

Datos Digitales en los Score de Credito: Herramienta para la Inclusión Financiera del Crédito en Colombia

Yeimy Lorena García Simbaqueva.

Facultad de Ciencias Económicas, Universidad Nacional de Colombia

Trabajo final de Maestría.

Agosto 2020

Datos Digitales en los *Score* de Credito: Herramienta para la Inclusión Financiera del Crédito en Colombia

Yeimy Lorena García Simbaqueva.

Trabajo de grado como requisito para optar por el título de
Magister en contabilidad y finanzas.

Directora:

Ph.D Beatriz Helena Díaz Pinzón

Grupo de investigación:

Sistemas y tecnologías de información (GISTIC)

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Económicas

Bogotá D.C, Colombia

2020

Resumen

El presente trabajo final de maestría analiza cómo las fuentes de datos digitales han permitido la creación de *score* de crédito alternativo que habilita la inclusión financiera del crédito en Colombia. Se construyó un marco teórico que brindó un entendimiento de conceptos claves para la investigación y guiaron la exploración detallada de 6 documentos que fueron analizados y dan cuenta del uso de diversas variables alternativas en los *score* de crédito, a la vez se exploraron algunos casos de éxito y nuevos jugadores en el mercado.

Estos insumos conceptuales permitieron la construcción de 4 tablas de resumen i) Causas de exclusión financiera ii) Variables alternativas usadas en *score* de crédito iii) Beneficios del uso de datos alternativos y iv) Desafíos del uso de datos alternativos, que fueron validadas con expertos a través del método Delphi, con quienes se buscó un consenso en estos temas y una opinión del contexto colombiano, finalmente se emitieron algunas conclusiones finales.

Palabras clave: Inclusión financiera del crédito, *score* de crédito, datos alternativos .

Contenido

Tabla de contenido

1. Contextualización

1.1. Planteamiento del problema

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

1.2.2. Objetivos específicos

1.3. Justificación

1.3.1. Aporte al conocimiento

1.3.2. Aporte metodológico

1.4. Metodología

2. Marco Conceptual

2.1. Inclusión financiera

2.2. Riesgo de crédito

2.3. *Score* de crédito

2.4. Reportes crediticios

2.5. Datos

2.5.1. Datos alternativos

3. Revisión y Análisis de Literatura

3.1. Revisión documentos.

3.2. Nuevos actores y tecnologías que apoyan el uso de datos digitales en los *score* de crédito.

3.3. Experiencias exitosas en el mercado.

3.4. Desafíos del uso de datos alternativos en los *score* de crédito

4. Evaluación con Expertos

4.1. Resultados y análisis de la aplicación del método Delphi.

4.1.1. Fase 1: Definición.

4.1.1.1. Formulación del cuestionario

4.1.2. Fase 2: Conformación de grupo- Selección de expertos.

4.1.3. Fase 3: Ejecución de rondas de consulta

4.1.4. Fase 4: Resultado de rondas

4.1.4.1. Resultados primera ronda.

4.1.4.2. Resultados segunda ronda

5. Conclusiones y Recomendaciones

5.1. Resultados de la investigación

5.2. Implicaciones y limitaciones

Lista de gráficos

Gráfico 1: Porcentaje de adultos con productos financieros en el mundo.

Gráfico 2: Porcentaje de adultos con productos financieros-

Gráfico 3: Participantes en un sistema de reporte de crédito

Gráfico 4: Tipos de datos.

Gráfico 5: Tecnologías que facilitan el uso de datos alternativos.

Gráfico 6: Volumen total de crédito por nuevos jugadores.

Gráfico 7: Número de *Fintech* y *BigTech* de crédito.

Gráfico 8: Fases del método *Delphi*

Lista de tablas

Tabla 1: Diferencias entre los tipos de *score*.

Tabla 2: Diferencias entre datos estructurados y no estructurados.

Tabla 3: Tipos de datos alternativos usados en *score* de crédito.

Tabla 4: Resumen de datos alternativos.

Tabla 5: Experiencias exitosas en el mercado

Tabla 6: Perfiles de expertos.

Tabla 7. Caracterización de los expertos.

Tabla 8. Causas de la exclusión financiera

Tabla 9. Variables alternativas usadas en los *score* de crédito

Tabla 10. Desafíos del uso de datos alternativos.

Tabla 11. Ronda 2 Causas de la exclusión

Lista de anexos.

Anexo 1. Referentes bibliográficos.

Anexo 2. Tablas de resumen.

Anexo 3. Cuestionarios Delphi.

Anexo 4. Tabla de valoración de expertos y perfiles.

Anexo 5. Tabulación de resultados Delphi.

Introducción

Los constantes desarrollos tecnológicos y las innovaciones recurrentes han cambiado la forma en la que interactuamos como sociedad, incidiendo prácticamente en todos los aspectos de nuestra vida diaria. La digitalización se ha posicionado y ha modificado sustancialmente la estructura de diferentes industrias, agilizando procesos, reduciendo costos y generando mayores eficiencias (Costa, Deb, & Kubzansky, 2015).

Este cambio en la humanidad ha hecho que la interacción de las personas con dispositivos digitales sea cada vez mayor. Cada día existen más dispositivos conectados que son capaces de enviar y recibir datos en línea, cerca de 2.5 quintillones de bytes de datos son producidos cada día, los cuales en su gran mayoría (90%) son datos jóvenes es decir, fueron creados en menos de 2 años (Caire, y otros, 2017). Por esta razón, la datos se está convirtiendo en el nuevo activo de las industrias y hoy es la pieza clave para que las compañías sobrevivan a la revolución digital (Opher, Chou, Onda, & Sounderrajan, 2016).

Por otro lado, según el Banco Mundial (Demirgüç-Kunt, 2018) tan solo el 45,8% de la población colombiana mayor de 15 años tiene productos financieros, al mirar el detalle del crédito, tan solo el 21% de la población cuenta con un crédito formal (Demirgüç-Kunt, 2018), cifra que evidencia una tarea aún pendiente.

Estas dos realidades son el punto de partida de este trabajo el cual tiene como objetivo general analizar cómo las fuentes de datos digitales han permitido la creación de *score* de crédito alternativo que habilita la inclusión financiera del crédito en Colombia.

Para cumplir este objetivo se realizó una revisión en la literatura de conceptos claves como Inclusión financiera, riesgo de crédito, *score* de crédito, datos alternativos. Con esta base conceptual se

buscó identificar las causas de exclusión financiera, los beneficios y desafíos del uso de datos alternativos en los *score* de crédito.

Seguido a ello, se procedió a revisar 6 documentos que dan cuenta del uso de varias fuentes de datos alternativos en la valoración de riesgo, se construyó una tabla de resumen de dichas variables que fueron un insumo clave a validar con los expertos. Seguido a ello, se analizaron algunos casos exitosos en el mercado de *score* de crédito alternativo que tuvieron impacto de inclusión financiera. Finalmente a través de la aplicación del método Delphi se validaron los resultados de la revisión de conceptos y de literatura con expertos tanto académicos como de la industria financiera.

Contextualización

Planteamiento del problema.

Según el *Global Findex* del Banco Mundial cerca de 1.7 billones de adultos en el mundo se encuentran excluidos del sistema financiero formal, este fenómeno se presenta particularmente en los países en desarrollo en donde un gran número de personas tiene acceso limitado a los servicios financieros formales, particularmente al crédito, (Costa, Deb, & Kubzansky, 2015) y en donde ha existido una desconexión entre la oferta de servicios financieros y las necesidades de la gente pobre (Demirguc-Kunt, Klapper, & Singer, 2017).

Esta restricción de acceso ha hecho que exista mayor confianza en los créditos informales (Banerjee & Duflo, 2010) y que cada día más personas acudan a ellos para solucionar sus necesidades de financiamiento. Para el caso colombiano, las personas de estratos 1, 2 y 3 y las microempresas acceden a créditos informales a través de amigos, conocidos, casa de empeño o prestamistas más conocidos como gota a gota (Hernandez García & Oviedo Gómez, 2016).

La literatura ha evidenciado varias causas de este fenómeno entre ellas i) los hogares pobres no cuentan con colaterales o garantías para soportar el préstamo (Banerjee & Duflo, 2010). ii) En ocasiones los bajos montos solicitados no cubren el costo del servicio (Banerjee & Duflo, 2010) iii) Las entidades financieras tienen poca o ninguna información sobre ellos, por ello no tienen insumos apropiados para aplicar métodos de valoración de riesgo, conocidos como *score* de crédito para definir si son aptos o no para la colocación de un crédito (Baer, Tobias; Goland, Tony; Schiff, Robert;, 2013). Adicional a ello, los *score* de crédito usan fuentes de información tradicionales como el uso de tarjetas de crédito, ahorros, hipotecas, y es por ello que, aquellas personas que no cuentan con estos records de crédito o archivos formales queden excluidas (Aitken, 2018).

La tecnología promete ser un aliado para que, estas personas sean visibles al mundo financiero, pues su huella en el mundo digital puede abrirles puertas (Costa, Deb, & Kubzansky, 2015). Las nuevas fuentes de datos digitales pueden convertirse en insumos valiosos para el conocimiento de los clientes y pueden ser la entrada para que millones de personas pasen de ser invisibles a ser visibles para el crédito formal (Costa, Deb, & Kubzansky, 2015), usando el poder computacional y nuevas fuentes de información las entidades financieras pueden crear mejores modelos de riesgo.

Los *score* de crédito alternativos operan en espacios que están bastante alejados de los sentidos humanos y más bien, dependen de tecnologías (ingesta de datos, mecanismos, diseño algorítmico, modelado predictivo y reconocimiento de patrones, aprendizaje de máquinas) (Aitken, 2018). Estos nuevos modelos incluyen datos alternativos y no tradicionales, permiten que las minorías y los pobres sean quienes más se benefician (Michael, Schnare, & Stewart Lee, 2006), pues decrece el riesgo de crédito e incrementa el acceso.

Pero persiste un interrogante ¿Qué tan útiles son las nuevas fuentes de datos para la generación de perfiles de crédito que permitan que más personas accedan al crédito formal? Este trabajo de grado busca identificar el uso de las nuevas fuentes de datos en los *score* de crédito y su impacto en términos de inclusión financiera del crédito en Colombia.

Objetivos.***General***

Analizar cómo las fuentes de datos digitales han permitido la creación de *score* de crédito alternativo que habilita la inclusión financiera del crédito en Colombia.

Específicos

- Caracterizar las fuentes de data alternativa en los *score* de crédito.
- Definir qué tipo de datos digitales han sido los más usados en el diseño de *score* de crédito alternativo.
- Registrar casos evidenciados en la literatura que den cuenta del uso de los datos digitales, en la creación de *score* alternativos de crédito.
- Reportar experiencias exitosas de inclusión financiera del crédito, a través del uso de *score* alternativos.
- Analizar el impacto de los *score* de crédito alternativo en el proceso de inclusión financiera de Colombia.

Justificación.

Varias investigaciones han dado cuenta de los efectos positivos en la economía de tener una población incluida financieramente. i) Ayuda a las personas a escapar de la pobreza pues facilita la inversión en salud, educación y negocio ii) Permite que las familias puedan manejar las emergencias financieras, como quedarse sin empleo o perder la cosecha (Demirguc-Kunt, Klapper, & Singer, 2017), lo que mejora su calidad de vida, pues elimina los riesgos y costos del financiamiento informal (Demirguc-Kunt & Klapper, 2013), y se traducen en mejoras visibles en el desarrollo económico de un país.

A su vez, como nunca antes, las personas tienen en sus bolsillos, una súper computadora que permite que toda la interacción con el mundo digital quede registrada. La industria financiera está creando capacidades avanzadas de analítica, que les permitan encontrar patrones y estructuras dentro de la gran cantidad de datos digitalizados que se producen, y de esta forma usarlos para crear y adaptar nuevas ofertas para los consumidores (Costa, Deb, & Kubzansky, 2015).

El presente trabajo de grado se sitúa en este contexto y plantea la necesidad de analizar dichas fuentes de datos digitales como insumos para la creación de *score* de crédito alternativo que habilitan la inclusión financiera del crédito en Colombia.

Aporte al conocimiento

Una visión integral del problema planteado, ya que se realiza un recorrido desde aspectos teóricos, casos de éxito hasta la visión de expertos en la industria y la académica para el uso de datos alternativos en los *score* de crédito que habilitan la inclusión financiera.

Aporte metodológico

En la revisión bibliográfica realizada se observó la baja utilización del método Delphi en estudios y trabajos relacionados con las palabras claves de este documento como Inclusión financiera del crédito,

score de crédito, datos alternativos, es por ello que, el principal aporte metodológico de esta investigación es el uso de este método para ajustar y validar con expertos los hallazgos obtenidos en la literatura.

