mismas acciones en modernos disfraces: Programa de Alta Dedicación Operativa", en Derechos Humanos en el Uruguay. Informe 2017, Servicio Paz y Justicia - SERPAJ Uruguay, Montevideo, Diciembre 2017. Disponible en: http://www.serpaj.org.uy/serpaj/index.php/documentos-de-interes/file/55-info2017 [Fecha de consulta: 07/04/2018]



RECOMENDACIONES

El uso de algoritmos por parte de los gobiernos en América Latina es incipiente.

Funcionarios interesados en aprovechar su potencial se enfrentan a la difícil tarea de evaluar la eficacia y legitimidad de distintos modelos y estrategias para su implementación. Así, en un contexto con creciente entusiasmo por la adopción de sistemas de IA, existe el riesgos de que se contraten o construyan sistemas inútiles, ineficientes o capaces de generar daño a la población. Se vuelve urgente entonces desarrollar mecanismos que permitan evaluar la eficacia de distintas herramientas, establecer guías para incrementar la legitimidad de su implementación, minimizar riesgos y asegurar de que sean empleados en beneficio de las poblaciones a las que afecta.

Existen tres recomendaciones que quisiéramos resaltar en el contexto actual:

Desarrollar infraestructura y experticia gubernamental para el aprovechamiento de técnicas de IA

El aprovechamiento de algoritmos por parte de gobierno requiere de infraestructura que actualmente escasea en Latinoamérica. De los casos de estudio surge que ante la falta de infraestructura la Provincia de Salta en Argentina almacena datos sensibles en servidores privados ubicados fuera del territorio nacional. A su vez, el gobierno Uruguayo, por más de 24 meses, se apoyó en un sistema de caja negra privado para definir la asignación de recursos policiales.

Es importante remarcar que estos ejemplos no sólo ilustran riesgos a la privacidad de la población y problemas en materia de soberanía, sino también la pérdida de oportunidades para impulsar inversiones estratégicas en el sector. Entendiendo que existe una falta de recursos humanos y de infraestructura, el proceso de modernización debe ser aprovechado por el Estado para crear un ecosistema que favorezca el desarrollo de nuevas tecnologías.

En materia de recursos humanos, el ecosistema requiere de expertos que entiendan sobre el funcionamiento de estas tecnologías, de políticas públicas, gestión administrativa, y protección de derechos¹¹⁹, además de los expertos propios de la materia específica que se trabaje en cada caso. La implementación exitosa de algoritmos requerirá crear herramientas sensibles al contexto local, y capaces de maximizar sus beneficios y minimizar los riesgos.¹²⁰

Fig. 10 — Representación de actores clave



¹¹⁹ El modelo iterativo comúnmente conocido como "policy sandbox", que facilita la experimentación sin generar resultados vinculantes, puede ser útil en el actual contexto. Ver, por ejemplo https://www.lexology.com/library/detail.aspx?g=22212737-374e-43bc-9cba-76b8777eb017

¹²⁰ Avila, R., Brandusescu, A., Ortiz Freuler, J., & Thakur, D. (2018). *Artificial Intelligence: Open questions about gender inclusion* (Rep.). W20 / Web Foundation. doi:http://webfoundation.org/docs/2018/06/Al-Gender.pdf

2. Asegurar la transparencia, participación ciudadana y rendición de cuentas en el desarrollo e implementación de técnicas de IA

La necesidad de ofrecer un marco teórico basado en los principios democráticos y los derechos humanos se vuelve urgente ante la implementación de herramientas que tienen la posibilidad de perpetuar y reforzar inequidades o sesgos ya existentes en la sociedad. La Declaración de Toronto puede servir como brújula¹²¹.

Del análisis de los casos surge que a menudo los funcionarios se enfocan en el modelo y su capacidad predictiva, pero no toman en consideración los aspectos que hacen a la legitimidad de su implementación.

