

ESTUDIO DE CASO:
**GESTIÓN RESPONSABLE DE
DATOS Y FOCALIZACIÓN DIGITAL
REMOTA DURANTE EL COVID-19**



Registro biométrico en acción. El Programa Mundial de Alimentos (PMA) de las Naciones Unidas, el Gobierno de Uganda y el Alto Comisionado de las Naciones Unidas para los Refugiados (ACNUR) realizaron conjuntamente la verificación biométrica de todas las personas refugiadas en Uganda. El PMA proporcionó asistencia alimentaria y ayuda en dinero efectivo para cubrir las necesidades de alimentos y nutricionales de más de un millón de personas refugiadas ugandeses que habían sido afectadas por frecuentes eventos climáticos.
Claire Nevill/PMA. Marzo, 2018.



AGRADECIMIENTOS

El presente estudio de caso fue liderado por CaLP con fondos del Ministerio Federal de Relaciones Exteriores de Alemania (GFFO por sus siglas en inglés).

La fase de investigación para elaborar la presente publicación fue desarrollada desde junio a septiembre de 2020.

Linda Raftree (@meowtree), consultora independiente, desarrolló los estudios y elaboró la presente publicación bajo la supervisión y el apoyo editorial y de contenidos de Anna Kondakhchyan (@akondakhchyan). Asimismo, este estudio de caso se benefició de aportaciones de GiveDirectly y otras organizaciones y profesionales vinculados a los Programas de Transferencias Monetarias (PTM), quienes de manera generosa contribuyeron con sus experiencias y testimonios y que, debido a la naturaleza de esta investigación, permanecerán anónimos.

Los puntos de vista que se expresan en la presente publicación son únicamente de las autoras y no representan las opiniones de los donantes ni de las agencias miembro de CaLP.

CaLP es una red mundial de más de 90 organizaciones que se dedican a las políticas públicas, la implementación y la investigación sobre los Programas de Transferencias Monetarias (PTM), los programas de ayuda humanitaria y de asistencia financiera en general.

! Para obtener más información, puede visitar el sitio web de CaLP en el enlace www.calpnetwork.org

🐦 Siga a CaLP en Twitter: [@calpnetwork](https://twitter.com/calpnetwork)

La pandemia a causa del COVID-19 fue declarada en marzo de 2020 y desde entonces el mundo se puso de cabeza. Para fines de ese año, la Organización Mundial de la Salud (OMS) reportó 75 millones de casos confirmados, incluyendo 1,7 millones de muertes.¹ A diferencia de una crisis 'normal', la pandemia del COVID-19 ha afectado cada rincón del planeta. Esta emergencia sanitaria internacional desencadenó en la sobrecarga de los sistemas de salud, las morgues y las cadenas de suministro, e impactó las vidas de millones de familias alrededor del mundo. Logró restringir economías nacionales y regionales y cerrar una multitud de negocios, grandes, medianos y pequeños, causando un aumento generalizado en la inseguridad alimentaria mundial. La pandemia canceló los encuentros sociales, clausuró servicios sociales esenciales y dejó a muchas personas sin una red de protección social ni financiera.

Si bien los países adoptaron varios enfoques para lidiar con el COVID-19, pronto se hizo evidente la necesidad de reforzar los programas de transferencias monetarias (PTM) a corto y largo plazo a una escala sin precedentes tanto para las personas ya beneficiarias de PTM y de programas de protección social, como para nuevas poblaciones que se tornaron más vulnerables, inestables o inseguras. A la vez, las cuarentenas, los confinamientos, las restricciones de viaje y la prohibición de reunirse en grupos obligaron a hacer cambios en las reglas habituales de asistencia humanitaria y de protección social. La respuesta al COVID-19 aceleró la transición hacia canales remotos y digitales para la selección, el registro, la ejecución y el seguimiento de los PTM. Algunas voces predicen que esta 'nueva normalidad' abrirá oportunidades para mejorar la escala y eficiencia de los PTM a través de la digitalización. No obstante, también surgen inquietudes relacionadas con la ética y la responsabilidad en la gestión de datos que hay que considerar para su mitigación en la implementación inmediata y en el diseño de los programas futuros.²

El presente estudio de caso expone qué son y cómo funcionan los enfoques para la selección remota y digital de las personas beneficiarias que utiliza GiveDirectly para brindar asistencia monetaria y pone de manifiesto las maneras en que la organización está abordando la responsabilidad en la gestión de datos.

EL RETO: FOCALIZACIÓN REMOTA, RÁPIDA, INCLUSIVA, PRECISA Y A GRAN ESCALA

El Banco Mundial ha indicado que el COVID-19 podría empujar a la pobreza a aproximadamente 150 millones de personas para fines de 2021, dependiendo de la intensidad con la que la pandemia afecte a la economía mundial. Esta sería la primera vez que la pobreza aumente a nivel mundial en los últimos 20 años.³ En esta situación, es esperable que nos enfrentemos a nuevos retos: **¿cómo proporcionar PTM a gran escala, de manera rápida e inclusiva tanto a las personas beneficiarias con anterioridad, como a un número creciente de personas que ahora cumplen con los requisitos debido al COVID-19, todo esto sin contacto físico?** La pandemia, en efecto, ha imposibilitado los procesos estándares de los PTM en algunos contextos. La escala de la crisis ha dado lugar a nuevos debates, colaboraciones e intercambios de aprendizajes entre organizaciones humanitarias y las que trabajan en programas de protección social que por lo general son agencias gubernamentales. Si bien los PTM humanitarios tienden a estar dirigidos a poblaciones que los programas de protección social gubernamentales no cubren, el COVID-19 ha difuminado estos límites y muchos actores del sector de los PTM están necesitando de más colaboración y aprendizajes compartidos para abordar eficientemente estos nuevos desafíos.^{4,5}

El estudio de caso a continuación expone el modo en que GiveDirectly, a través de uno de los programas para hacer frente al COVID-19, usa la tecnología de aprendizaje automática para brindar asistencia a una red de poblaciones beneficiarias de protección social del Gobierno de Uganda.

Debido a los confinamientos y a las reglas que limitan los viajes y la movilidad con el fin de detener la propagación del virus, las organizaciones han limitado las evaluaciones de necesidades puerta a puerta. En general, dichas organizaciones realizan ahora la selección para los PTM por vía telefónica, sin embargo, esto requiere mucho tiempo. Además, resulta complejo para el encuestador evaluar la veracidad de la información que ofrece un solicitante por vía telefónica, lo cual aumenta el riesgo de fraude y manipulación. El registro por vía telefónica también hace difícil la inclusión de las personas más vulnerables, quienes quizás no tienen acceso a un teléfono móvil. Es importante tener en cuenta que en muchos países es habitual que las personas compartan teléfonos e intercambien tarjetas SIM. Algunas organizaciones han establecido puntos de atención en terreno; sin embargo, hay inquietudes sobre el riesgo de contagio del virus a los miembros de la comunidad. Esto también podría conducir al favoritismo y manipulación de las listas o a colocar a miembros de la comunidad en una posición en la que se vean incentivados a realizar más demandas de dinero en efectivo. Más aún, durante el COVID-19 es difícil implementar el monitoreo directo de un tercero o proporcionar el respaldo y colaboración de un actor externo con el fin de solucionar conflictos. Si bien, en algunos casos, se ha exonerado o reducido la regulación de *Conoce a tu cliente/Know Your Customer* (KYC por sus siglas en inglés), por ejemplo aplicando KYC flexibles y reducidos en el caso de transferencias menores, a las organizaciones les resulta difícil realizar un adecuado KYC cuando las personas beneficiarias se registran por vía telefónica, tanto para comprobar su identidad como su condición de vulnerabilidad.^{6,7,8}

1 Organización Mundial de la Salud (2021). [Coronavirus Disease Dashboard](#) (Tablero de la enfermedad coronavirus).

2 CaLP: The Cash Learning Partnership (2020). [State of the World's Cash](#) (El estado global de los Programas de Transferencias Monetarias 2020).

3 Banco Mundial (2020). [COVID-19 to Add as Many as 150 Million Extreme Poor by 2021](#) (Debido a la pandemia COVID-19, el número de personas que viven en la pobreza extrema habrá aumentado en 150 millones para 2021).