Metodología.

El trabajo de investigación *“Datos digitales en los score de crédito: herramienta para la inclusión financiera del crédito en Colombia”* se enmarca dentro de un trabajo en problemas disciplinares con un carácter exploratorio y descriptivo el cual se ha estructurado en dos fases. La primera es una fase teórica y conceptual que abarca una revisión de literatura en la que se realizaron las siguientes etapas.

- i) Búsqueda de información en fuentes primarias y secundarias para la construcción del marco teórico en el cual se establecieron los conceptos de Inclusión financiera, riesgo de crédito, *score* de crédito y datos alternativos.
- ii) Contextualización, con los conceptos claves se logró construir algunas tablas de resumen con las causas de la exclusión financiera, los beneficios y desafíos del uso de datos alternativos.
- iii) Análisis e interpretación de la revisión de bibliográfica, en esta etapa se realizaron dos actividades claves, i) Análisis de 6 documentos encontrados en la revisión bibliográfica en donde se identifican diversas variables alternativas usadas en los *score* de crédito. ii) análisis de casos exitosos en el mercado, en este punto se examinaron los casos encontrados en la literatura y se observó su impacto en inclusión financiera, a través de la información reportada en sus sitios web.

Una vez construidas las tablas de resumen enunciadas anteriormente, en la segunda fase del trabajo se realizó un panel de expertos bajo metodología Delphi, una técnica de obtención de información, basada en la consulta a expertos de un área, con el fin de obtener la opinión de consenso más fiable del grupo consultado. Estos expertos son sometidos individualmente a una serie de cuestionarios que se intercalan con retroalimentación de lo expresado por el grupo y que, partiendo de

una exploración abierta, tras las sucesivas devoluciones, producen una opinión que representa al grupo (Torrado Fonseca & Reguant-Álvarez , 2016). Finalmente se integraron todos los insumos para generar conclusiones relacionadas sobre la relevancia e interés de los datos alternativos en la construcción de *score* de créditos más robustos que permiten que más personas accedan al crédito en el contexto colombiano.

Marco Conceptual

Con el objetivo de contextualizar y crear un marco conceptual para el desarrollo de este trabajo, a continuación se presenta un recorrido por diferentes autores que han trabajado algunos conceptos claves de este trabajo.

Inclusión financiera

La inclusión financiera ha sido estudiada por varios actores, que se han dado a la tarea de construir una definición que logre reunir diferentes dimensiones de esta área de estudio. Este concepto no siempre ha sido conocido como tal, ha venido en un proceso de evolución a lo largo de los años.

Cuando el mundo empezó a preocuparse por estos temas, el concepto era más conocido como bancarización, la cual era definida como “el establecimiento de relaciones estables y amplias entre las instituciones financieras y sus usuarios, respecto a un conjunto de servicios financieros disponibles” (Morales & Yáñez, 2006), así aquellas personas que tenían un vacío o ausencia permanente de finanzas en la vida diaria, eran llamadas no bancarizadas (Aitken, 2018). Esta visión del concepto estaba sesgada a la idea de que el mero acceso a una cuenta, es decir que una persona abriera un producto de depósito, la hacía una persona bancarizada y sus necesidades financieras estaban cubiertas, así no hiciera uso de ella.

Con el correr de los años el concepto ha ido más allá del mero acceso, uno de los pioneros en el tema es el Banco Mundial, que ha definido la inclusión financiera, de ahora en adelante IF, como el proceso en donde individuos y negocios tienen acceso a productos y servicios financieros útiles y asequibles que responden a sus necesidades transaccionales, pagos, ahorros, crédito, seguros y son entregados de una forma responsable y sostenible (Banco Mundial, 2014).

También se ha definido como el proceso para garantizar el acceso a servicios, crédito oportuno y adecuado cuando sea necesario por grupos vulnerables, como secciones más débiles y grupos de bajos

ingresos a un costo asequible (Committee on Financial Inclusion, CFI, 2008). De igual forma el Centro de Inclusión Financiera lo ha definido como el acceso de todas las personas a una gama completa de servicios financieros de calidad, proporcionados a precios asequibles, de una manera conveniente y digna.

Es así como, la IF se ha convertido en un concepto multifacético, el cual implica diferentes dimensiones y aspectos a destacar.

El primero de ellos, es que la IF va más allá del acceso a productos y combina una serie de elementos importantes, que han girado en torno al uso formal de los servicios financieros (Allen, Leora, Martinez, & Franklin , 2012), a la calidad de los mismos y el bienestar que causan en la población (Alliance for Financial Inclusion - AFI., 2010). A continuación se explican las 4 dimensiones de la IF que han sido definidas en la literatura.

- Acceso: Se refiere a la inexistencia de barreras para la apertura de cuentas, a la proximidad física de puntos de servicio financieros tanto para transar como para abrir productos y asequibilidad en precio. (Alliance for Financial Inclusion - AFI., 2010).
- Uso: Productos y servicios financieros que realmente son usados por las personas con regularidad, frecuencia y con una duración del plazo de uso. (Alliance for Financial Inclusion - AFI., 2010).
- Calidad: Atributos que deben tener los productos financieros para que se ajusten a las necesidades de los clientes reales. (Alliance for Financial Inclusion - AFI., 2010).
- Bienestar: Efectos (consumo, productividad personal y empresarial) que tiene en la vida de un cliente el hecho de tener acceso y hacer uso de productos financieros. (Alliance for Financial Inclusion - AFI., 2010).

En el momento en que se unen estos cuatro frentes de trabajo, se da la evolución del concepto de bancarización a IF. Una definición más integral que busca ver la IF como un ciclo en constante evolución y no como un proceso con un cierre definido, es más que un número de personas con cuenta de ahorro o crédito, este es un proceso que debe verse reflejado en el mejoramiento de la vida de cada individuo.

En segundo lugar, la definición de IF ha estado enfocada a población vulnerable y de bajos recursos. Los sistemas financieros inclusivos son aquellos que permiten un amplio acceso a servicios financieros apropiados, que probablemente beneficien a los pobres y otros grupos desfavorecidos (Demirguc-Kunt & Klapper, 2013). Por lo tanto el grupo objetivo de este concepto consiste esencialmente en pequeños prestatarios que normalmente no tienen acceso a las finanzas formales (Rao, 2007).

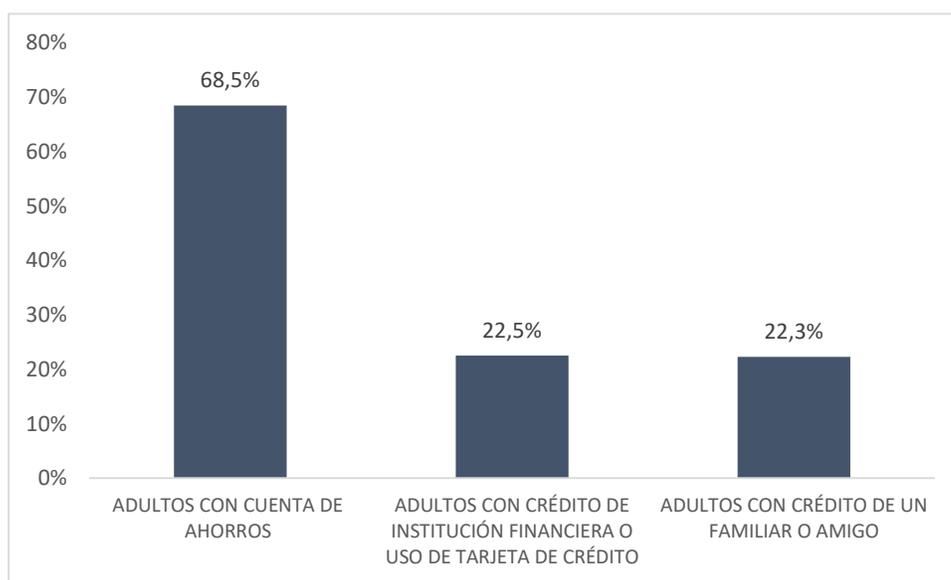
En tercer lugar, el concepto de IF tiene un componente explícito sobre el costo de dichos productos, en donde el diseño y oferta permita a cualquier persona acceder a ellos; esto implica que los costos deben ser accesibles y asequibles para los grupos desfavorecidos y de bajos ingresos (Dasgupta, 2009). Seguido a ello, vale la pena resaltar que el concepto involucra el acceso y uso de productos tanto del activo como del pasivo financiero. Si bien el crédito es el componente más importante de la profundización financiera, la IF abarca varios frentes como lo es el ahorro, seguros, pagos y remesas (Dev, 2006).

Finalmente, la IF no es un concepto estancado en el tiempo, es un concepto dinámico que hoy continua reinventándose y adoptando diferentes formas, acogiendo nichos de mercado, productos y tendencias que hacen que la literatura hoy dé evidencia de conceptos como IF digital, IF para las mujeres, IF del crédito e infinidad de nuevos términos que ampliaron el espectro de conocimiento sobre esta temática. En este trabajo ahondaremos sobre el concepto de inclusión financiera del crédito, ya

que éste es uno de los productos financieros con mayor dificultad de acceso y más para aquellas personas que nunca han tenido un relacionamiento con el sistema financiero. A continuación se presentan algunas cifras sobre la penetración de crédito en el mundo.

Gráfico 1

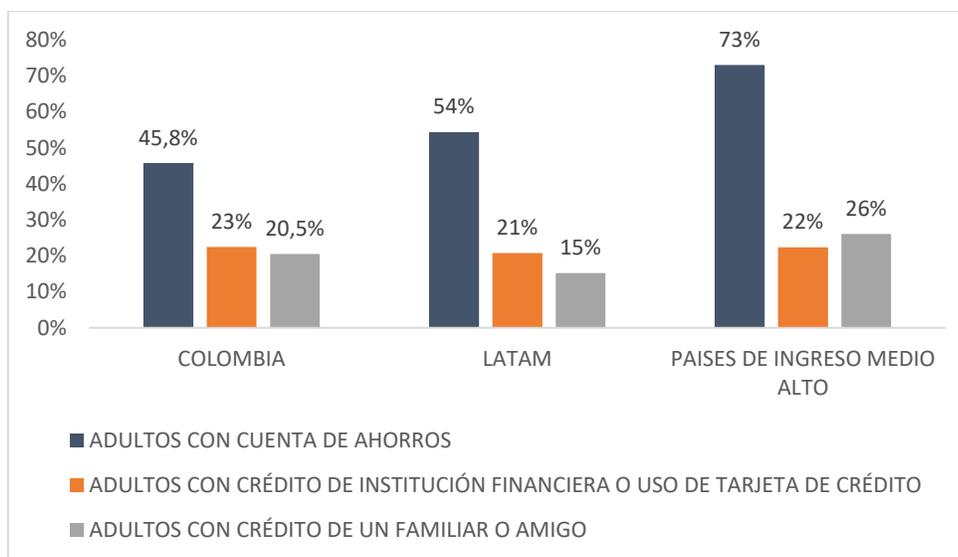
Porcentaje de adultos con productos financieros en el mundo



Nota. The Little Data Book on 18 Financial Inclusion (World bank , 2018.)

Gráfico 2

Porcentaje de adultos con productos financieros.



Nota. The Little Data Book on 18 Financial Inclusion- (World bank , 2018.)

A pesar de que el acceso al crédito es crucial para la población de ingresos bajos, porque le permite invertir en activos productivos que se traducen en el crecimiento de la riqueza, inversión en capital humano, aumento de la productividad y la calidad de vida (Ergungor, 2010). Estas cifras evidencian que el nivel de penetración del crédito a nivel mundial continúa siendo bajo.

Los países en vía de desarrollo no tienen acceso al crédito formal y confían esencialmente en el crédito informal, no más del 6% de los fondos prestados a población pobre provienen de fuentes formales de crédito, la gran mayoría se financia con prestadores informales amigos o comerciantes (Banerjee & Duflo, 2010). Para el caso particular de Colombia, las personas de estratos 1, 2 y 3 y las microempresas acceden a créditos informales a través de amigos, conocidos, casa de empeño o prestamistas más conocidos como gota a gota (Hernandez García & Oviedo Gómez, 2016), para satisfacer sus necesidades de financiamiento.