Asegurar tanto la legitimidad del proceso de modernización del Estado, como la calidad de los resultados que deriven de la implementación de estas herramientas en casos concretos requerirá desarrollar mecanismos de transparencia, participación ciudadana, y rendición de cuentas.

Recomendamos la incorporación de una serie de elementos bajo los siguientes pilares:

	Transparencia	Participación ¹²²	Rendición de Cuentas
CREACIÓN DE BASES DE DATOS	Publicar una ficha con metadatos, que incluya: a. Motivo/Objetivo b. Otros usos posibles c. Casos de reutilización d. Contacto de autoridades responsables e. Metodología f. Consideraciones éticas y legales	Participación pública en la determinación de: a. datos a ser recabados b. proceso de recolección y c. definición de las etiquetas relevantes	Realizar audiencias públicas anuales paraa. Presentar el impacto de las instancias de participaciónb. Debatir los usos que se hacen de las bases de datos
DISEÑO DE ALGORITMO	Publicar una ficha sobre el modelo, que incluya: a. Contacto de desarrolladores y autoridades políticas b. Objetivo c. Procedencia de los datos d. Metodología y Output e. Margen de error f. Consideraciones éticas y normativas g. Contratos suscritos h. Resultados de auditorías	Participación pública para la determinación de: a. los objetivos b. los inputs a ser aprovechados c. El nivel de complejidad y riesgo aceptables	 Facilitar y promover auditorías independientes: a. Realizar y publicar los resultados de auditorías preliminares y periódicas b. Realizar audiencias públicas anuales para informar acerca de los resultados y acciones de mitigación de riesgos c. Publicar categorías de error identificados en la ejecución, así como feedback loops problemáticos
EJECUCION / INTERPRETACIÓN DEL OUTPUT	Publicar protocolos administrativos que definen cómo se aprovecha el resultado de una herramienta de inteligencia artificial, incluido el nivel de autonomía que se les concede.	Participación pública para definir protocolos administrativos y el grado de autonomía que se le concede a las herramientas de inteligencia artificial.	Llevar adelante evaluaciones anuales sobre cumplimiento de protocolos administrativos que rodean el sistema, y presentarlos públicamente en las zonas habitadas por poblaciones vulnerables que podrían ser afectadas.
MARCOS SOCIO-LEGALES	 Publicar un documento que describa: a. información sobre los mecanismos de revisión b. redes o servicios de atención alternativas (ej. si el algoritmo afecta el acceso a servicios) 	Participación pública para: a. diseñar sistemas que aseguren reparación en caso de daños. b. documentar las percepciones del público sobre el problema y cómo debería abordarse	Publicar: a. encuestas que documentan los cambios de percepción sobre el problema (pre/post implementación del sistema) b. Estadísticas sobre el uso de redes de contención alternativas

¹²¹ https://www.amnesty.org/download/Documents/POL3084472018ENGLISH.PDF

¹²² Se debe poner especial atención en involucrar grupos típicamente subrepresentados, como mujeres, comunidades indígenas y personas con discapacidades.

3. Establecer un mecanismo de evaluación de riesgo previo a la implementación de sistemas automatizados

La actualidad combina un contexto externo en el que comienza a aflorar el uso de algoritmos para la ejecución de políticas públicas, y un contexto regional donde crece el interés por estas herramientas. Es de esperar que se comiencen a implementar modelos prefabricados para su rápido aprovechamiento. Ante los graves riesgos que esto puede implicar, se vuelve urgente el desarrollo de criterios que permitan a los gobiernos distinguir de manera sencilla y rápida los modelos potencialmente problemáticos de aquellos que no lo son.

Para refinar y progresar en la implementación de estos mecanismos conviene avanzar con la creación de un foro multi-actor que incorpore a actores técnicos, políticos, de la academia y la sociedad civil.