4 [Social Protection Approaches to COVID-19 Expert advice helpline](#) (2020). [Expert advice helpline](#) (Enfoques de protección social por COVID-19, servicio telefónico de asesoramiento especializado).

5 [Social Protection in Crisis Contexts Sub Working Group](#) (2021). (Subgrupo de trabajo de la organización Social Protection in Crisis Contexts).

6 Save the Children (2020) [Tip-sheet: Adaptations in how we identify, register, and verify CVA beneficiaries in the time of COVID-19](#) (Hoja Guía: adaptaciones en el modo en que identificamos, registramos y verificamos a los beneficiarios de PTM en tiempos de COVID-19).

7 Mercy Corps (2020). [COVID-19 Tip-sheet: Evidence-based Participant Selection and Targeting](#) (Hoja Guía COVID-19: selección e identificación de participantes en base a la evidencia rigurosa).

8 GSMA (2020) [Tracking mobile money regulatory responses to COVID-19](#) (Seguimiento de las respuestas regulatorias a las ayudas en dinero a través del teléfono móvil por causa del COVID-19).

El COVID-19 ha hecho peligroso que las personas se reúnan, por lo tanto incluso si el proceso de focalización digital y remota fuese posible, el proceso de entregar el efectivo y los cupones a gran escala sigue siendo un desafío. Cuando las poblaciones experimentan un confinamiento ordenado por el Gobierno, se restringen sus opciones para retirar efectivo de manera física. Existe el temor de que el virus pueda propagarse sobre superficies, lo que significa que quizás no sea posible utilizar teclados, pantallas de dispositivos en puntos de venta, cajeros automáticos e inclusive bolígrafos para firmar los pagos de dinero en mano. En algunos casos, los trabajadores del sector humanitario también están confinados, lo cual limita aún más las opciones. Donde los quioscos móviles están cerrados, es difícil retirar efectivo, y donde están abiertos, los dueños de los mismos y las personas beneficiarias de los PTM podrían estar en riesgo de propagar el virus o de ser sancionadas por violar los confinamientos obligatorios.^{9,10,11}

Los desafíos de la pandemia han incentivado las innovaciones y adaptaciones en torno a la focalización, registro y verificación de datos de las personas beneficiarias de manera remota y digital. Y, si bien estos nuevos enfoques son necesarios para la crisis en curso, también podrían ser útiles para desarrollar programas remotos en contextos frágiles. De hecho, si se comprueba que son rentables a largo plazo o que pueden alcanzar una mayor escala con rapidez y eficiencia, podrían convertirse en un complemento para los actuales métodos de focalización y entrega presenciales.

A pesar de los temores en relación con la posible exclusión que podrían ocasionar los métodos digitales, los nuevos métodos en realidad podrían ser más inclusivos en comparación con los medios tradicionales de focalización humanitaria, los cuales a menudo todavía pasan por alto a algunas de las personas más vulnerables. Queda pendiente entender a qué nivel los nuevos enfoques logran cumplir tiempos, hacer una entrega pertinente y alcanzar una buena cobertura. Queda también por ver cuánto logran las agencias que estos enfoques evolucionen dando respuesta a sus múltiples riesgos, incluidos el fraude, los errores de información, inclusión o exclusión, y en general, dar respuesta a las diversas inquietudes que puedan ir surgiendo. **Los nuevos enfoques traen consigo nuevas consideraciones en relación con la protección de los datos y la ética que las organizaciones están comenzando a explorar a medida que desarrollan métodos no tradicionales con grandes volúmenes de datos.**

FOCALIZACIÓN REMOTA CON FUENTES DE DATOS NO TRADICIONALES

GiveDirectly, junto con Innovations for Poverty Action (IPA) y el Center for Effective Global Action (CEGA) están explorando el enfoque emergente de focalización remota con fuentes de datos no tradicionales para localizar zonas donde residen las personas en mayor condición de pobreza y luego identificar a aquellas que pudieran calificar para recibir una transferencia monetaria de emergencia debido al COVID-19. Los resultados iniciales indican que este enfoque ha sido eficiente en realizar transferencias en efectivo relacionadas con el COVID-19 a una gran cantidad de personas que viven en extrema pobreza en un tiempo récord. Sin embargo, el método también ha incentivado el debate, pues utiliza los registros de datos de llamadas de telefonía móvil (RDLLs) y otras fuentes de datos no convencionales.¹² **El uso de estos datos ha despertado inquietudes respecto a la privacidad y también a la posibilidad de que se excluyan a las personas más vulnerables, quienes quizás no tengan acceso a teléfonos móviles. Sin embargo, hay evidencias que demuestran que los métodos que utilizan macro- datos en realidad podrían conducir a una mayor inclusión,¹³ especialmente cuando las opciones de las personas para inscribirse físicamente son escasas.** Queda por ver si es posible aplicar este enfoque no tradicional de focalización remota en un contexto altamente frágil, o si sería apropiado y seguro para realizar focalizaciones en contextos con grandes cantidades de migrantes transitorios, desplazados internos y refugiados donde las posibilidades de verificar la identidad son limitadas.

La focalización remota puede incluir varias fuentes de datos, incluidas las imágenes satelitales, los RDLLs, los datos de los proveedores de servicios financieros (PSF), e inclusive fuentes tradicionales, como listas existentes de organizaciones comunitarias o de programas de protección social gubernamentales. Por ejemplo, se puede programar un software que identifique las regiones más pobres de un país basado en ciertos aspectos revelados por imágenes satelitales. Las imágenes capturan características tales como tipos de viviendas, caminos, y el tamaño de parcelas agrícolas, lo que ofrece una estimación aproximada de la condición socioeconómica y la calidad de vida de las personas en el lugar observado. El aprendizaje automático puede identificar patrones y construir mapas que estimen los niveles de pobreza hasta la escala de un kilómetro cuadrado a mayor velocidad y con mayor exactitud que los enfoques que requieren de personal en terreno. En lugar de depender de las actuales bases de datos agregadas a nivel administrativo y basadas en pequeñas muestras de datos a nivel de vivienda, este método produce mapas de alta resolución que combinan datos satelitales con datos de encuestas domiciliarias y resalta subzonas específicas donde existe un alto grado de pobreza. Por ejemplo, en zonas urbanas se pueden identificar conglomerados de viviendas más pobres que se encuentran contiguas a un distrito adinerado, mientras que, con los métodos de selección tradicionales, estas viviendas podrían pasarse por alto si la riqueza promedio de la zona es relativamente alta.¹⁴ Por ello, quienes están actualmente analizando estos nuevos enfoques, esperan que la focalización se vuelva más inclusiva.

Asimismo, los gobiernos y otras organizaciones, por lo general, no cuentan con los recursos para abarcar de una manera integral una subregión completa con un PTM. Es posible que tampoco cuenten con datos completos y actualizados en relación con dónde viven las personas, la condición económica o el efecto de una crisis en cada vivienda, más aún en el caso del COVID-19, que imposibilitó la visita puerta a puerta en la mayoría de

9 Save the Children, abril de 2020.

10 Mercy Corps, abril de 2020.

11 Entrevista a informante clave Mike McCaffrey, Ulana Insights, septiembre de 2020.

12 Innovations in Poverty Action, [RECOVR Webinar](#) 14 de julio de 2020.

13 Blumenstock, J (2021). [Using Mobile Phone and Satellite Data to Target Emergency Cash Transfers](#) (Uso de datos de telefonía móvil y satelitales para seleccionar destinatarios de transferencias en dinero efectivo de emergencia), Center for Effective Global Action.