Banerjee y Duflo (2010) argumentan que existen algunas características del mercado informal de crédito que deberían desincentivarlo:

- Las tasas de crédito pueden ser muy altas cuando se comparan con las tasas de los depósitos. las brechas pueden ser entre el 30 y el 60%.
- Las tasas de crédito pueden variar ampliamente en el mismo mercado de crédito. Existen brechas de 50 puntos o más entre las tasas cargadas a diferentes deudores en el mismo mercado de crédito.
- La gente rica pide prestado más y paga menores tasas de interés

A pesar de esto, la exclusión del crédito formal se da por varias razones entre esas i) los hogares pobres no cuentan con colaterales o garantías para soportar el préstamo y en ocasiones los bajos montos solicitados no cubren el costo del servicio (Banerjee & Duflo, 2010). ii) Existe fricción de acceso a información, esto hace que el crédito pueda ser excesivamente costoso o racionalizado en población de ingreso bajo, pues no existen historiales de crédito o están contaminados por problemas pasados (Global Partnership for Financial Inclusion (GPFI), 2018).

La ausencia de datos o información de una persona en las bases de datos formales, lo hacen invisible para la colocación de créditos, pues es solo a través de estos datos que se pueden crear perfilamientos de riesgo que permitan decidir si una persona es o no sujeta de crédito. Es por ello que, no podría hablarse de acceso al crédito sin entender el concepto de riesgo de crédito, el cual es esencial para diseñar herramientas que solucionen la exclusión.

Riesgo de crédito

La medición del riesgo de crédito, consiste en cuantificar las pérdidas derivadas de la actividad crediticia y tiene dos componentes i) Riesgo de impago, o la probabilidad de incumplimiento, es la posibilidad de que un prestatario no pague, incumpliendo con su obligación de hacer los pagos completos y oportunos de principal e intereses, de acuerdo con los términos del contrato de la deuda. ii)

Severidad de la pérdida en caso de incumplimiento, es decir, lo que el inversionista pierde (Vargas & Mostajo, 2014).

La Superintendencia Financiera de Colombia establece que en toda entidad crediticia deben existir modelos claros de asignación u otorgamiento de créditos y de seguimiento. (Peña Palacio, Lochmuller, Murillo, Pérez, & Vélez, 2011), para evitar la posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos, como consecuencia de que un deudor o contraparte incumpla sus obligaciones (Superintendencia financiera de Colombia).

En este sentido, el acceso al crédito depende de la habilidad de los prestamistas para evaluar el riesgo de crédito a una persona, basado en información de sus archivos crediticios. La forma más común de identificar el riesgo de crédito es mediante el uso de metodologías que se agrupan genéricamente bajo el nombre de “*scoring*”, las cuales complementan el análisis y sirven como herramienta de apoyo en la toma de decisiones. (Vargas & Mostajo, 2014).

Score de crédito - Modelos de clasificación de crédito.

Estas herramientas son sin lugar a dudas, las aplicaciones de analítica más antiguas que existen donde los prestamistas y las instituciones financieras realizan análisis estadísticos para evaluar la solvencia crediticia de los potenciales prestatarios y ayudan a decidir el otorgamiento de un crédito (Óskarsdóttir, Vanthienen, Bravo, Sarraute, & Baesens, 2018). A la vez que, se han convertido en los principales medidores del riesgo y herramientas para determinar apropiadamente tiempos y precio de los créditos, (Information Policy Institute, 2005). Vale la pena señalar que el primer trabajo sobre modelos de clasificación de crédito de los clientes (*score*) fue realizado por D. Durand en la década de 1950; este trabajo tomo como base la técnica de análisis discriminante desarrollado por R. A. Fisher en la década de 1930 y se aplicó a clientes comerciales (ventas a consumidor final). La aplicación más destacada de la técnica fue la predicción de quiebras realizada por Altman en la década de 1960, estos

antecedentes son de vital importancia para la construcción de los modelos de calificación crediticia que son usados en la industria financiera hoy.

A continuación se hará un recorrido sobre las principales características que ha dado la literatura de estas herramientas de medición de riesgo.

- **Herramienta predictiva:** A través de un modelo predictivo evalúa el comportamiento de pago o reembolso mediante una puntuación que mide el riesgo de un prestatario y/o de la operación. (Rayo, Lara, & Camino, 2010) . Con el uso de datos del pasado se realizan ejercicios de analítica, que permiten evaluar la probabilidad de *default* de quienes solicitan crédito y predice las probabilidades futuras del comportamiento de repago del crédito. (Consultative group to assist the poor- CGAP, 2016)
- **Herramienta estadística/matemática:** Procedimientos estadísticos que se usan para clasificar en los tipos de riesgo ‘bueno’ y ‘malo’, a aquellos que solicitan crédito, inclusive aquellos que ya son clientes de la entidad crediticia (Rayo, Lara, & Camino, 2010).
- **Herramienta de manejo de riesgo:** herramienta de manejo del riesgo que evalúa la solvencia de una persona que está aplicando a un crédito, estimando su probabilidad de *default* basado en datos históricos. Este usa herramientas numéricas para clasificar cada aplicación de crédito e integrar los datos y dar un valor que intenta medir el riesgo o la solvencia crediticia de una persona. (Fernandez Vidal & Barbon, 2019).
- **Herramientas que hacen uso de múltiples variables:** Estos *scores* o puntajes dependen de las variables que el modelo detecta como claves para predecir incumplimientos, en función del historial propio de la entidad que otorga el crédito. En general, es la combinación de las variables la que determina el puntaje y la probabilidad de

incumplimiento en base a las ponderaciones que determina el modelo, y no está sujeto al criterio subjetivo del analista sino a los datos históricos de cumplimientos e incumplimientos. (Vargas & Mostajo, 2014)

Clasificación de los score de crédito

El proceso de toma de decisiones de la evaluación de crédito puede ser subjetivo o estadístico. Las dos aproximaciones se complementan uno al otro y traen diferentes beneficios y desafíos. (Fernandez Vidal & Barbon, 2019)

Score subjetivo. Confía en los inputs de un experto, la organización emite un juicio cualitativo que tiene en cuenta criterios que van más allá de los números.

Score estadístico. Confía en características y datos cuantitativos de la persona que está aplicando y que han sido registradas en su historial. Usa reglas y técnicas estadísticas para predecir el riesgo como una probabilidad.

- **Empírico:** basado en un análisis estadístico riguroso que deriva formas empíricas de distinguir entre más y menos solvencia de un cliente usando datos de los aplicantes con un periodo de atención razonable.
- **Estadísticamente válido:** Desarrollado y validado basado en prácticas y metodologías estadísticas generalmente aceptadas.

Para verificar la solidez estadística del modelo construido, se realizan algunas re evaluaciones de tiempo en tiempo para ajustarlo, si es necesario e incrementar el poder predictivo.

Los modelos de *score* estadístico, deben recoger las variables importantes y asignarles su debida ponderación, esto no se logra con los modelos subjetivos, pues resultaría imposible identificar estos patrones en los datos a simple vista, especialmente cuando existen miles de registros. Cabe resaltar que,

además de identificar las variables significativas para predecir incumplimientos, el modelo genera automáticamente las ponderaciones en el *score*, en lugar de una asignación mediante algún criterio subjetivo. (Vargas & Mostajo, 2014).

También se pueden clasificar por su objetivo i) *score* de aprobación o de evaluación de solicitudes para créditos nuevos y ii) *score* de gestión o de comportamiento, que realiza seguimiento a los clientes ya incorporados (Saunders & Allen , 2010)

Tabla 1

Diferencias entre los Tipos de Score.

Dimensión	Score Subjetivo	Score Estadístico
Fuente de conocimiento	Experiencia de la oficina de crédito y la organización	Historial cuantificado de portafolio consolidado en una base de datos.
Consistencia del proceso	Depende del oficial de cumplimiento y de circunstancias en el día a día	Créditos idénticos son calificados idénticamente.
Claridad del proceso	Pautas de evaluación de la oficina, sexto sentido, instinto por los oficiales de crédito en el campo.	Reglas matemáticas o formulas relacionadas para cuantificar las características riesgosas.
Proceso y producto	Calificación cualitativa, en donde los oficiales de crédito conocen a cada cliente como un individuo.	Probabilidad cuantitativa que relaciona características cuantitativas del riesgo.
Proceso de implementación	Largo entrenamiento y enseñanzas para los oficiales que colocan el crédito.	Largo entrenamiento y seguimiento a las herramientas estadísticas y <i>stake holders</i> .
Vulnerabilidades	Prejuicios personales, errores humanos y estados de ánimo.	Datos cocinados, no usados, o datos sobre usados.

Flexibilidad	Aplicaciones amplias que son ajustadas por oficiales de crédito.	Aplicaciones individuales, que pronostican nuevos tipos de riesgos.
--------------	--	---

Nota. (Consultative group to assist the poor- CGAP., 2003)

Aunque existen avances sustanciales en la definición y aplicación de los *score*, aun no se tiene una metodología que haya sido internacionalmente aceptada como una práctica única a seguir (Espín García & Rodríguez caballero, 2012), estas herramientas son robustas pero no son estandarizadas, pues son contruidos basados en las políticas de riesgo de cada entidad financiera o empresa de colocación de crédito, quien diseña valoraciones con base en la combinación de las variables que considera relevantes para su otorgamiento y que responden a su mercado objetivo.

En cualquier caso, la construcción de toda aplicación de *score* de crédito se realiza tomando la información del cliente contenida en las solicitudes del crédito o de fuentes internas e incluso externas de información (Rayo, Lara, & Camino, 2010), en donde intervienen varios actores en uno o varios puntos a través del ciclo de producción, colección, almacenamiento, procesamiento, distribución y finalmente uso de la información para la toma de decisiones (World Bank, 2019) por ende se convierten en herramientas esenciales para la colocación de crédito y en consecuencia para la reducción de los índices de exclusión financiera.

Con esta necesidad de información, nace un concepto esencial para el entendimiento de la construcción de un *score* de crédito y son los sistemas de reporte de crédito o la industria de reporte crediticio, pues es bien sabido que compartir datos entre prestamistas es uno de los componentes claves de éxito en los mercados crediticios. (Barci, Andreeva, & Bouyon, 2019)

Reportes crediticios

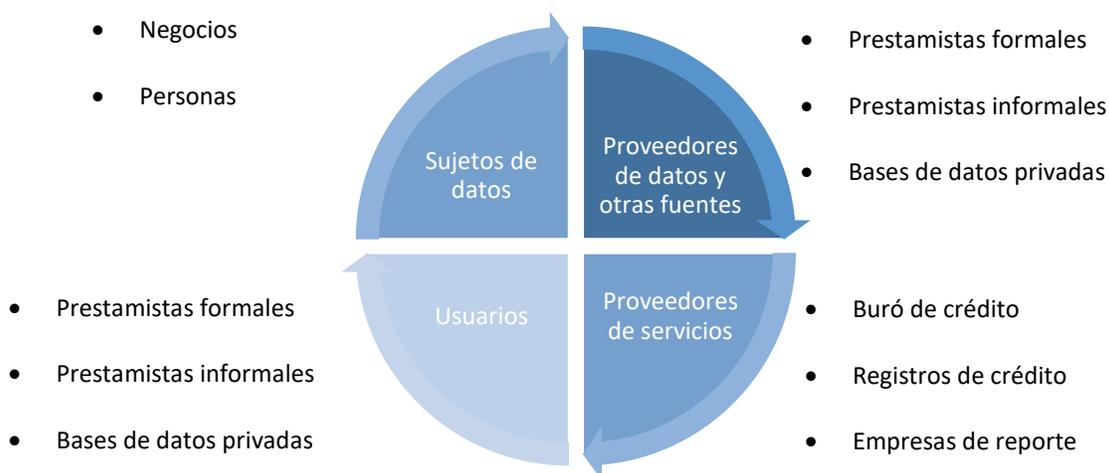
La industria de reportes crediticios son sistemas que con infraestructura tecnológica y el adecuado marco legal apoyan eficientemente la construcción de bases de datos financieras. La

información almacenada en estos sistemas compromete a instituciones, individuos, reglas, estándares y tecnología que habitan el flujo de información entre actores para la colocación de crédito. Estos son típicamente conocidos como buró de crédito, registros de crédito y/o empresas de reportes de créditos comerciales (Banco Mundial, 2011).

En algunos países, los prestamistas pueden mejorar su conocimiento de clientes intercambiando información con otros prestamistas a través de corredores de información, quienes recopilan, archivan y distribuyen la información suministrada voluntariamente por sus miembros, operan bajo el principio de reciprocidad; prestamistas que no provean datos no tienen acceso a los archivos de información de los buró. (Pagano & Jappelli)

Gráfico 3.

Participantes en un sistema de reporte de crédito



Nota. The Principles for credit reporting (Banco Mundial, 2011)

Los principales usuarios de estos sistemas de reporte de crédito son las entidades financieras, ya que a través de estos datos pueden construir modelos estadísticos como los *score* de crédito para crear evaluaciones y tomar decisiones. Estos sistemas de información solucionan un problema importante en

la industria crediticia que es la asimetría de información entre los prestamistas y los prestatarios, que puede conducir a una selección adversa, racionamiento de crédito y problemas de riesgo moral (World Bank, 2019). Históricamente, el crédito se otorgaría sobre la base del conocimiento personal del deudor hecha por el agente de crédito, pero estos sistemas de reporte de información han facilitado el flujo de información y revolucionaron la industria crediticia.