PRÓXIMOS PASOS

Para mejorar el aprovechamiento de estas tecnologías por parte de los gobiernos nos proponemos:

- 1. Crear y promover espacios formales e informales a nivel nacional y regional que faciliten un diálogo fluido entre gobierno, sector privado, academia y sociedad civil sobre la implementación de nuevas tecnologías para la gobernanza.
- **2. Identificar y desarrollar buenas prácticas** en materia de transparencia, participación ciudadana y rendición de cuentas en la implementación de algoritmos.
- **3. Proponer un mecanismo para el registro de casos** de uso de algoritmos que asista a desarrolladores e implementadores en la mitigación de riesgos.



ANEXO

Anexo Digital

- · Glosario y metodología para la creación de fichas
- Resultados de búsquedas booleanas en Google
- Pedidos de Acceso a Información
- Lista de entrevistados

Disponibles través del siguiente enlace: https://docs.google.com/spreadsheets/d/1uUCyT0pCbn 3HJKilPjxVqv6Qy7DkjWyyhKx2NlPn-i0/edit?usp=sharing

Anexo II

Metodología para la identificación de casos

A partir del Manual de Investigación desarrollado por la Web Foundation, ILDA llevó adelante las siguientes tareas¹²³.

Investigación documental a través de búsquedas booleanas utilizando la función avanzada del buscador de Google.

- **Objetivo:** Identificar posibles casos de estudio, especialistas, e investigaciones existentes.
- **Ejecución:** Se identificaron las URLs de 77 portales de organismos de gobierno: 28 de Argentina, 27 de Uruguay y 22 de Colombia¹²⁴. A su vez, se realizaron búsquedas en portales de organizaciones de la sociedad civil, instituciones académicas y portales de noticias de cada país (40 URLs). En total se realizaron 45 búsquedas utilizando distintos parámetros sobre cada subconjunto de URLs¹²⁵.

Entrevistas semi-estructuradas.

 Objetivo: Obtener ejemplos, tendencias y recomendaciones sobre la implementación de sistemas de algoritmos. Identificar otros actores. Ahondar en detalles técnicos de ejemplos específicos. • **Ejecución:** Se realizaron seis entrevistas: cinco de ellas con funcionarios del Ejecutivo Nacional y gobiernos locales en Argentina y una con el Subsecretario del Ministerio de Industria, Energía y Minería de Uruguay¹²⁶. Cabe señalar también que los intentos de coordinar entrevistas con funcionarios de Colombia fueron infructuosos.

Pedidos de acceso a la información pública.

- Objetivo: Verificar disponibilidad de datos, acceder a información complementaria.
- **Ejecución:** Se presentaron 18 pedidos de acceso a la información. Ocho en Argentina, cuatro en Colombia, y seis en Uruguay. Se obtuvo respuesta en 15 oportunidades, pero sólo una fracción de los mismos ofreció la información requerida. En particular, los organismos de seguridad se mostraron sumamente reticentes a ofrecer cualquier tipo de información. En el caso de la Provincia de Salta, en la medida en que no cuenta con un portal digital para solicitudes de información (requiriéndose presentaciones en papel por ventanilla), se enviaron solicitudes por correo y a través de la sección de consultas de la página web del Ministerio de Primera Infancia, las cuales no fueron contestadas.

 $¹²³ Ver \ el \ Manual \ de \ investigación \ en \ https://docs.google.com/document/d/10f75NlyRMSXePr8VvTxpXTzvgR]zhbA7jvjK4S2Cdso/edit?ts=5aae376c\#pression \ for \ fo$

¹²⁴ Cabe notar que la cantidad de Ministerios varía de país en país, afectando la cantidad de URLs. En Colombia existen 16, en Argentina 21, y en Uruguay 13.

¹²⁵ Términos de búsqueda, URLs y resultados disponibles en el Anexo.

¹²⁶ Nombres y cargos disponibles en el Anexo

¹²⁷ Las respuestas obtenidas se encuentran documentadas en el Anexo