14 Blumenstock, J (2021). [RECOVR Webinar](#) 14 de julio de 2020.

los países. Por tanto, para identificar a las personas beneficiarias de un PTM, una vez seleccionada una zona sub- geográfica específica que cumple los requisitos del programa, se necesita un paso adicional.^{15,16,17} Es aquí cuando entran en juego otras bases de datos como las declaraciones de impuestos, los registros de empleo, las listas de votantes o los RDLLs de los operadores de redes móviles. Si bien existe una amplia variedad de fuentes de datos no convencionales que analizar, los operadores de redes móviles en particular son una fuente universal de registro de datos individuales y poseen información actualizada sobre los patrones de uso de los teléfonos celulares de sus suscriptores. Así, estos patrones de uso podrían analizarse para obtener información sobre la condición económica de una persona.^{18,19,20}

Por ejemplo, el trabajo realizado por Blumenstock y su equipo en el Center for Effective Global Action (CEGA) ha demostrado que el comportamiento de un suscriptor de telefonía móvil (según los RDLLs) puede predecir con exactitud su condición socioeconómica. La lógica aplicada aquí es simple: las personas adineradas utilizan sus teléfonos de una manera diferente a las personas pobres. Pasan más tiempo en sus llamadas, tienen diferentes redes sociales, realizan diferentes tipos de llamadas (internacionales, larga distancia), utilizan más cantidad de datos, etc. La idea de Blumenstock fue utilizar el aprendizaje automático para identificar estos patrones y, partiendo de ello, seleccionar a las personas con mayores necesidades dentro de una población más grande. Este tipo de información podría permitir que los PTM alcancen a personas potencialmente elegibles por mensajes SMS para darles a conocer que existe un PTM y motivarlos a registrarse pasando así a un escrutinio más detallado de su elegibilidad.^{21,22} En algunos casos, los RDLLs permiten, además, inferir la localización de un suscriptor a un nivel mucho más preciso (nivel administrativo 1 y 2) permitiendo verificar si la persona vive en la zona de interés. Muchos operadores de redes móviles ya utilizan este método —asignan a los usuarios a su torre de telefonía celular de mayor uso— con el fin de comprender el uso geográfico de sus servicios en un país. Cierto es que esto requiere sólidas protecciones a la privacidad y acuerdos sobre el intercambio de datos entre operadores e instituciones de investigación, o agencias que ejecutan PTM, ya sean gubernamentales o humanitarias.

Al contar con la capacidad para captar personas que no se encuentran actualmente en las listas de personas beneficiarias de los PTM, estos métodos de selección emergentes permiten proporcionar una red de protección social adicional a las personas cuya vulnerabilidad ha aumentado debido al COVID-19. **Si los métodos de selección no tradicionales se integran correctamente en los programas de protección social, permitirían identificar y seleccionar a personas y subgrupos de viviendas que, por lo general, se pasan por alto en las listas oficiales, por ejemplo, personas que no forman parte de los sistemas formales o comunidades marginales ubicadas dentro de zonas más adineradas.**^{23,24} También pueden permitir seleccionar personas en una subzona específica que, por ejemplo, esté confinada y haya personas que requieran un PTM a corto plazo durante la crisis.²⁵

Está claro que los nuevos métodos podrían tener un papel central en los PTM humanitarios durante y después del COVID-19. No obstante, el uso de este tipo de datos para identificar o alcanzar a grupos extremadamente vulnerables, como refugiados y migrantes, puede ser difícil o arriesgado, como se podrá observar en el transcurso del presente estudio de caso.

CUADRO 1: ¿LOS OPERADORES DE REDES MÓVILES RECOPIAN MÚLTIPLES TIPOS DE DATOS COMO PARTE DE SUS OPERACIONES DIARIAS?

Los operadores de redes móviles recopilan metadatos, incluidos:

- datos de uso a nivel de torres de telefonía celular y localización;
- transacciones de dinero a través del teléfono móvil;
- datos sobre el buscador y el tipo de teléfono;
- uso del teléfono móvil.

Los proveedores de servicios de operadores de redes móviles nacionales podrían también tener acceso a las siguientes informaciones:

- identificador único de tarjeta SIM y del aparato (números IMSI e IMEI);
- hora y lugar de las transacciones, como llamadas y mensajes;
- datos de facturación;
- datos obtenidos durante el registro de la tarjeta SIM, incluido el número de identificación nacional y la fecha de nacimiento y, en algunos países, identificación biométrica, como huellas digitales o fotos.



15 Blumenstock, J (2021). [RECOVR Webinar](#) 14 de julio de 2020.

16 Innovations for Poverty Action. [RECOVR Webinar](#) 14 de julio de 2020.

17 Entrevista a informante Han Sheng Chia, GiveDirectly, septiembre de 2020.

18 Blumenstock, J (2021). [RECOVR Webinar](#) 14 de julio de 2020.

19 Blumenstock, J., Cadamuro, J., On, R. 'Predicting poverty and wealth from mobile phone metadata' (Predicción de pobreza y riqueza usando metadatos de telefonía móvil), Science.

20 Naef, E. et al. (2014) 'Using Mobile Data for Development' (Uso de los datos móviles para el desarrollo), The Bill and Melinda Gates Foundation.

21 Entrevista a informante clave Han Sheng Chia, GiveDirectly, septiembre de 2020.

22 Lawson C., Bakari S. [RECOVR Webinar](#) 14 de julio de 2020.

23 Blumenstock, J (2021). [RECOVR Webinar](#) 14 de julio de 2020.

24 Laichena M. [RECOVR Webinar](#) 14 de julio de 2020.

25 Lawson C., Bakari S. [RECOVR Webinar](#) 14 de julio de 2020.

CUADRO 1: ¿LOS OPERADORES DE REDES MÓVILES RECOPIAN MÚLTIPLES TIPOS DE DATOS COMO PARTE DE SUS OPERACIONES DIARIAS? (CONT.)

A continuación, se incluyen algunos de los requisitos de información que incluyen los lineamientos del Conoce a tu Cliente / *Know Your Customer (KYC)* que usan los PTM para transferir dinero a través del teléfono móvil:

- los números de teléfono del remitente y del destinatario;
- la fecha y hora de la transacción financiera;
- el número de identificación de la transacción;
- la localización y el tamaño de la transacción;
- el local donde se realiza la transacción;
- si la transacción involucra más agentes en uno de los dos puntos.²⁶

Las aplicaciones y los SMS recopilan detalles de transacciones como mensajes SMS descriptados, incluyendo lo siguiente:

- balance de la cuenta;
- fecha de la transacción;
- ID del agente;
- ID de la transacción;
- tipo de transacción (depósito, retiro, etc.);
- monto de la transacción, número de teléfono, nombre y número de identificación nacional del destinatario.

Con estos datos se pueden hacer inferencias sobre comportamientos, por ejemplo:

- si una persona pertenece a un grupo social específico;
- si una persona o un grupo fueron escogidos para recibir asistencia humanitaria durante un período de tiempo específico;
- el movimiento aproximado de las personas después de una crisis, basado en registros de los lugares donde realizaron transacciones;²⁷
- qué actores o personas forman parte de la red de una persona, basado en transferencias subsiguientes que no involucren a una organización humanitaria —se puede inferir información sobre estas personas, incluso cuando no hayan participado de manera directa en un programa de transferencia en efectivo—;²⁸
- si las personas de una zona geográfica están cumpliendo con las órdenes de cuarentena o de confinamiento;²⁹
- si un solicitante debe considerarse solvente y la probabilidad de que reembolse un préstamo.^{30,31}

CASO DE ESTUDIO: EL TRABAJO DE GIVEDIRECT EN ÁFRICA ORIENTAL Y OCCIDENTAL

Cuando se registraron los primeros casos de COVID-10 en Togo en abril de 2020, el Gobierno puso en marcha órdenes de toque de queda, restricciones a la libertad de circulación y cerró las escuelas para evitar la propagación de la enfermedad. Sin embargo, el Gobierno de Togo tenía dudas sobre cómo el COVID-19 estaba aumentando la pobreza y la inseguridad alimentaria y quería ofrecer apoyo al sector informal a través de transferencias de dinero en efectivo.

El estado de emergencia se anunció el 1 de abril de 2020 y la semana siguiente el Gobierno lanzó un PTM a través del teléfono móvil para personas del sector informal en las zonas geográficas con las más altas cifras de casos de COVID-19. Este esquema, denominado NOVISSI, fue lanzado antes de la participación de GiveDirectly. NOVISSI es totalmente digital y utiliza datos de servicios suplementarios no estructurados (USSD por sus siglas en inglés) para el registro y la integración de personas beneficiarias. La focalización se llevó a cabo utilizando dos requisitos de elegibilidad: ubicación geográfica y ocupación dentro del sector informal. Para verificar estas informaciones, se cotejó a las personas que presentaron solicitudes de USSD con una base de datos de votantes que guardaba información actualizada de unas elecciones recientes. Se

26 Mas, I. y Morawczynski, O. (2009). 'Designing Mobile Money Services – Lessons from M-PESA' (Diseño de servicios de dinero a través del teléfono móvil - Lecciones de M-PESA), Innovations: Technology, Governance, Globalization 4, n.o 2 (2009): 77–91.