Pero ¿Qué pasa cuando no existe información en fuentes de datos tradicionales o formales sobre una persona que quiere acceder a un crédito? Muchas personas tienen su vida en el mundo del efectivo y jamás ha tenido relación con entidades financieras, esto no implica que no cuente con los recursos para acceder a un crédito y que no tenga capacidad de pago. El no tener datos en sistemas de información de crédito tradicionales, los hace ser invisibles y los deja por fuera del crédito formal. Según (Fair, Isaac and Company-FICO, 2015) para obtener un crédito se necesita ser calificado, pero para generar un *score* o calificación, se deben tener antecedentes o un pasado crediticio lo que deja por fuera del crédito formal a muchas personas; un flujo de procesos sin inicio ni fin.

Es difícil obtener información confiable de población con un historial de crédito limitado, particularmente para aquellos que son invisibles al crédito, pues las bases de información formal muchas veces, no contienen información demográfica u otras características no crediticias de los consumidores. Haciendo que, perfilar incluso a aquellos con historial de crédito no elegible, sea una tarea difícil de realizar (Brevoort, Grimm, & Kambara, 2016).

Algunas entidades han generado análisis de riesgo con sus propios datos, es decir con la información que observan de sus clientes en sus movimientos, por ejemplo un cliente que hace uso de un producto de ahorro, genera información valiosa para que dicha entidad pueda conocer sus hábitos transaccionales y tomar decisiones de crédito. La fuerza de las relaciones se dará en función del tiempo y la diversidad de dichas interacciones (Ergungor, 2010). Pero aquellas personas que nunca han tenido

relaciones con entidades financieras formales, no cuentan con esta trazabilidad transaccional en ningún lado y por ello tienen menos probabilidad de acceder a un crédito formal.

Como podemos ver los *score* crediticios buscan separar los buenos deudores de los malos, y es por ello que nuevas herramientas basadas en datos alternativos están empezando a ser usadas, para lograr que esta clasificación sea cada vez más robusta y precisa (Fair, Isaac and Company-FICO, 2015). En este sentido, no puede darse una IF del crédito sin tener adecuados mecanismos para la medición del riesgo de crédito, que permitan a una entidad hacer colocaciones de forma sostenible. La economía digital, particularmente los datos han llegado a marcar un antes y después en el mundo financiero.

Datos

Los datos son muestras de realidad, grabadas como medidas y almacenadas como valores, la forma en como son clasificados, su formato, estructura y fuente, determinan los tipos de herramientas que pueden ser usados para analizarla (Mastercard Foundation y International Finance Corporation-IFC., 2017). Existen en diferentes maneras, números, imágenes, texto audio, video y permiten describir información, hechos o estadísticas que han sido reunidos para una clase de análisis o propósito particular (Caire, y otros, 2017).

El mundo está viviendo una transformación que en su escala, alcance y complejidad, será distinta a cualquier cosa que el género humano haya experimentado antes (Schwab, 2017), pues las personas tienen en sus bolsillos, una súper computadora que permite que toda su interacción con el mundo digital quede registrada. Este hecho está cambiando la forma en la que interactuamos como sociedad, incidiendo prácticamente en todos los aspectos de nuestra vida diaria (Costa, Deb, & Kubzansky, 2015). Cada día son más los dispositivos conectados que generan una gran cantidad de datos; datos concretos y veraces, se ha estimado que aproximadamente 2.5 quintillones de bytes de

datos son producidos en el mundo cada día. (Mastercard Foundation y International Finance Corporation-IFC., 2017).

Los datos digital está en todos lados, cada sector, economía y organización es generador y usuario de datos digitales, los cuales tienen el potencial de crear valor, ya que a través de estos se puede: i) segmentar la población y customizar acciones ii) apoyar decisiones humanas a través de algoritmos automáticos iii) innovar en modelos de negocio, productos y servicios iv) crear transparencia v) descubrir nuevas necesidades (Manyika, y otros, 2017) .

La industria financiera ha visto este potencial y ha empezado a minar una gran cantidad de datos alternativos digitales que permita mejorar los procesos de decisión crediticia y promuevan la IF (Global Partnership for Financial Inclusion (GPFI), 2018). Si el problema de la IF del crédito es la ausencia de información de los solicitantes, y a la vez están surgiendo nuevas fuentes de datos digitales ¿Cómo lograr entender estos dos mundos, y encontrar sinergias que permitan diseñar soluciones de IF?

La brecha en los datos de crédito es uno de los mayores obstáculos de financiamiento de los individuos y las pequeñas y medianas empresas en países en vía de desarrollo. A pesar de que los datos de crédito son insuficientes los individuos y las pequeñas y medianas empresas generan grandes cantidades de información digital “no crediticia” diariamente (Carroll & Rehmani, 2017) . Ellos están dejando huellas y rastros de datos digitales en plataformas de pagos móviles, redes sociales y otras plataformas no bancarias como los registros en línea y transacciones comerciales, que permiten determinar la capacidad de repago de los créditos (Global Partnership for Financial Inclusion (GPFI), 2018). Es por ello que, la huella digital de una persona está causando una revolución en el otorgamiento del crédito (Costa, Deb, & Kubzansky, 2015).

Datos alternativos

Término genérico designado a un volumen masivo de información generada por el incremento del uso de herramientas digitales e información sistemática. (Global Partnership for Financial Inclusion (GPFI), 2018). Para propósito del acceso al crédito, ha sido definido como la información rápidamente disponible en formatos digitales recolectada a través de plataformas tecnológicas y electrónicas. (ICCR, 2017). Información con poder predictivo, que incluye datos de telecomunicaciones, arrendamientos, créditos alternativos, pago de facturas (Carroll & Rehmani, 2017). Datos ilimitados, no estructurados que eliminan el riesgo de error humano (Barci, Andreeva, & Bouyon, 2019).

La literatura ha evidenciado algunas fuentes de datos alternativos, que podrían ser insumo para un mejor conocimiento del cliente, a continuación se referencian algunos:

- Pagos no financieros, estos se refieren particularmente a los reportes del pago de servicios públicos (Michael, Schnare, & Stewart Lee, 2006).
- Información proveniente de las empresas de telecomunicaciones, proveedores al por mayor, empresas de *retail*, gobierno y uso de los teléfonos celulares (Michael, Schnare, & Stewart Lee, 2006) .
- Registros de las llamadas en los *call center* e información geoespacial (Caire, y otros, 2017).
- Imágenes, registros de voz, biometría (Costa, Deb, & Kubzansky, 2015).
- Los datos del comportamiento *online* y patrones de redes sociales pueden ofrecer información del consumidor, sus actitudes, su estilo de vida, sus objetivos. Estos datos incluyen tiempos, localización, frecuencia de sitios web, que puede indicar *status socio económico* de los individuos (Caire, y otros, 2017).

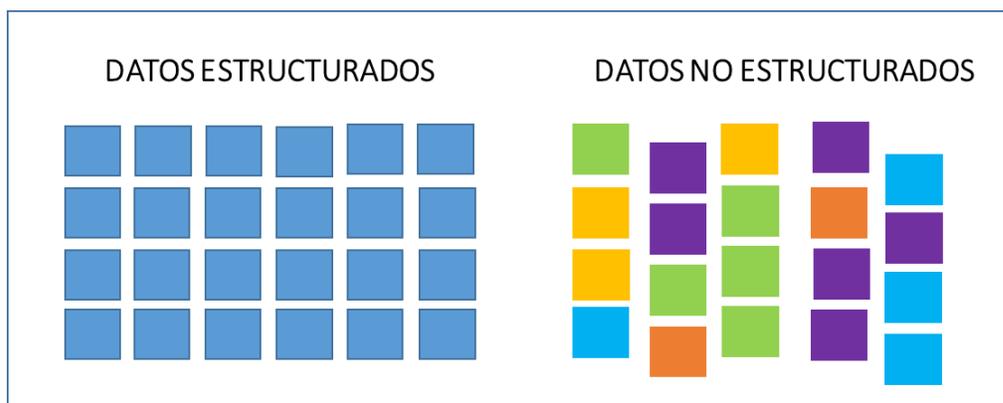
- Record públicos, archivos de records académicos, y resultado de test psicométricos (Aitken, 2018).

El GPF (Global Partnership for Financial Inclusion (GPF), 2018) ha definido dos grandes categorías de los datos alternativos.

- Datos estructurados: información con un alto grado de organización, la inclusión en una base de datos relacional es transparente y fácil de buscar mediante algoritmos de motores de búsqueda simples y directos u otras operaciones de búsqueda.
- Datos no estructurados: Información que no tiene un modelo definido, información desorganizada.

Gráfico 4

Tipos de datos



Nota. (World Bank, 2019)

Tabla 2.

Diferencias entre datos estructurados y no estructurados.

Datos Estructurados	Datos No Estructurados
Reportes de datos transaccionales- Pago de facturas, obligaciones, impuestos.	Información de redes sociales y uso de internet.
Datos de transacciones como factoring, leasing, seguros.	Correos electrónicos
Datos de transacciones en plataformas de crédito, volumen de ventas, información transaccional de vendedores, históricos de compras.	Mensajes de texto y archivos
Información asociada a activos.	Archivos de audio, imágenes y fotos digitales
Reportes de datos que permiten medir un flujo de caja adicional, como subsidios, remesas, pensiones.	Información del GPS
	Uso de teléfono móvil, cuantas llamas hace al mismo número, picos de uso etc.
	Dato comportamental, psicografica y psicométrica.

Nota. (Global Partnership for Financial Inclusion (GPII), 2018)

Con la masificación de diferentes dispositivos conectados a una red de internet, el número de fuentes para capturar dichos datos alternativos, es cada vez más grande. Sin embargo una de las empresas más grandes en análisis de datos para crédito (Fair, Isaac and Company-FICO, 2015) plantea que para que estas fuentes de datos puedan proveer insumos crediticios confiable, deben cumplirse algunas características:

1. Cobertura: los datos deben cubrir una amplia proporción de la población y esta debe ser coherente para que se pueda comparar.
2. Cumplimiento normativo: los datos deben cumplir con la regulación existente para la información de crédito compartida.

3. Poder predictivo: Los datos deben poder predecir el comportamiento de repago de un crédito.
4. Valor adicional: Las fuentes de datos deben proveer información que enriquezca datos tradicionales existentes.
5. Precisión y oportunidad: Los datos deben ser precisos, deben poder validarse y deben ser frecuentemente descargados.
6. Profundidad de la información: una fuente de datos debe proveer elementos detallados de un individuo.

A continuación se presentan algunos autores que dan cuenta de los efectos positivos del uso de los datos alternativos en el análisis de riesgo de crédito:

- Carroll y Rehmani 2017 plantean que el uso de la datos no tradicionales en los *score* de crédito hace que estos sean mucho más exactos y que personas con acceso restringido al crédito puedan tener mejores calificaciones y acceso, así como reduce las pérdidas por no pago para los prestamistas.
- Jagtiani y Lemieux 2019 argumentan que incluir datos alternativos en los análisis de riesgo de crédito, puede dar una imagen más completa y precisa de la vida financiera de las personas y de su solvencia.
- Mejoran el poder predictivo de los modelos de valoración del riesgo de crédito (Gambacorta, Huang, Qiu, & Wang).
- Los datos no tradicionales obtenidos de aplicaciones de teléfonos móviles y plataformas de comercio electrónico tienen un alto valor predictivo para la colocación de crédito (Gambacorta, Yiping, Han, & Wang, 2019).

- Aumentan la precisión predictiva del incumplimiento de pagos, lo que protege mejor a los prestamistas y mejora la estabilidad financiera (Ahelegbey, Giudici, & Hadji-Misheva, 2019)
- La huella digital complementa, en lugar de sustituir, la información del buró de crédito. Un prestamista que utiliza información de ambas fuentes (puntaje del buró de crédito + huella digital) puede tomar decisiones de préstamo superiores en comparación con los prestamistas que solo acceden a una de las dos fuentes de información. (Berg, Burg, Gombovi, & Puri, 2018)

Para los consumidores, el uso de datos alternativos provee dos beneficios distintos i) Un mayor número de solicitantes de crédito serían aptos, incluyendo muchos que hoy son invisibles. ii) Quien tiene un crédito actualmente podría acceder a tasas de interés más bajas, dado que con mayor información recibirían una calificación favorable, que respaldaría su capacidad de pago. (Fair, Isaac and Company-FICO, 2015)

Las fuentes de datos alternativas mejoran la asertividad y precisión de la calificación dada a cada solicitante de crédito, un estudio realizado por una compañía de análisis de datos (Fair, Isaac and Company-FICO, 2015) demostró que la información alternativa crea calificaciones más precisas en más del 90% de solicitantes de crédito, quienes con solo datos tradicionales no habrían tenido acceso al crédito. Esto ha permitido que algunos solicitantes de crédito que no eran aptos para el crédito en los modelos tradicionales, puedan tener acceso a este a mejores tasas de interés. (Gambacorta, Yiping, Han, & Wang, 2019)

Berg, Burg, Gombovi, Puri (2018) sugieren que las huellas digitales pueden ayudar a superar las asimetrías de información entre prestamistas y prestatarios cuando la información estándar de la agencia de crédito no está disponible. Las huellas digitales tienen el potencial de aumentar el acceso al

crédito, a más de los dos mil millones de adultos en edad laboral en todo el mundo que carecen de acceso a los servicios en el sector financiero formal, fomentando así IF y reduciendo la desigualdad.