27 Hamilton, I. A. (2020) 'Compulsory selfies and contact-tracing: Authorities everywhere are using smartphones to track the coronavirus, and it's part of a massive increase in global surveillance' (Selfies obligatorias y rastreo de contactos: las autoridades en todas partes están utilizando teléfonos inteligentes para rastrear el coronavirus y esto forma parte de un aumento masivo en la vigilancia global), Business Insider.

28 Privacy International y el Comité Internacional de la Cruz Roja (2017) 'The Humanitarian Metadata Problem: Doing No Harm in the Digital Age' (El problema de los metadatos humanitarios: no causar daño en la era digital).

29 Cooper-Smith está haciendo esto en Malawi. Flowminder está utilizando este tipo de análisis para su labor en la República del Congo, la República de Ghana, Haití, Namibia, Mozambique y Curazao.

30 Shema, A. (2019) 'Effective credit scoring using limited mobile phone data' (Puntuación crediticia eficiente utilizando datos de telefonía móvil). Actas de la décima conferencia internacional sobre las tecnologías de la información, la comunicación y el desarrollo.

31 Debe señalarse que la privacidad y la ética son una preocupación generalizada en relación al uso de datos de operadores de redes móviles. En abril de 2020, el GSMA publica los [lineamientos respecto a la privacidad en el uso de datos provenientes de los operadores de redes móviles para el COVID-19](#). Estos lineamientos también ofrecen una orientación útil para iniciativas similares. Se sugiere revisar las informaciones de Privacy International y la labor del Comité Internacional de la Cruz Roja (CICR) sobre las [repercusiones de los metadatos sobre la privacidad y prevención del daño en los trabajos humanitarios](#).

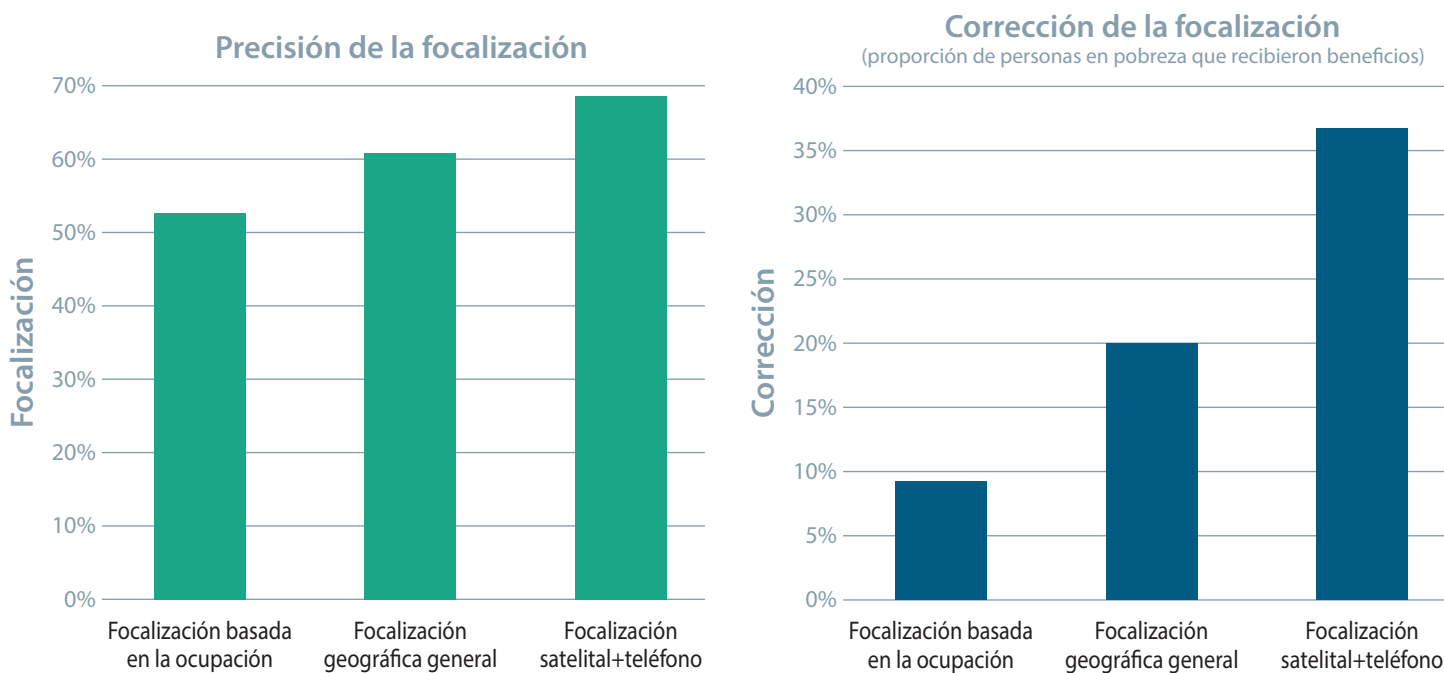
configuró un tablero estadístico en tiempo real con un proceso de auditoría. Para realizar la verificación, se utilizó el registro de credenciales electorales que abarca un 93 % de la población adulta. El 35 % de la población adulta (1,38 millones) se registró para recibir la transferencia en la primera semana, y en definitiva el 15 % (567.000 personas) recibió la transferencia tres semanas después de la orden de confinamiento.^{32,33,34}

Tomando como punto de partida esta experiencia inicial, el Gobierno de Togo comenzó su colaboración con Joshua Blumenstock de CEGA, el IPA, y la ONG GiveDirectly para mejorar los métodos de selección de personas beneficiarias de NOVISSI. El equipo de Blumenstock construyó mapas de pobreza de alta resolución usando el aprendizaje automático con imágenes satelitales y bases de datos de encuestas nacionales para identificar zonas con altos niveles de pobreza. Se generó un algoritmo predictivo que usa los datos de los RDLLs de los operadores de redes móviles para identificar a usuarios de teléfonos celulares de las 100 zonas geográficas más pobres del país, cuyo consumo se encuentra bajo un determinado umbral (US\$1.25 por día). Cuando una persona presenta su solicitud en la plataforma de USSD, sus datos se cotejan con el registro de votantes y su número de celular con las predicciones de pobreza que desarrolló el equipo de Blumenstock. Si el solicitante se encuentra por debajo del límite de consumo, se le realiza inmediatamente un pago en dinero vía teléfono móvil. A medida que se recaudan más fondos, el límite de consumo puede aumentarse para incluir a quienes inicialmente no cumplieron con los requisitos, y así aumentar el número de personas beneficiarias.

Los primeros resultados son prometedores. En un artículo publicado en diciembre de 2020, Blumenstock escribió que el equipo del Laboratorio de Desarrollo Intensivo de Datos (en inglés, Data Intensive Development Lab- DIDL) comparó este nuevo enfoque de focalización de personas beneficiarias con enfoques alternativos que pudieron haber sido utilizados por el Gobierno de Togo en ese mismo momento. Además del enfoque basado en el teléfono móvil, el Gobierno de Togo estaba considerando dos alternativas extra para ampliar la cobertura de NOVISSI en zonas rurales: una ampliación de la selección basada en la ocupación de las personas y un enfoque que ‘abarca una zona geográfica de manera integral’, con el que se proporcionarían beneficios a todos los residentes de dicha zona.