Revisión y Análisis de Literatura

Revisión documentos.

La revisión de literatura permitió identificar documentos que han hecho un trabajo previo con el uso de variables alternativas en modelos de valoración de riesgo. Uno de los objetivos de este trabajo ha sido incluir la visión de la industria y no solo la visión académica por esto, para evaluar y escoger los documentos a trabajar, se realizaron dos tareas particulares:

- **Búsqueda en bases de datos académicas:** En un primer momento se tomó la pregunta problema para construir las ecuaciones de búsqueda respectivas, con las cuales se logró el descubrimiento de 3 de los 6 documentos escogidos, a través de las bases de datos de Scopus y Web science. Las ecuaciones de búsqueda son:
 - (*"Financial inclusion" OR "credit inclusion"*) AND (*"credit scoring" OR "credit information"*) AND (*"alternative data" OR "Digital data"*)
 - (*"Creditworthiness"AND("Alternative data" OR "credit information")*) AND (*"social networks"*)
 - (*"Credit information"*) AND (*"social networks" OR "social information"*)
- **Búsqueda de trabajos investigativos en la industria:** Se revisaron varios portales web de instituciones oficiales y organizaciones multilaterales, que son referentes mundiales en temas financieros. Estas entidades tienen un equipo investigativo en activa producción académica que busca tratar temas relevantes y de actualidad para la industria. A través del uso de las palabras claves de este trabajo de grado se identificaron e incluyeron 3 documentos, uno tomado del National Bureau of Economic

Research y dos tomados del Bank of International Settlements. En el anexo 1 se referencian los 6 documentos analizados.

Tabla 3.

Tipos de datos alternativos usados en score de crédito.

<p>°</p> <p>PAPER</p>	<p>Descripción General Del</p> <p>Paper</p>	<p>Datos Alternativos</p>	<p>Resultados</p>
	<p>Uso de registros de las llamadas entre los consumidores de una empresa de telecomunicaciones.</p>	<p>Datos de los teléfonos móviles denominados <i>CDR (Call Details Records)</i>.</p> <p>Entre las variables analizadas están:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Duración de las llamadas. • Número receptor de la llamada • Número que recibe la llamada. 	<p>Estos datos permitieron construir un detalle de las conexiones sociales y el entorno social que al combinarlos con otros datos tradicionales como datos bancarios, sociodemográficos, tienen el potencial de incrementar el acceso a financiamiento a personas que de otra forma estarían por fuera del crédito.</p> <p>Presentó las ventajas estadísticas y económicas de explotar el <i>big data</i> y de hacer analítica de datos no tradicionales para las aplicaciones de <i>score</i> de crédito. Se demostró que incorporar los datos de las empresas de telecomunicaciones en</p>

			los <i>score</i> de crédito genera un gran valor en la toma de decisiones de crédito.
	<p>Analiza los datos obtenidos de una plataforma <i>online</i> de créditos persona a persona (P2P)- prosper.com.</p> <p>Tanto los prestadores como los deudores se inscriben en la plataforma, la cual tiene oferta y demanda continua de micropréstamos.</p> <p>La plataforma permite que los usuarios se relacionen y conozcan entre sí.</p>	<p>Datos de relaciones sociales dentro de la plataforma.</p> <p>Las relaciones en la plataforma fueron clasificadas en dos tipos:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Relación de amistad: Amistad entre personas que tienen una cuenta validada en prosper.com. • Grupos: grupos creados dentro de la plataforma entre personas con algunas afinidades. 	<p>Los resultados evidencian que la relación de amistad <i>on-line</i> de los deudores en la plataforma se convierte en insumo elemental para conocer el comportamiento de pago de los créditos.</p> <ul style="list-style-type: none"> • Aquellos prestamistas que tenían amigos en la plataforma son menos propensos al <i>default</i> del crédito. • Las amistades en línea de los prestatarios actúan como señales de calidad crediticia de una persona. <p>Se concluye que estos mercados en línea fácilmente pueden incorporar métricas del relacionamiento de sus usuarios como datos no tradicionales para la colocación de créditos.</p>
	<p>Analiza datos de Lenddo, una plataforma de <i>score</i> de crédito que usa información</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Datos socio demográfico: Incluye características tradicionales como edad, 	<p>El documento evidenció que los 3 tipos de datos analizados tienen diferentes capacidades predictivas, en</p>

	<p>capturada en redes sociales. En este caso se analizaron los datos capturados de Facebook para definir la capacidad de pago de un deudor en el sector de las microfinanzas.</p>	<p>lugar de residencia y nivel de educación.</p> <ul style="list-style-type: none"> • Datos de intereses: captura datos detallados relacionados con, las páginas que le gustan a un usuario o las empresas para las que trabajó. <ul style="list-style-type: none"> ○ <i>Look a likes:</i> personas que son similares • Datos de la red social: consiste en conexiones sociales entre prestatarios en Facebook. <ul style="list-style-type: none"> ○ <i>Friends</i> ○ <i>Best friends for ever:</i> amigos que interactúan en la plataforma en conversaciones, fotos y demás. 	<p>donde la información de intereses es la más valiosa.</p> <p>Se evidencia un buen desempeño predictivo de los modelos que usan los datos generados por Facebook ya que permiten automatizar las decisiones del crédito. Particularmente en el proceso de puntuación para microfinanzas en entornos masivos, esto gracias a la capacidad de predecir una variable compleja y descifrar el carácter de una persona.</p>
	<p>Analiza datos de la plataforma de comercio</p>	<p>Datos transaccionales particularmente el volumen de</p>	<p>El documento concluye que cuando se trata de predecir las tasas de</p>

	<p>electrónico-Mercado Libre en Argentina y Taobao en China.</p>	<p>ventas de los pequeños y medianos empresarios en la plataforma de comercio electrónico.</p>	<p>pérdida de los créditos, las técnicas de calificación crediticia que usan variables no tradicionales y se apalancan en tecnologías como el <i>big data</i> y aprendizaje automático, superan las calificaciones de los burós de crédito.</p>
	<p>Compara la tasa de predicción de <i>default</i> de créditos usando información tradicional y datos no tradicionales.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Máxima duración de llamadas. • Tiempo de llamadas a familiares. • Frecuencia de llamadas • Pagos en la plataforma de comercio electrónico 	<p>El modelo basado en aprendizaje automático y <i>big data</i> con datos no tradicionales es capaz de predecir más pérdidas e incumplimientos que los modelos tradicionales.</p> <p>Al analizar diferentes tipos de datos, el documento encontró que la información no tradicional, obtenida de aplicaciones de teléfonos móviles y plataformas de comercio electrónico, tiene un alto valor predictivo para el crédito.</p>
	<p>Analiza la información de la huella digital de un usuario en un comercio electrónico de Alemania.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Tipo de dispositivo a través del cual se accede al comercio. • Sistema operativo del dispositivo 	<p>Esta investigación demostró que incluso las variables simples y de fácil acceso de la huella digital de las personas, igualan o exceden el contenido de</p>

	<p>Particularmente aquella que las personas dejan en línea simplemente accediendo o registrándose en el sitio web, como insumo para predecir el incumplimiento de créditos</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Canal a través del cual el usuario accedió al sitio • Datos del email reportado. • Hora del día de la compra. • Proveedor de correo usado 	<p>información de los puntajes de los burós de crédito.</p> <p>El poder discriminatorio para los clientes que no se pueden calificar es muy similar al de los clientes que se pueden calificar.</p> <p>Los resultados que la proxy de huella digital para ingresos, carácter y reputación son muy valiosas para la predicción de aprobación de crédito.</p> <p>Por ejemplo, la diferencia en las tasas de incumplimiento entre los clientes que usan iOS (Apple) y Android es equivalente a la diferencia en las tasas de incumplimiento entre una calificación crediticia media y el percentil 80 de la calificación crediticia.</p>
--	--	--	---

Nota: Elaboración propia

Tabla 4*Resumen de datos alternativos.*

TIPO DE DATO	1	2	3	4	5	6
Duración de las llamadas	X				X	
Frecuencia de llamadas	X				X	
Número receptor de la llamada	X					
Número que recibe la llamada.	X					
Relaciones de amistad.		X	X			
Datos socio demográfico	X		X			
Intereses personales			X			
Datos transaccionales				X	X	
Tiempo de llamadas a familia.					X	
Pagos en la plataforma de comercio electrónico					X	
Tipo de dispositivo a través del cual se accede al comercio.						X
Canal a través del cual el usuario accedió al sitio						X
Proveedor de correo usado						X
Sistema operativo del dispositivo						X
Datos del email reportado.						X
Hora del día de la compra						X

Como se observa en los documentos analizados los datos alternativos se han convertido en insumos relevantes de los *score* de crédito, pues aportan detalles e información que puede robustecer la calificación crediticia de una persona e incluirlos financieramente. El resumen de las variables nos permite observar la diversidad y el gran potencial de las mismas. En el anexo 2, se puede observar con mayor detalle las tablas que contienen el resumen de los hallazgos en la literatura.

Nuevos Actores y Tecnologías que Apoyan el Uso de Datos Digitales en los *Score* de Crédito.

¿Pero cómo se logra extraer estos nuevos datos? ¿Cómo se traducen en información que genera valor para un *score* de crédito?

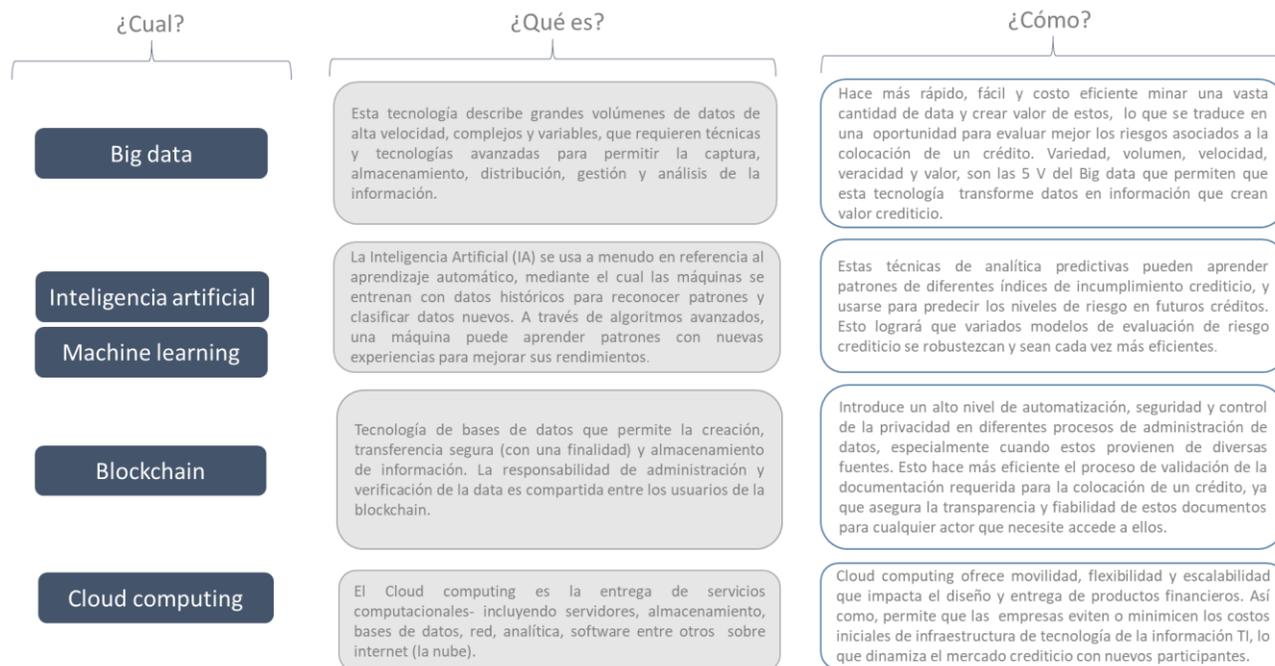
Los datos por sí solos no tienen valor agregado, estos requieren de análisis e interpretación para que sean convertidos en flujos de información con un valor adicional (Asobancaria, 2018). Es por ello que, nuevas tecnologías han llegado para convertir los datos en insumos de valor, para todos los procesos que se llevan a cabo en el análisis de riesgo y la colocación de un crédito.