El equipo del DIDL utilizó los datos de una encuesta telefónica realizada en septiembre de 2020 para comparar estas opciones y determinar la eficacia de cada método para alcanzar a las personas pobres. Los resultados preliminares indican que, si asumimos como meta proporcionar transferencias a las 57.000 personas más pobres de los 100 cantones más pobres (para lo cual GiveDirectly tenía presupuesto), el enfoque de satélite+teléfono es mucho más preciso que los otros dos. De manera particular, tal como se muestra en la figura 1, se espera que el enfoque de satélite+teléfono ofrezca beneficios a casi 2,5 veces más de los ciudadanos más pobres que un programa que seleccione los beneficios en base a su ocupación.³⁵

➤ **FIGURA 1: COMPARACIÓN ENTRE EL ENFOQUE SATÉLITE+TELÉFONO Y LAS ALTERNATIVAS ACTUALES (PRELIMINAR)**



32 Lawson, C. y Bakari, B. [RECOVER Webinar](#) 14 de julio de 2020.

33 Blumenstock, J., Karlan, D. y Udry, C. (2020) [‘Using Mobile Phone and Satellite Data to Target Togo’s Emergency Cash Transfer Program’](#) (Uso de datos de telefonía móvil y satelital para la selección de beneficiarios del programa de transferencia monetaria de emergencia en Togo).

34 Blumenstock, J. (2020). [‘Machine learning can help get COVID-19 aid to those who need it most’](#) (El aprendizaje automático puede canalizar ayuda por COVID-19 a quienes más la necesitan), Nature, 14 de mayo de 2020.

35 Blumenstock, J. (2021). [‘Using Mobile Phone and Satellite Data to Target Emergency Cash Transfers’](#) (Uso de datos de telefonía móvil y satelital para la selección de beneficiarios del programa de transferencias monetaria de emergencia en Togo), Center for Effective Global Action, 11 de enero de 2021.

La alianza entre el Gobierno de Togo, U.C. Berkeley y GiveDirectly es importante porque, aunque fue creada para responder al COVID-19, tiene repercusiones para los programas de protección social posteriores a la crisis. Antes del COVID-19, este país no contaba con una base de datos de protección social que incluyera las personas extremadamente pobres. Si la tecnología satélite+ teléfono se sigue expandiendo, podría permitir a miles de personas vulnerables entrar en la base de datos de protección social de manera eficiente y económica. Esta tecnología promete conectar de manera más firme el trabajo humanitario con el combate real a la pobreza en un país.

De forma adicional, a mediados del 2020, GiveDirectly inició un programa similar al de Togo, pero en Uganda, donde se inscribieron más de 40.000 personas a través de una alianza con los dos mayores operadores de redes móviles del país. Sin embargo, en vez de asignar una puntuación de pobreza a las solicitudes individuales (como en el caso de Togo), el programa invitó a registrarse a todas las personas que vivieran en una zona geográfica específica con altos niveles de pobreza y vulnerabilidad. GiveDirectly entendió que las empresas de telecomunicaciones ya asignan a sus usuarios a una 'torre matriz' en base al uso que hagan del teléfono. La intuición detrás de las 'torres matrices' es simple: si un cliente usa frecuentemente su teléfono de noche o los fines de semana desde una torre celular específica, se puede inferir que esa persona vive o tiene lazos importantes con la región que cubre esa torre de telecomunicaciones.

En forma adicional, GiveDirectly hizo alianzas con organizaciones comunitarias en las zonas geográficas meta para inscribir y pagar a sus personas beneficiarias de manera remota. Este enfoque de alianzas permitió que GiveDirectly lograra escala y rapidez en la implementación del programa.

Si bien el enfoque de Uganda no verifica el nivel de pobreza de un solicitante individual, es más simple y reduce el tiempo necesario para realizar la identificación de personas beneficiarias al aprovechar el modelo de predicción geográfica que ya tiene el operador de redes móviles. Las variaciones en los casos de Togo y Uganda demuestran que, incluso dentro de enfoques que utilizan datos de RDLLs provenientes de operadores de redes móviles, se pueden realizar adaptaciones y ajustes que consideren los contextos locales, las prioridades y las limitaciones de tiempo de los programas.

ASPECTOS A CONSIDERAR PARA UNA GESTIÓN DE DATOS RESPONSABLE

Los nuevos enfoques emergentes para la gestión de datos pueden ser prometedores, sin embargo, es importante que los implementadores de programas tengan en cuenta algunas consideraciones éticas. La ética en la labor humanitaria está anclada en los principios de humanidad, imparcialidad, neutralidad e independencia. Uno de los principios más relevantes en la actividad humanitaria es "No Causar Daño". La ética aplicada al tema de los datos debe tener en cuenta el análisis de los problemas morales relacionados con el uso de datos y los algoritmos, entre otros aspectos. A continuación, se mencionan algunos de los problemas éticos más comunes que surgen al realizar análisis de datos avanzados, como el análisis predictivo y el aprendizaje automático:

- Validez: ¿Son los datos y el modelo diseñado representativos de lo que realmente se está midiendo?
- Sesgo e imparcialidad: ¿Los datos podrían estar sesgados? ¿Podría haber prejuicios o favoritismo en los datos o en el modelo? ¿Se ha sobreestimado o subestimado lo que se está midiendo? ¿Hay miembros de la población que están más o menos representados que otros?
- Osificación: ¿El modelo (o los datos subyacentes) está codificando sesgos sistémicos actuales y, por tanto, dificultando el cambio?
- Transparencia y capacidad explicativa: ¿Existe documentación sobre el proceso? ¿Pueden otros comprender y explicar con facilidad cómo funciona el modelo o los algoritmos?
- Privacidad y anonimato: ¿Los datos revelan, de algún modo, la identidad de las personas o de los grupos?

Estos aspectos, junto con la privacidad y seguridad de los datos, deben abordarse durante todo el transcurso del ciclo de vida de los datos.³⁶

Los modelos predictivos, como ya se ha explicado, tienen beneficios potenciales para lograr la identificación, inscripción, verificación y entrega de dinero de una manera rápida, poco costosa y a gran escala. Es posible que también logren una mayor inclusividad y entreguen el dinero a personas que no hubiesen sido alcanzadas por otro método, porque el personal en terreno no las hubiese podido inscribir puerta a puerta o, incluso pudiendo, hubiese introducido un error humano. Estos modelos también incluyen a personas que no hubiesen podido realizar el viaje a la oficina gubernamental para presentar su solicitud y ser evaluadas, quienes, por tanto, hubiesen sido excluidas.

No obstante, al igual que con todo nuevo método y enfoque, es de suma importancia abordar asuntos relacionados con la ética, como ya se pudo observar, y también algunos retos prácticos en relación con la responsabilidad en la gestión de datos. Los equipos de investigación, las organizaciones sin fines de lucro y las agencias gubernamentales involucradas en los PTMs han analizado diversos diseños de implementación y han expresado que las soluciones a menudo deben matizarse y son de carácter complejo. Toda compensación en materia de privacidad, y en otros aspectos que en momentos sin crisis se consideran valiosos, debe ser proporcional a los beneficios resultantes. Es bastante grave excluir

³⁶ The Centre for Humanitarian Data (2020) 'Guidance note Series, Data Responsibility in Humanitarian Action, Note #4: Humanitarian Data Ethics' (Serie de notas orientativas. Responsabilidad en la gestión de datos en las actividades humanitarias, Nota N.o 4: ética en los datos humanitarios).

a las personas más pobres porque carecen de un teléfono móvil, porque el diseño de un algoritmo las excluye o porque simplemente no pueden manejar un proceso remoto. Cuando se pasa de la investigación a la implementación en el mundo real con consecuencias concretas surgen retos prácticos que hay que tener en cuenta. En períodos normales, se puede dar respuesta a estos retos de manera cautelosa usando simulacros, pruebas breves y con una ejecución manejable y monitoreada. En cambio, en tiempos de emergencia, y más aún cuando la escala es tan grande como con el COVID-19, todo ocurre rápido y los equipos están bajo presión diseñando nuevas soluciones para la verificación y la supervisión.^{37,38}

A continuación, se incluyen algunas de las preguntas relevantes en relación a la gestión de datos de manera ética.

¿Es ético proporcionar rápidamente una transferencia en efectivo en una emergencia a una gran extensión de personas pobres que cumplan con los criterios pero para quienes puede ser difícil registrarse en el programa (analfabetas, con capacidades diferentes, que no cuentan con tarjeta SIM, entre otros)? O, en cambio, ¿deben las organizaciones y los gobiernos utilizar métodos más tradicionales en un esfuerzo por alcanzar a las personas más vulnerables, a sabiendas de que tomará mucho tiempo y costará más y que aun así dejarán fuera a muchas personas vulnerables? ¿Cómo se pueden analizar los costos y beneficios y tomar la mejor decisión?

Como alternativa, ¿podría existir un punto intermedio en que los enfoques remotos-digitales para prestar servicios, sean complementarios con los modelos alternativos dirigidos específicamente a aquellas personas que pudieran haber sido excluidas?

Algunos actores sugieren que los países deberían invertir recursos para mejorar sus sistemas de datos y establecer las bases para lograr sistemas de protección social más inclusivos que satisfagan los llamados shocks idiosincráticos (aquellos que afectan a una o a pocas personas) así como los “covariados” (que afectan a muchas personas).^{39,40} La encrucijada de coste-eficacia para lograr un equilibrio entre hacer tanto bien como sea posible y, a la vez, tener en cuenta aspectos como, por ejemplo, priorizar a quienes se encuentren peor preparados, es bastante común.⁴¹ Los métodos de identificación tradicionales no siempre alcanzan a las personas más vulnerables. Esto puede ocurrir por diversos motivos, por ejemplo, porque las organizaciones tienden a actuar donde ya están establecidas, porque los datos sobre los niveles de pobreza promedio en zonas geográficas amplias pasan por alto algunos núcleos donde viven las personas más pobres, y porque los datos muchas veces están desactualizados o son de baja calidad. Por ello, GiveDirectly, CEGA y el IPA intentan cuantificar la eficacia de estos modelos remotos con respecto a otros enfoques disponibles a través del caso de estudio de Togo.

Los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) incluyen el principio de ‘No dejar a nadie atrás’, haciendo un llamado para enfocarse en las personas más vulnerables y más difíciles de alcanzar,⁴² no obstante, en la mayoría de los casos, esto no es simple, y menos aún, en una situación de emergencia. Además, cuando todavía no se han cualificado o cuantificado los beneficios y daños a corto y largo plazo, porque el enfoque todavía está en desarrollo o no ha sido evaluado aún, existen pocas pruebas contundentes que colaboren con la toma de estas decisiones. Es necesario contar con más pruebas sobre la rentabilidad, los riesgos y beneficios de estos nuevos enfoques en el marco de los PTM.

Por ejemplo, durante la respuesta al COVID-19, un número importante de países desarrollaron un registro masivo en línea que contaba con un sistema de identificación nacional, que en muchos casos, logró puntualidad y eficacia. El COVID-19 provocó una transición desde los tradicionales registros domiciliarios hacia los registros individualizados, lo que despertó un debate, actualmente en curso, sobre los méritos respectivos de ambos enfoques. De todas maneras, los sistemas de identificación digital, ya sean nacionales⁴³ o como parte del sistema de ayuda humanitaria, todavía siguen enfrentando retos en torno a la privacidad y la inclusión/exclusión.⁴⁴

¿Cómo se justifican los sesgos y las brechas específicas en determinados contextos al utilizar datos móviles? El acceso a la telefonía móvil está distribuido de manera irregular. Es posible que las personas más pobres y más marginadas no tengan acceso a un teléfono móvil. En algunos entornos de ayuda humanitaria, uno de los criterios para acceder a un PTM incluye contar la cantidad de teléfonos que posee un hogar y asignar una ponderación determinada (mientras más teléfonos posea un hogar, más rico se le considera). No obstante, a menudo, el acceso al teléfono está en manos de los hombres y no de las mujeres. Es probable que no todas las personas puedan pagar un teléfono y, por ello, es común compartir, intercambiar e inclusive perder teléfonos. GiveDirectly, el Gobierno de Togo y DIDL abordan esta situación desafiante vinculando las puntuaciones de pobreza con el uso de las tarjetas SIM, y también permitiendo que se tomen en cuenta para el programa a los nuevos suscriptores de tarjetas SIM. Vincular la elegibilidad del programa con una tarjeta SIM en lugar de con un teléfono reduce significativamente el costo de participar en el mismo. Además, en algunos países el registro de una tarjeta SIM es obligatorio, lo cual puede ser útil para abordar retos de la identificación. Sin

37 Blumenstock, ‘Machine learning’ (Aprendizaje automático).

38 Entrevista a informante clave Han Sheng Chia, GiveDirectly.

39 Chirchir, R. & Barca, V. (2020) ‘Building an integrated and digital social protection information system’ (Construcción de un sistema de información de protección social digital e integrado). Deutsche-Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit (GIZ) y Department for International Development (DFID) de Reino Unido.

40 Barca V. & Beazley R. (2019) ‘Building on Government Systems for Shock Preparedness and Response: the role of social assistance data and information systems’ (Cómo aprovechar los sistemas gubernamentales para dar respuesta a las crisis: el papel de los datos y los sistemas de información de asistencia social). Australia – Department of Foreign Affairs and Trade, DFAT (2019).

41 The Centre for Humanitarian Data, ‘Guidance note Series’ (Serie de guías informativas).

42 Naciones Unidas. ‘Universal Values, Principle 2: Leave No One Behind’ (Valores universales. Principio 2: No dejar a nadie atrás).

43 Access Now (2018) ‘National Digital Identity Programmes: What’s next?’ (Programas de identidad digital a nivel nacional: ¿Qué sigue?).

44 Goodman, E., Schoemaker, C., & Steller, R. (2020) ‘Review and Analysis of Identification and Registration Systems in Protracted and Recurrent Crises’ (Revisión y análisis de los sistemas de identificación y registro en crisis prolongadas y recurrentes). Better Assistance in Crisis (BASIC). UKAID.

embargo, el registro de la tarjeta SIM no necesariamente está generalizado, y tampoco evita que las personas utilicen la tarjeta SIM de otra persona. Esto significa que los datos de una tarjeta SIM, no siempre están vinculados con una persona y, si se utilizaran los datos del teléfono celular para identificar a los destinatarios, como ya se explicó, la imprecisión en el diseño de los programas podría ser aún mayor.

La identificación predictiva puede escalonarse con métodos alternativos de inscripción, lo que significa que existirán varios puntos de entrada a la red de protección social. El hecho de que una tarjeta SIM se utilice menos que un teléfono puede ser un dato valioso que ayude a mejorar la identificación. Que una persona no logre que un modelo predictivo la clasifique como 'necesitada' no siempre significará que será excluida de un programa. En cambio, significará que debe ser transferida a un mecanismo alternativo. Así, las personas que son identificadas por modelos predictivos son dirigidas por una 'vía rápida' al programa social que más se adapte con sus circunstancias.

Por lo general, es recomendable ajustar y corregir los problemas relacionados con la calidad de los datos en los RDLLs. Por ejemplo, la cobertura de una red de telecomunicaciones podría extenderse de forma creativa más allá de sus propias fronteras administrativas.⁴⁵ La falta de acceso a la telefonía móvil de las personas vulnerables significa que los datos de los operadores de redes móviles podrían sub-representar algún grupo, por ejemplo, a las mujeres, quienes tienen menos probabilidades de poseer un teléfono propio en muchas partes del mundo. En Togo, se corrigió esta situación pagando más a las mujeres que a los hombres, de modo que en un hogar con una sola tarjeta SIM, se genere un incentivo adicional para que sean las mujeres quienes se inscriban en el programa. Además, en los países con varios operadores de redes móviles, habrá variaciones en cuanto a la clientela o, quizá, será necesario garantizar que los datos de todos los operadores de redes móviles se encuentren disponibles, algo que podría implicar un proceso largo de negociación.

Es posible que progresivamente se desarrollen algoritmos que tomen en cuenta los retos de la calidad de los datos. No obstante, será necesario que los cimientos de todo algoritmo consideren los principios de justicia, transparencia, rendición de cuentas, fiabilidad y seguridad. Asimismo, es importante que las poblaciones afectadas tengan una voz en definir el modo en que los algoritmos y los modelos predictivos son diseñados, y en retroalimentar la manera en que su uso podría estar sesgado.⁴⁶ El equipo de Blumenstock en U.C. Berkeley está respondiendo al sesgo algorítmico de una manera particular. Este equipo de investigación, en asociación con el Institut National de la Statistique et des Etudes (INSEED) y la agencia estadística nacional de Togo, hicieron un esfuerzo por garantizar que los datos utilizados para entrenar su modelo de aprendizaje automático fuesen representativos de la población destinataria: suscriptores móviles que viven en los 100 cantones más pobres. Para ello, se usó una combinación entre el uso de una encuesta adaptativa y la definición de sub muestras ponderadas de manera que los encuestados representasen grupos generalmente difíciles de alcanzar, como personas en extrema pobreza o aquellas que viven en aldeas remotas. Cada día se seleccionó a nuevos encuestados para garantizar que la muestra sobre-incluyera a grupos sub-representados durante los días previos. El equipo de investigación aseguró que sus códigos de identificación quedaran documentados de una manera transparente y se encontraran a disposición para ser revisados por terceras partes interesadas.