La ciencia de los datos es el uso interdisciplinario de métodos científicos, procesos y sistemas para extraer conocimiento de varias fuentes y formatos de datos para resolver problemas específicos (Mastercard Foundation y International Finance Corporation-IFC., 2017), en el caso de la colocación de crédito se convierte en una técnica esencial para la estructuración y análisis de datos alternativos usados en la evaluación de riesgo. Adicional a ello, tecnologías como el *big data*, *machine learning* entre otras, prometen a los prestamistas crear una forma de hacer más eficientes sus procesos de colocación. (Hurley & Adebayo, 2017), a la vez que reducen los costos de toma de decisiones crediticias, costos operativos y de monitoreo para los prestamistas (Jagtiani & Lemieux, 2019).

El siguiente diagrama busca dar un vistazo a tecnologías, que hacen parte de la nueva cadena de valor del crédito.

Gráfico 5

Tecnologías que facilitan el uso de datos alternativos.



Elaboración propia en base a OECD (2018), Financial Markets, Insurance and Private Pensions: Digitalisation and Finance, (Gandomi & Haider, 2015).

Estas tecnologías son diversas y cada una cumple un rol específico en la cadena de valor de los datos alternativos, algunas recolectan, agregan y analizan grandes cantidades de datos; otras soportan la operación con la infraestructura adecuada para el procesamiento y almacenamiento de los mismos; mientras que el *blockchain* se encarga de brindar seguridad a los datos y distribuirlos de forma adecuada. Gracias a las características y a la esencia para la cual fueron creadas, en conjunto se convierten en un complemento que permite el uso de los datos no tradicionales en *score* de crédito.

Adicional a ello, en la industria crediticia han aparecido movimientos regulatorios que buscan habilitar el flujo libre de los datos, este es el caso del *Open banking*, un término que se ha ido popularizando, pues promueve la transparencia y el acceso libre e irrestricto al conocimiento y la información. Su definición gira en torno a dos aspectos claves: i) estandarización de procesos para

compartir datos de los bancos y ii) autonomía de los clientes para lograr compartir sus datos bancarios con terceros de forma segura (Asobancaria , 2018).

Esto convierte a las personas en los dueños de su información y son ellos quienes deciden a quien compartirla, esto genera un cambio radical en la industria bancaria, pues permite que la información fluya libremente y aquellos datos que antes eran propiedad exclusiva de las entidades financieras ahora sean de uso común para quien quiera acceder a ella, abriendo las puertas para que un mayor número de jugadores en el mercado crediticio pueda diseñar soluciones que faciliten el acceso al crédito.

Pero la tendencia tanto de la tecnología como de la libertad de los datos, no es exclusiva de entidades tradicionales, la revolución del uso de datos no tradicionales en los *score* de crédito, ha hecho que nuevos actores quieran entrar a jugar en la industria y apoyar el proceso de IF de la población (Jagtiani & Lemieux, 2019).

Los modelos de negocios disruptivos incluyen prestamistas que utilizan enfoques tanto tradicionales como nuevos, para la calificación del riesgo, el uso de la datos y la administración de diversos procesos (Organisation for Economic Co-operation and Development-OECD, 2018); cada día aparecen actores que diversifican la oferta y aumentan la competencia. La industria de *score* de crédito ha experimentado una reciente explosión de *start-ups*, para estos "*Todos los datos son datos de crédito*", con esta premisa han creado modelos de valoración de crédito que combinan fuentes de datos tradicionales con datos no tradicionales, que son minados de una vasta información de los consumidores en sus actividades tanto *offline* como *online*, que les permiten detectar patrones y señales (Hurley & Adebayo, 2017).

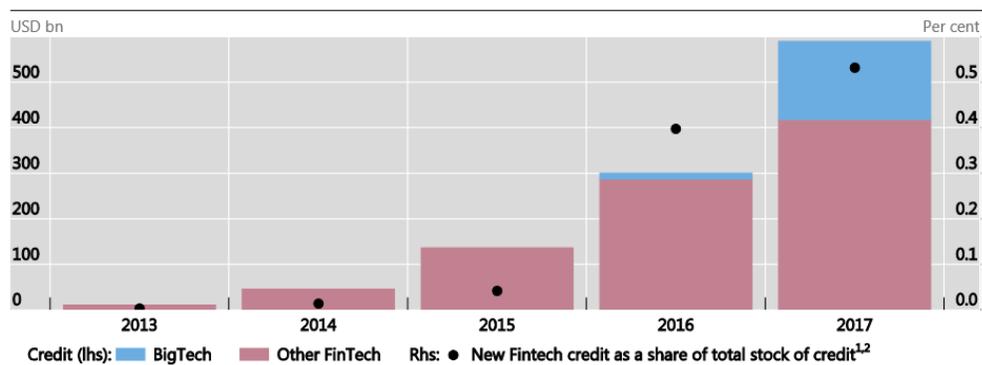
Las innovaciones financieras basadas en tecnologías digitales, conocidas como tecnofinanzas o por el acrónimo inglés *Fintech*, han empezado a adquirir gran relevancia en la prestación de numerosos

servicios financieros, jugando un rol cada vez más importante en la transformación del escenario financiero y bancario (Claessens, Frost, Turne, & Zhu, 2018). Los nuevos modelos de *score* usados por estos prestamistas difieren de los modelos tradicionales en dos aspectos: 1) Tecnología para coleccionar y usar una gran cantidad de información 2) Usan datos alternativos, incluyendo aquella capturada de redes sociales (Jagtiani & Lemieux , 2017), que hace que tomen decisiones de crédito con mayor rapidez (Jagtiani & Lemieux, 2019).

Hoy tanto pequeños como grandes están interesados en hacer parte de las soluciones de IF. Gigantes tecnológicos (*Bigtech*) que ya cuentan con presencia en el escenario digital han empezado a ampliar su portafolio, incursionando en la prestación de servicios financieros. Las *BigTech* combinan varios aspectos que los convierten en grandes competidores. En primer lugar tienen acceso a información valiosa sobre los hábitos y preferencias de un número importante de clientes en sus plataformas, adicional a ello, son empresas que han nacido completamente digital razón por la cual, desarrollar soluciones digitales es una de sus especialidades (Gambacorta, Huang, Qiu, & Wang).

Gráfico 6

Volumen total de crédito por nuevos jugadores.

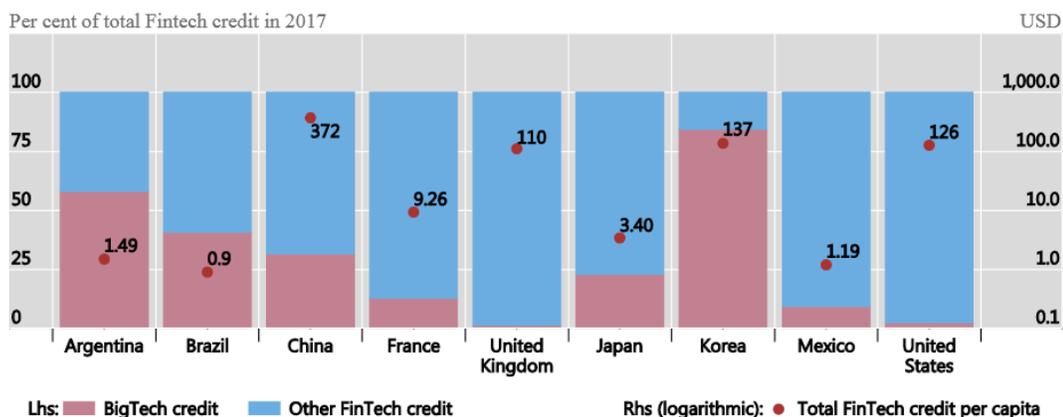


Nota. BigTech and the changing structure of financial intermediation (2019)

La gráfica 6 indica los flujos de crédito global anual provisto por empresas *Bigtech* y otras firmas *Fintech* entre 2013 y 2017. Estas cifras evidencian la participación de estos jugadores en el total de crédito colocado por entidades de crédito no financieras y su acelerado crecimiento en los últimos años.

Gráfico 7

Número de FinTech y BigTech de crédito



Nota. *BigTech and the changing structure of financial intermediation (2019)*

Los puntos en el gráfico 7 muestran el número total de estos actores en algunos países. El mercado ha cambiado y evolucionado positivamente, pues ha permitido que diferentes empresas incursionen en la industria, esto no solo representa un cambio en los paradigmas de los competidores sino una transformación en los hábitos de consumo de la población. Lo que indudablemente trae beneficios en términos de IF, particularmente en mercados emergentes y economías en vía de desarrollo, que hoy pueden contar con una mayor oferta.

Experiencias exitosas en el mercado.

Para la selección de las experiencias exitosas, se consolidó la información capturada de casos y empresas que habían hecho uso de datos alternativos en los *score* de crédito, encontrada en la revisión

de literatura. Estos insumos se consolidaron en una tabla para ser analizados y junto con una revisión de sus páginas web e informes de impacto, nos permitieron exponer la siguiente información:

Tabla 5

Experiencias exitosas en el mercado

Compañía	Descripción y Datos Usados	Cifras e Impacto
Kreditech Alemania India Polonia Rumania Rusia España	Empresa de colocación de créditos <i>online</i> que usa datos como localización (GPS), gráficos sociales (<i>likes</i> , <i>amigos</i> , <i>posts</i>), análisis comportamental (movimientos y duración en páginas web), uso de <i>e-commerce</i> y perfiles <i>online</i> (<i>Apps</i> instaladas, sistemas operativos) para su análisis de riesgo.	El volumen de colocación de créditos en 2017 superó los 181 millones de euros hoy cuentan con 3 productos diferentes en 6 países en vía de desarrollo (Kreditech, 2018).
LendUp Estados Unidos	Empresa de colocación de crédito <i>online</i> que hace uso de datos provenientes de redes sociales y otros datos como la rapidez con la que se desplaza un usuario en un sitio web para conocimiento de sus clientes.	<ul style="list-style-type: none"> • Ha originado cerca de 5 millones de créditos • Cerca de \$200 millones de dólares se han ahorrado los usuarios en intereses y comisiones comparado con prestamistas tradicionales • El 98.5% de sus cliente no tendrían acceso a un tarjeta de crédito. • El 66.5% de sus clientes no tendría acceso a una tarjeta de crédito en tiendas (Lendup, s.f.)

<p>LendingClub</p> <p>Estados Unidos</p>	<p>Plataforma de crédito <i>online</i> tanto para personas como para empresas, hace uso de datos no tradicionales para el análisis de riesgo crediticio.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Desde 2012 han colocado cerca de 57.000 millones de dólares en créditos (Lendingclub, s.f.) • El 68.37% de los usuarios reporta que usa su crédito para refinanciar una deuda actual o pagar sus tarjetas de crédito. • Los créditos penetran aquellas áreas en donde no hay acceso al crédito, hay menos competencia de servicios financieros tradicionales, en donde hay los solicitantes de bajos ingresos y lugares con menos sucursales bancarias <i>percapita</i> (Jagtiani & Lemieux, 2018)
<p>Lenddo</p>	<p>Empresa líder en verificación de identidad y tecnología de <i>score</i> crediticio, aprovecha las huellas de las redes sociales, localización entre otros datos no tradicionales para proporcionar calificación y verificación de crédito, así busca empoderar económicamente a la clase media emergente en todo el mundo.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Analiza cerca de 12.000 variables por cada aplicación recibida en menos de 3 minutos. • Potencia más de 2.5 millones de decisiones de crédito instantáneas en 20 países de todo el mundo. • Para la población sin historial crediticio, mejora la tasa de aprobación en un 45% (Florentin, s.f.)