Finalmente, DIDL y GiveDirectly están trabajando con el Gobierno de Togo, tanto a nivel nacional como local, para asegurar que las comunidades sean escuchadas y su voz sea incorporada en el diseño de los programas. GiveDirectly está en contacto con más de 100 líderes comunitarios, y tanto las personas beneficiarias como aquellas que no lo son, tienen acceso a líneas directas para plantear sus inquietudes y ofrecer retroalimentación como parte de la evaluación del programa. Adicionalmente, el equipo de investigación planea realizar entrevistas en profundidad con el fin de cuantificar y documentar 'errores de identificación', prestando una atención especial a subgrupos históricamente vulnerables, tales como mujeres, personas mayores y personas analfabetas. Se considera que estos datos permitirán mitigar los retos que el programa ha enfrentado hasta la fecha.

¿Cómo se puede dar acceso a los datos y gestionarlos protegiendo el anonimato y evitando hacer daño a ciertas personas o grupos?

El acceso a los datos de los operadores de redes móviles debe estar regulado en acuerdos escritos de intercambio de datos entre el operador de la red móvil y la contraparte pertinente. Dichos acuerdos deben respetar los principios que tiene la industria para la protección de datos personales, a saber:

1. **Minimización de datos:** se comparte únicamente un conjunto limitado de información con las partes que la necesitan y para fines específicos. Por ejemplo, en Togo, diversas partes, como CEGA/IPA, GiveDirectly, el Gobierno de Togo y los auditores externos, requieren múltiples conjuntos de datos de ingreso al programa. Ninguna de las partes tiene acceso a dichos datos y cuando se les otorga, se les entregan únicamente las filas y columnas esenciales. En el caso de los RDLLs de los operadores de redes móviles, sólo el equipo de CEGA/IPA tiene acceso a estos datos y ninguna de las demás partes puede utilizarlos. La minimización de datos debe planificarse en la etapa de diseño del programa.
2. **Seguridad y cifrado:** la Información Personalmente Identificable (PII por sus siglas en inglés) debe proteger la identidad individual ya que se almacena de manera segura, está protegida con contraseña y se encuentra cifrada.

45 Winowatan, M., Zahuranec, A., Young, A. & Verhulst, S. (2020) 'A Data Collaborative Study: Leveraging Telecom Data to Aid Humanitarian Efforts: Lessons learned from the 2015 Earthquake in Nepal' (Un estudio de colaboración de datos: uso de los datos de telecomunicación para asistir los esfuerzos humanitarios: lecciones aprendidas del terremoto de 2015 en Nepal). GovLab.

46 Existe una serie de principios y lineamientos éticos respecto a la inteligencia artificial (IA) que sirven de guía para el desarrollo de la IA y la toma de decisión automatizada, incluidos el Grupo de Expertos de Alto Nivel sobre Inteligencia Artificial (2019) 'Ethics Guidelines for Trustworthy Artificial Intelligence' (Lineamientos éticos para una inteligencia artificial confiable) y Leslie, D. (2019) 'Understanding artificial intelligence ethics and safety: A guide for the responsible design and implementation of AI systems in the public sector' (Comprensión de la ética y seguridad en la inteligencia artificial: guía para el diseño y la implementación responsable de sistemas de IA en el sector público). The Alan Turing Institute.

3. Controles auditables e independientes: existe una auditoría por parte de terceros sobre los procesos, los sistemas y las salidas de datos para garantizar que los sistemas de datos se estén gestionando como estaba previsto.
4. Agregación de datos: se refiere a la práctica de agrupar los datos cuando sea posible y cuando no se necesiten a nivel individual.

Que los datos se mantengan anónimos no siempre es suficiente para proteger a las personas y a los grupos. Hoy existen estándares y lineamientos que abordan los riesgos del uso de datos personales o grupales. Algunas empresas han optado por intentar no usar datos en tiempo real como una manera de reducir algunos riesgos. En efecto, los avances en el campo de la privacidad pueden aplicarse para minimizar los patrones de movimiento individualizados. De esta manera, quienes realizan el análisis de datos, pueden proteger las identidades individuales y evitar que se extrapole un comportamiento individual a un comportamiento grupal. No obstante, la localización de los patrones de movimiento podría utilizarse para que la ayuda estuviera condicionada al respecto por parte de las comunidades de ciertas normas, como una ley de confinamiento, por ejemplo.⁴⁷ En el programa de GiveDirectly-NOVISSI, se agregan las predicciones geográficas hasta el nivel de 100 cantones, lo que abarca decenas y miles de kilómetros cuadrados. Esto disminuye la capacidad de cualquiera de las partes de monitorear la localización de una persona con una granularidad significativa.

Las organizaciones y las empresas de análisis de datos deben poner en marcha políticas éticas internas (incluso cuando no exista legislación) y evaluar el potencial daño a corto y largo plazo que podría emerger del trabajo experimental con datos. También es vital asegurar que todas las partes que tengan acceso y estén utilizando datos personales, sensibles o privados cuenten con mecanismos de rendición de cuentas concretos, tales como juntas de supervisión ética, auditorías de procedimientos y política de datos, revisión por pares, algoritmos abiertos y transparentes, y mecanismos de reparación para las poblaciones afectadas. GiveDirectly trabaja con empresas de consultoría ética, así como con investigadores externos con experiencia en el aprendizaje automático y en políticas públicas para ayudar a mejorar los programas. El equipo de CEGA/IPA se rige por protocolos y supervisión académica, lo que incluye un consejo de revisión de carácter institucional.

¿Cómo se deben abordar los marcos legales y las leyes de privacidad de datos? El método del RDLLs permite compartir y utilizar datos personales que en general no se comparten entre agencias internacionales, gobiernos y operadores de redes móviles. Dichos actores pueden querer proteger los intereses de privacidad corporativos e individuales, o pueden tener que cumplir con regulaciones que prohíben el intercambio internacional de datos cuando no existan pruebas de protección adecuada de los mismos en el lugar donde se encuentre el destinatario. Si bien las regulaciones varían según el país, e inclusive pueden suspenderse en cierto grado durante una crisis, es importante que los modelos no queden expuestos a medidas de emergencia, así como lagunas o debilidades en la regulación. En efecto, GiveDirectly no accede a datos de RDLLs de operadores de redes móviles. Tampoco tiene acceso a los datos personales de los electores y no puede identificar de manera individual a un suscriptor hasta que este haya presentado una solicitud y consentido compartir sus datos con dicha organización.

¿Estos enfoques sentaron un precedente irreversible después del COVID-19? Para fines de abril de 2020, por lo menos 84 países habían declarado el estado de emergencia, establecido confinamientos y suspendido ciertos derechos ciudadanos, incluyendo, de algún modo, los derechos a la privacidad de los datos. Si bien esto podría ofrecer una oportunidad para las comunidades de desarrollo y las organizaciones humanitarias, es importante que no haya una normalización duradera de prácticas de invasión de la privacidad por parte de agencias humanitarias y gobiernos. El uso razonable de datos podría evitar la tendencia de querer abarcarlo todo. Por ello, es importante pensar qué usos se espera dar a los datos y cuáles podrían ser los daños potenciales a nivel individual y de la sociedad.