<p>Neogrowth India</p>	<p>Plataforma de crédito <i>online</i> que hace uso de fuentes de datos alternativas para evaluar la solvencia y el monto del préstamo y no dependen solo de fuentes de información como los buró de crédito</p>	<ul style="list-style-type: none"> • El 80% de los clientes son emprendedores de primera generación. • El 35% de sus clientes no habían tenido antes un crédito. • 23% de sus clientes no terminaron la secundaria. • En 2019 financiaron a 2.274 emprendedores a quienes los <i>score</i> tradicionales rechazaban, a través de información de sus negocios y su flujo de caja lograron incluirlos financieramente. • Cerca del 8% de su portafolio está colocado en una línea de crédito que es libre de colaterales para pequeñas empresas. <p>(Neogrowth, s.f.)</p>
----------------------------	--	--

<p>CapitalFloat</p> <p>India</p>	<p><i>Fintech</i> de crédito digital, se enfoca en aprovechar los ecosistemas en línea de rápido crecimiento para adquirir clientes. Con el uso de huellas, datos del comercio electrónico, transacciones en puntos de venta y otras actividades, logra hacer una calificación crediticia.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Han llegado a 470.313 clientes • Desde su creación en 2015 ha proporcionado financiamiento de capital de trabajo a más de 160.000 pequeñas y medianas empresas (PYME) en toda la India. (Triodos, s.f.)
<p>Lineru</p> <p>Colombia</p>	<p>Plataforma de colocación de crédito en línea, que hace uso de fuentes de datos alternativas para correr su <i>score</i> de crédito y hacer colocación de créditos de bajos montos en segundos.</p>	<p>Ha colocado más de 1 millón de créditos por un monto de 100.000 millones de pesos colombianos. Sus créditos son de bajo monto, pues unos de sus objetivos es llegar a donde una entidad tradicional no hace colocaciones. Su monto de crédito promedio es de 250.000 por un plazo de 30 días (Colombia Fintech, s.f.)</p>

First Access Ruanda Uganda Etiopia Mozambique	Plataforma de software que ayuda a las entidades financieras en países en vía de desarrollo a digitalizar procesos y datos para analizar y aprobar créditos de una forma más sencilla. Facilita el acceso a personas que no tienen historiales crediticios a través del uso de datos de telecomunicaciones, patrones de recarga, uso de dinero móvil, patrones y contactos entre otros.	La plataforma automatiza la colocación de créditos de bajo riesgo y reduce el tiempo de análisis en un 80% (First access, s.f.)
CreditVidya India	Score alternativo de crédito que usa analítica avanzada y <i>machine learning</i> para procesar una variedad de datos extraídos de los teléfonos de los usuarios, que incluye información de uso del teléfono, contenido de mensajes, datos del navegador y datos de ubicación <i>GPS</i> .	La plataforma analiza más de 100.000 datos que permiten que la tasa de aprobación de créditos aumente en un 15%. Han suscrito a más de 25 millones de personas (Creditvidya, s.f.)

Nota. Elaboración propia con el uso de datos de (Hurley & Adebayo, 2017), (Yaworsky , Goswami , & Shrivasta, 2017) Banco Mundial 2019.

Estas son solo algunas de las soluciones que existen alrededor del mundo, que están trabajando con el uso de datos no tradicionales para masificar el crédito en población que tradicionalmente no tiene acceso a él. Algunas de estas plataformas prestan el servicio de cara a los usuarios finales y otras simplemente han diseñado productos en el *back* operativo para que pueda ser usados por cualquier

actor de la industria que esté interesado en diseñar un producto de crédito. La mayoría de estas soluciones se han implementado en países en vía de desarrollo, en donde se presenta más necesidad de financiamiento. Las apuestas son por mercados y necesidades diversas que buscan que cada vez más, los datos que antes no eran usados ahora puedan traducirse en insumos esenciales para la colocación de crédito a aquellos que lo necesitan.

Desafíos del Uso de Datos Alternativos en los *Score* De Crédito

A continuación se presentan algunos de los desafíos importantes quienes quieran hacer uso de datos alternativos en los *score* de crédito.

Incertidumbre en el marco legal y regulatorio: El marco legal existente contiene múltiples brechas e insuficiencias entorno al uso de los datos alternativos (Hurley & Adebayo, 2017). Cada país ha diseñado algunas regulaciones particulares entorno a la protección de datos personales, sin embargo estas no son estandarizadas y no cubren todo el rango de implementación y uso de datos alternativos, lo que genera incertidumbre en la industria.

Falta de estándares y protocolos: La diversidad de proveedores y fuentes de datos hace que los protocolos y supervisión varíen entre ellos, por lo tanto no existen estándares técnicos aplicables para compartir datos entre diversas entidades y/o usarlos de forma adecuada. (Óskarsdóttir, Vanthienen, Bravo, Sarraute, & Baesens, 2018).

Protección a la privacidad de los consumidores: Identificar la naturaleza de los datos (públicos o privados) así como conocer quien tiene permiso para usarlos representa un asunto no solo vital para el éxito en su uso, sino se constituye en un tema ético (Caire, y otros, 2017).

Ausencia de la propiedad y autorización: En un mundo de violaciones en el uso de datos personales, en donde se presentan casos de piratería y mal uso de la información, uno de los mayores desafíos es obtener el consentimiento del cliente, pues muchos de ellos no se sienten cómodos dando

acceso a sus datos personales y más cuando estos son usados para fines diferentes a los autorizados (Loufield, Ferenzy, & Johnson, 2018).

La naturaleza abierta y gratuita puede generar problemas de confidencialidad: En aquellos casos en donde las bases de datos son de licencia abierta, y es explícito que se puede hacer uso de ella, se pueden presentar temas de confidencialidad, dado que los consumidores también pueden desconocer que se están rastreando algunos factores particulares que ellos desconocen (Clifton, y otros).

Falta de precisión: Algunas fuentes de datos pueden ser imprecisas, esto puede dar lugar a violación de los derechos de los consumidores, pues los datos consumidos pueden ser incorrectos, lo que puede ocasionar correlaciones no deseadas que conducen a valoraciones de riesgo incorrectas (United States Department of treasury, 2016). Incluso los consumidores más cuidadosos puedan ser víctimas de datos defectuosos o inexactos. (Hurley & Adebayo, 2017)

Falta de transparencia: Los asuntos de privacidad y transparencia han limitado el acceso a datos muy valiosos, pues no hay garantía de que por ejemplo los datos de redes sociales permanezcan como una fuente de información accesible y confiable. Ser capaz de demostrar la transparencia en la información y la autorización de la misma, puede ser un factor que marca la diferencia en el mercado (Loufield, Ferenzy, & Johnson, 2018).

Ausencia de capital humano para el procesamiento de grandes cantidades de información.
El mundo se encuentra en una transición a un entorno más dependiente de los datos, para lo cual la capacidad de reclutar, desarrollar y retener trabajadores con competencias en campos relacionados con la informática, programación e ingeniería de datos son cada vez más vitales. Atraer a las personas con el conjunto adecuado de habilidades es "el desafío número uno" que están viviendo muchas

industrias alrededor del mundo, ya que la demanda de especialistas en datos supera con creces la oferta (Loufield, Ferenzy, & Johnson, 2018).

Inadecuada infraestructura técnica para el almacenamiento y administración de un gran volumen de datos: Lograr un cambio de paradigma y de infraestructura tecnológica, así como la modernización de herramientas técnicas y el perfeccionamiento de plataformas se convierten en asuntos que deben ser tenidos en cuenta a la hora de incorporar nuevos datos y analítica en una organización (Interamerican development Bank-IADB., 2019).

Insuficientes herramientas para soportar las decisiones basadas en los datos: Los datos digitales necesita ser adquirida, almacenada, procesada y analizada para ello se requieren herramientas tecnológicas que sean apropiadas y de vanguardia (Caire, y otros, 2017). Las organizaciones están pasando de un modelo de toma de decisiones basado en datos tradicionales a toma de decisiones predictivas con nuevas fuentes de información, esto es un cambio tecnológico y cultural que requiere construir una arquitectura robusta que genere valor de los datos, agilice la toma de decisiones, mitigue riesgos y mejore la eficiencia general del negocio. (Loufield, Ferenzy, & Johnson, 2018).

Ausencia de protocolos de ciberseguridad: Adoptar apropiados estándares de protección y mejores prácticas en asuntos de ciberseguridad puede minimizar los riesgos de incidentes cibernéticos y proteger a los consumidores (United States Department of treasury, 2016).

Evaluación con Expertos

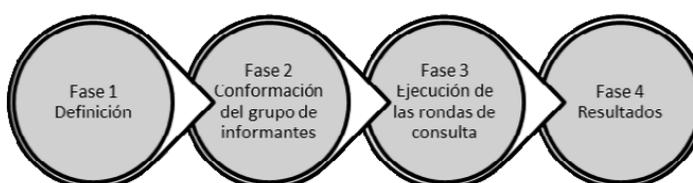
Resultados y análisis de la aplicación del método Delphi

El objetivo de la implementación de la metodología Delphi es validar los resultados de la revisión bibliográfica con expertos y lograr un consenso. Este es un procedimiento eficaz y sistemático que tiene como objeto la recopilación de opiniones de expertos, cuyos conocimientos sobre el tema, características y experiencia, que se estimaron a priori como apropiados, contribuyen a la consecución

de los objetivos de la investigación (Josefa E. , Lopéz, & Mengual). Debido al número reducido de participantes (entre 6 y 30), el método no está destinado a producir resultados estadísticamente significativos, sin embargo, por la relevancia de los encuestados, los resultados representan la síntesis del pensamiento de un grupo especial (Reguant-Álvarez & Torrado-Fonseca , 2016).

Gráfico 8

Fases del método Delphi



Fuente: El método Delphi, Mercedes Torrado Fonseca y Mercedes Reguant alvarez

Fase 1: Definición

En la fase de definición, se tuvo en cuenta el problema de investigación, pues con ello se formula el objetivo de la consulta e identifican las dimensiones que debían ser exploradas con los participantes (Reguant-Álvarez & Torrado-Fonseca , 2016). Se realiza un análisis de los hallazgos de la revisión de literatura que permite definir las tablas a validar con los expertos, con quienes se realizaron dos rondas. En el anexo 2 se encuentran las tablas de resumen usadas como insumo.

Formulación del cuestionario

El primer cuestionario compartido con los expertos se estructuró con una presentación e instrucciones de diligenciamiento, seguido a ello se presentan las tablas con preguntas tipo Likert, en las que el experto debe dar su respuesta en los siguientes rangos; totalmente de acuerdo, muy de acuerdo, de acuerdo, en desacuerdo y totalmente en desacuerdo. Cada tabla cuenta con una columna de opinión en donde los participantes pueden argumentar su respuesta y/o agregar reflexiones adicionales.

Se expusieron 4 tablas para evaluar los siguientes aspectos relevantes:

- Causas de la exclusión financiera.
- Validación de variables alternativas.
- Beneficios del uso de datos alternativos.
- Desafíos del uso de datos alternativos.

A través de este instrumento, los participantes comunicaron sus opiniones, luego el cuestionario fue regresado al investigador, para recopilar, editar y crear una nueva ronda de preguntas (Gil-Gómez de Liaño & Pascual-Ezama, 2012),

Para la generación del consenso en la segunda iteración se solicitó a los participantes realizar 3 actividades:

1. Evaluar las opciones adicionales que fueron agregadas por los expertos en la primera ronda.
2. Calificar de nuevo aquellas opciones en las que no hubo consenso, para ello se expusieron algunos argumentos capturados en la primera ronda que sirvieron como insumo para que los participantes cambiaran o no su respuesta.
3. Responder preguntas de respuesta abierta para recoger opiniones finales del contexto colombiano.

En el anexo 3 se pueden observar al detalle la estructuración de los dos cuestionarios compartidos.

Fase 2: Conformación del grupo - selección de expertos

Un experto puede definirse como “aquel individuo cuya situación y recursos personales le posibiliten contribuir positivamente a la consecución del fin que ha motivado la iniciación del trabajo

Delphi” (Eslava Zapata, Cuadrado Ebrero, & García Jara, 2010). En la fase de conformación del grupo de expertos, se debe determinar el perfil de los participantes, elaborar el protocolo de selección grupo – que dispongan de información representativa, tiempo e interés– y aproximación, contactar con los integrantes potenciales, elegir, invitar y conseguir su compromiso de colaboración. El tamaño suele oscilar entre 6-30 en función del problema, aunque no es un condicionante. Tiene que primar siempre la calidad frente a la cantidad. (Reguant-Álvarez & Torrado-Fonseca , 2016)..

En este trabajo investigativo se evaluaron 20 expertos, quienes pertenecían a alguna de las siguientes categorías, en el anexo 4 se puede detallar la calificación y criterios de selección de cada uno de los participantes.

Tabla 6.

Perfiles de expertos

Tipo de experto	Categoría
Académico	Inclusión Financiera
	Uso y Administración de Datos
	Evaluación De Riesgo
Industria Profesionales, Líderes.	Inclusión Financiera
	Uso y Administración de Datos
	Evaluación De Riesgo
	Conocimiento de Industria Crediticia

Los aspectos a tener en consideración para la selección de los expertos fueron i) Experiencia profesional o académica ii) Nivel de escolaridad iii) Disponibilidad de tiempo iv) interés en el tema.