Las agencias de desarrollo tienen un papel clave en intentar impedir que esto se produzca, así como en visualizar escenarios futuros donde se permita el uso de datos sin mecanismos que lo regulen o sin que se detenga el acceso a los datos después de haber sido usados con el fin para el cual fueron compartidos. Las empresas operadoras de redes móviles podrían rechazar la idea de dar acceso al gobierno a sus datos como parte de sus sistemas éticos. En el caso de los programas de GiveDirectly, los datos de los RDLLs se comparten únicamente con las instituciones de investigación; no con los gobiernos. GiveDirectly se asegura de que se respeten aspectos tales como el límite de acceso, el límite de propósito, el límite de uso, la minimización de datos, el intercambio de datos y las prácticas de seguridad de los datos poniendo en marcha mecanismos claros de rendición de cuentas, lo cual incluye paneles de expertos externos que revisan las prácticas de gobernabilidad de los datos y el cumplimiento de los lineamientos.

¿Son factibles los enfoques que implican un uso intensivo de la tecnología en contextos frágiles o inestables? La mayoría de las agencias humanitarias y los Grupos de Trabajo sobre Transferencias Monetarias realizan de manera regular evaluaciones que ofrecen una idea clara de las zonas geográficas más pobres y que se encuentran afectadas por interrupciones de las actividades de mercado y aquellas que afectan a sus medios de subsistencia. En muchos casos, estas evaluaciones son suficientes para lanzar un programa de transferencias monetarias de emergencia, aun cuando sea rápido y en un espacio reducido. A pesar del riesgo potencial de incluir a personas que en realidad no necesitan un PTM, muchas agencias humanitarias realizan transferencias en zonas geográficas específicas sobre la base de este tipo de evaluación.⁴⁸

47 Entrevista a informante clave Xavier Vollenweider de Flowminder, agosto de 2020.

Durante la respuesta al COVID-19, en lugar de utilizar enfoques de alta tecnología, muchas agencias intentaron eliminar y disminuir los requisitos de auditoría con soluciones de baja tecnología. Las razones no se vinculan a un tema de factibilidad, sino más bien al riesgo que corren las agencias locales de ser excluidas de procesos de ayuda humanitaria si favorecen enfoques de alta tecnología que estén fuera de su alcance. Sin embargo, hay que considerar que los programas rara vez alcanzan el nivel de escala que GiveDirectly puede lograr, de modo que es importante tener en cuenta los pros y contras que involucran los distintos métodos y su nivel de sofisticación.

Otro punto a considerar es que en países que experimentan un conflicto, como Sudán del Sur, la recopilación de datos móviles podría ser objeto de sospecha o estar prohibida por el Gobierno.⁴⁹ Este enfoque puede ser un gran riesgo en un estado sancionador. En otros países, la infraestructura de redes podría ser débil, el acceso y uso de teléfonos puede ser bajo, podría ocurrir que el dinero se distribuya en sobres de papel, todo lo cual podría desaconsejar el uso de los RDLLs.⁵⁰ Por ello, para enfrentar estas situaciones, antes de iniciar un programa como el que se revisó en este estudio de caso, GiveDirectly tiene en cuenta la liquidez, la capacidad de distribuir teléfonos y tarjetas SIM, la capacidad de comprometer a la población en actividades educativas y que el operador de redes móviles sea independiente del gobierno. Una evaluación de los beneficios y daños potenciales y un análisis coste-eficacia de las opciones para realizar la focalización de personas beneficiarias y la entrega de las transferencias del programa son también implementados antes del inicio del mismo.

¿Cómo debe gestionarse el consentimiento, la transparencia, y la protección de los derechos de los sujetos de datos? Se deben definir y cumplir las bases jurídicas de la recopilación y el uso de datos.⁵¹ Inclusive cuando las leyes de protección de datos hayan sido suspendidas temporalmente debido al COVID-19, se debe dar a conocer a las personas que sus datos personales o sensibles se están compartiendo con terceros, aclarando para qué fines, por cuánto tiempo y cuáles son los posibles resultados y consecuencias de dichas gestiones. Inclusive en el caso de que no exista un consentimiento, las personas tienen derecho a saber que sus datos están siendo utilizados para fines adicionales y deben tener derecho a quejarse, a recibir una reparación, y una revisión personalizada, si sienten que han sido afectadas de manera negativa por una decisión automática. Además, deben tener acceso a una manera alternativa a ser consideradas como personas beneficiarias de un PTM incluso sin proporcionar sus datos personales. En especial, en el caso de una decisión automática, se deben definir y difundir de manera amplia e inteligible los mecanismos para recibir una reparación. CEGA, IPA y GiveDirectly realizan encuestas comunitarias, como parte de la evaluación del programa, así como para la supervisión continua del mismo, con el fin de cuantificar el nivel de entendimiento de las personas beneficiarias y diseñar nuevas metodologías de comunicación que expliquen el programa. A pesar de que todavía es un programa predominantemente remoto y sin contacto físico, GiveDirectly ha enviado sus equipos a zonas geográficas que tienen tasas de participación inferiores a lo previsto para recopilar información sobre el nivel local de comprensión del programa. Esto se realiza de forma adicional a la línea directa del centro de llamadas y a la comunicación que hacen los líderes comunitarios. Una labor continua que espera seguir desarrollándose en el transcurso del año 2021.

¿Cuáles fueron los efectos a corto y largo plazo del uso de los datos? Es importante poner en marcha procesos de seguimiento y evaluación que ayuden a determinar no solo si se logró rapidez, escala, exactitud y eficacia, sino también cómo el método que utilizan los RDLLs se compara con otros enfoques de selección (tanto tradicionales como innovadores). Asimismo, es relevante identificar todo efecto adicional de este tipo de uso de datos para la selección, incluyendo quién fue excluido, si hubo efectos adversos o consecuencias imprevistas debido al uso o al mal uso de los datos y cómo este tipo de procesamiento de datos afectó la privacidad, la libertad de expresión y la vigilancia de los derechos de los sujetos de datos. DIDL y GiveDirectly monitorean estos aspectos a través de evaluaciones de desempeño del programa y de investigaciones académicas realizadas por los equipos de IPA y CEGA.

REFLEXIÓN FINAL

El COVID-19 ha impulsado importantes innovaciones en la focalización digital y remota de las personas beneficiarias de los PTM. Estos esfuerzos han permitido rapidez, escala y eficiencia en el cumplimiento de los cronogramas de trabajo. Las tasas de exclusión de los nuevos enfoques de focalización podrían ser altas. No obstante, las tasas de exclusión debido a no innovar también lo son. GiveDirectly y sus socios académicos, CEGA e IPA, están comparando estos nuevos enfoques de focalización digital y remota con los métodos tradicionales para evaluar su precisión, calidad, rapidez, escala y eficiencia. Es importante que estos enfoques se evalúen desde la perspectiva ética para clarificar cuáles son los pros y los contras relacionadas con la privacidad, el riesgo de ampliar excesivamente la cobertura, la definición del uso futuro de los datos y que se definan lineamientos claros para el uso de datos personales y sensibles.

48 Entrevista con informante clave Emily Savage, consultora e investigadora para Programas de Transferencias Monetarias, agosto de 2020.

49 Entrevista con informante clave Thomas Byrnes, Coordinador de Recuperación Económica para Oriente Próximo, Danish Refugee Council, julio de 2020.

50 Entrevista con informante clave, Mihai Magheru, consultor e investigador para Programas de Transferencias Monetarias, agosto de 2020.

51 Para poder procesar datos personales o sensibles, se debe establecer un propósito jurídico. Las bases jurídicas para la recopilación de datos, por lo general, incluyen cierta variación de los siguientes puntos:

Intereses vitales: el procesamiento es necesario para proteger la vida de alguien; **Tarea pública/Interés público:** el procesamiento es necesario para poder realizar una tarea en el interés público o para funciones oficiales y la tarea o función tienen una clara base legítima; **Consentimiento individual:** la persona ha ofrecido un consentimiento claro para procesar sus datos personales para un propósito específico; **Intereses legítimos:** el procesamiento es necesario para sus intereses legítimos o para los intereses legítimos de un tercero, salvo que exista un buen motivo para proteger los datos personales del individuo que anule estos intereses legítimos; **Cumplimiento de un contrato:** el procesamiento es necesario para un contrato que se celebró con la persona o porque la persona pidió tomar medidas específicas antes de celebrar dicho contrato; **Obligación legal:** el procesamiento es necesario para cumplir con la ley (esto no incluye las obligaciones contractuales).



www.calpnetwork.org

Marzo de 2021