Con la evaluación realizada al grupo se contactan a los 14 expertos que obtuvieron una calificación final mayor a 5 en el total de los criterios considerados. A través de correo electrónico se confirma la disponibilidad de tiempo para la participación en el trabajo, con un promedio de 8 días de

respuesta, se obtienen 10 interesados en el estudio. A continuación se detalla el perfil de los expertos que participaron en el panel.

Tabla 7

Caracterización de los expertos

Cargo Actual	Entidad	Años De Experiencia
Director de Inclusión Financiera	Asobancaria	15
Gerente Estrategia de Producto	Carvajal Tecnología y Servicios	17
Consultor Jurídico de Inclusión Financiera	Independiente	15
Jefe De Riesgos Y Cumplimiento	Assendared	12
Profesor Riesgo de Crédito	Universidad Nacional De Colombia	13
Profesor <i>Big Data</i> Y Analítica	Universidad Nacional De Colombia	15
Consultor Servicios Financieros	Nimmok	8
Profesional <i>Master</i> - Dirección Inclusión financiera	Asobancaria	6
Directora Riesgos	Asobancaria	12
Profesional Especializado	Banca De Las Oportunidades	8

La intención es que ninguno de los colaboradores tenga que realizar algún trabajo específico sino que simplemente aporte sus conocimientos (Gil-Gómez de Liaño & Pascual-Ezama, 2012). Los participantes emitieron sus opiniones a nivel personal (Reguant-Álvarez & Torrado-Fonseca , 2016).

Fase 3: Ejecución de rondas de consulta.

En este trabajo investigativo se definió la ejecución de 2 rondas consultivas, el objetivo de la primera ronda es consolidar la opinión de los expertos respecto a los 4 temas relevantes nombrados anteriormente y capturar sus opiniones adicionales. De los 14 expertos contactados, se recibieron 10 respuestas afirmativas y con interés de aportar en el trabajo investigativo, a quienes se les compartió el cuestionario de la ronda 1, vía correo electrónico. De los 10 expertos a quienes se les envió el cuestionario de la ronda 1, se recibieron 8 cuestionarios resueltos. En la segunda ronda se buscaba generar un consenso entre los participantes, por ello el segundo cuestionario recogió las opiniones adicionales dadas por los participantes y se agregaron 2 preguntas finales de respuesta abierta, con el objetivo de consolidar y capturar algunas conclusiones del contexto colombiano.

Fase 4: Resultados de las rondas.

Los resultados de las dos rondas fueron analizados a través de estadísticos de tendencia central como la mediana (Me) y de posición como los cuartiles (Q1, Q2 y Q3). Estos permitieron revelar información acerca de la distribución de las respuestas del grupo de especialistas. Asimismo se emplearon medidas de dispersión como el rango intercuartílico relativo (RIR) el cual fue calculado de la siguiente forma $RIR = (Q3 - Q1) / Me$ (Pulido , Gradón , & Diaz) a través de este se midió el nivel de consenso. El rango de consenso en el conjunto de calificaciones se alcanza cuando el RIR es bajo, es decir, que este indicador este cercano a cero. Para la investigación se definió que, si el RIR es $< 0,5$ existe consenso y si el RIR $> 0,5$ no existe consenso en la respuesta (Reguant-Álvarez & Torrado-Fonseca , 2016).

Resultados primera ronda

En la primera iteración, cada experto diligenció el cuestionario y algunos argumentaron sus respuestas. A continuación se relacionan aquellas opciones sobre las cuales hubo consenso de los expertos.

Tabla 8

Causas de la exclusión financiera

CAUSAS DE LA EXCLUSIÓN	Q1	MED	Q3	RIR
Existen pocas fuentes de información formal.	2,75	4,5	5	0,50
Los bajos montos de créditos solicitados, no cubren el costo del servicio, por lo tanto no hay oferta en el mercado para ellos.	3	3	3	0,00
Existen fricciones para acceder a información relacionada con productos de crédito.	3	4	4	0,25
No existen historiales de crédito o están contaminados por problemas pasados.	2,75	3,5	4	0,36
Dificultad para obtener información confiable de la población excluida.	5	5	5	0,00
Imposibilidad de tener trazabilidad de transacciones realizadas en efectivo.	4	5	5	0,20

De las 9 opciones solo en 3 no se presentó consenso para las cuales los participantes rescatan que existen variedad de créditos que no exigen colaterales y por lo tanto no se considera una causa de exclusión. Adicional a ello, se expone que en el caso colombiano comparado con otros países latinoamericanos los costos financieros no son excesivos, esto no deja de lado, que existen costos administrativos y de manejo que pueden encarecer los productos. Así como el hecho de que en Colombia existan restricciones en cuanto a la intervención de la tasa interés, que hace que tanto el

riesgo como los costos no sean tasados libremente por el mercado, lo que causa exclusión de personas de alto riesgo o costo y el encarecimiento de los créditos.

En cuanto a la confianza en créditos informales los expertos argumentaron que, la gente recurre a ellos más porque existe una oferta formal restringida, razón por la cual la población base de la pirámide confía más en los gota a gota que en los bancos, pues siente que estos créditos informales suplirán su necesidad financiera eficientemente.

Uno de los aspectos a resaltar en esta tabla es que los expertos reconocen que las pocas fuentes de información formal y la dificultad para acceder a información confiable de las personas, son causas de exclusión financiera y hubo consenso al respecto. Conclusión relevante para este trabajo investigativo ya que ratifica la necesidad de fuentes alternativas de información para lograr que más personas accedan al crédito formal.

En cuanto a la tabla de variables alternativas, el objetivo era capturar la percepción de los participantes de cada una de las variables. Por un lado aquellos expertos con perfiles de uso y administración de datos, ven potencial en todas las variables expuestas, con algunas restricciones de protección de datos y privacidad, pero exponen los beneficios y riqueza de estos datos. Por otro lado, aquellos expertos con perfiles de riesgo, se encuentran en total desacuerdo con la mayoría de variables expuestas en la tabla. Como se evidencia en la última columna de la siguiente tabla en donde se evidencian aquellas variables en donde se generó consenso y NC aquellas en las que no, particularmente no hubo consenso de en aquellas variables obtenidas del teléfono celular y de las redes sociales.

Tabla 9

Variables alternativas usadas en los score de crédito

DATOS ALTERNATIVOS.		Q1	Q2/MED	Q3	RIR	C/NC
TELEFONO CELULAR	Duración de llamadas.	2	2,5	3	0,40	C
	Frecuencia de llamadas.	2	2,5	3,25	0,50	C
	Número receptor.	1,75	2,5	3,5	0,70	N/C
	Número emisor.	2	2,5	3,25	0,50	C
	Contenido de mensajes enviados y recibidos.	2	3	4,25	0,75	N/C
	Patrones de recarga.	4	4	5	0,25	C
REDES SOCIALES	Relaciones de amistad.	1,75	3,5	4	0,64	N/C
	Interacciones de amigos- Conversaciones.	3	3	4	0,33	C
	Interacciones de amigos- Fotos.	2	3	3	0,33	C
	Interacciones de amigos- Etiquetas.	2,75	3	3	0,08	C
	Intereses personales (libros, películas, <i>hobbies</i> , otros)	2	3	4	0,67	N/C
	Contenido de mensajes enviados y recibidos.	2	3	4	0,67	N/C
	Relaciones de amistad en plataformas privadas.	1,75	3	3,25	0,50	C
E-COMMERCE	Cifras de ventas.	4	5	5	0,20	C
	<i>Stock</i> de inventario.	3,75	4,5	5	0,28	C
	Métodos de pago.	4	5	5	0,20	C
	Hora de la compra.	2	3	3,25	0,42	C
SITIOS WEB	Canal a través del cual el usuario llego a un sitio web (anuncio, búsqueda)	3	3,5	4,25	0,36	C
	Proveedor de correo electrónico usado para registro.	2	3	3,25	0,42	C
	Duración de un usuario en un sitio web.	2	3	3	0,33	C
	Rapidez con la que se desplaza un usuario.	2	3	3	0,33	C
	Datos del email reportado para registro.	3	4	5	0,50	C
DISPOSITIVOS	Aplicaciones instaladas.	3	4	5	0,50	C
	Tipo de dispositivo de acceso.	3	4	5	0,50	C
	Sistema operativo.	3	3,5	4	0,29	C
	Ubicación GPS de dispositivos.	3,75	4	5	0,31	C
	Otras ¿Cuáles?					

En la tabla en donde se indagó por los aspectos relacionados con los beneficios del uso de datos alternativos se generó consenso en todas las respuestas a excepción de la opción “*Reduce las pérdidas por no pago para los prestamistas*”, esto se presentó porque 2 de los participantes no entendieron la opción y no dieron respuesta, lo que distorsionó los indicadores estadísticos, razón por la cual no se tuvieron en cuenta para la segunda ronda.

Tabla 10.

Desafíos del uso de datos alternativos.

Desafíos del uso de datos alternativos	ME	Q1	Q3	RIR
La naturaleza abierta y gratuita de algunos datos puede generar problemas de confidencialidad.	3,5	2	5	0,86
Falta de transparencia de los datos alternativos.	4	2	4,25	0,56
Ausencia de capital humano para el procesamiento de grandes cantidades de información.	1,5	1	3,25	1,50
Insuficientes herramientas para soportar las decisiones basadas en los datos.	2	1,75	3,25	0,75

Finalmente en los desafíos del uso de datos alternativos hubo consenso en 7 de las 11 opciones presentadas. Vale la pena resaltar que la ausencia de reglamentación en cuanto al uso de estos datos alternativos, fue expuesta por los participantes como un tema relevante y en donde hubo un consenso alto. Se evidencia que existe variedad de datos alternativos, sin embargo las restricciones en términos de protección de datos y la falta de protocolos para hacer uso de los mismos, se convierten en un desafío.

Resultados segunda ronda

En la ronda final se remitió el cuestionario a los 8 participantes iniciales, de los cuales se obtuvo respuesta de 7. En el anexo 5 se exponen las tablas con el resumen y las estadísticas de las dos rondas

realizadas. El objetivo de la segunda ronda era generar un consenso de todas las apreciaciones dadas por los expertos y consolidar conclusiones del contexto colombiano. Para evaluar esta ronda se aplicaron los mismos indicadores estadísticos de la ronda 1.

Frente a la primera tarea en donde se solicitaba evaluar las 12 opciones adicionales expuestas en la ronda 1 como causas de la exclusión financiera, se presentó consenso en todas a excepción del gravamen financiero, como se evidencia en la última columna de la siguiente tabla en donde C representa consenso y N/C no consenso, adicional a ello, 3 opciones presentaron un nivel de consenso aceptable con un RIR = 0,5, vale la pena resaltarlos ya que referencian aspectos relacionados a los costos y a una oferta que no se adapta a las necesidades de la población.

Tabla 11.*Ronda 2 Causas adicionales de la exclusión*

Otras ¿Cuáles?	Q1	MED	Q3	RIR	C/NC
GMF (Gravamen a los movimientos financieros)	2,5	3	4,5	0,67	N/C
Baja educación financiera.	4	5	5	0,20	C
Percepción de inseguridad asociada con el uso de medios de pago electrónicos y digitales.	2,5	3	3,5	0,33	C
Productos no adaptados a la población excluida.	3	4	5	0,50	C
Falta de acompañamiento a las poblaciones sin conocimiento de servicios financieros.	3	3	4	0,33	C
Poca presencia en zonas rurales y de difícil acceso	3,5	4	4,5	0,25	C
Costos innecesarios de la oferta bancaria tradicional	3	4	5	0,50	C
Políticas adversas del congreso y gobierno que encarecen cierta oferta.	2	2	3	0,50	C
Autoexclusión.	3	3	4	0,33	C
Políticas que atentan contra la información cierta del cliente.	3	3	3,5	0,17	C
Falta de profundización en las garantías mobiliarias, cuando hablamos de falta de colaterales.	3	3	4	0,33	C
Falta de confianza en el sector financiero.	3,5	4	4	0,13	C

Se realizó la misma tarea para evaluar la opción adicional recogida de la tabla de los desafíos del uso de datos digitales; *“Ausencia de marcos regulatorios modernos que promuevan un estándar de identidad digital en el país”*, sobre la cual todos los participantes estuvieron de acuerdo con incluirla.

La segunda parte del cuestionario de la ronda 2, buscaba generar un consenso de aquellas respuestas en las que el RIR era mayor a 0,5 para esto se expusieron los argumentos a favor y en contra que los expertos habían dado en la primera iteración. Esta actividad se realizó para dos temas:

- Variables alternativas usadas por los *score* de crédito: Se logró consenso en 4 de las 5 variables expuestas, la opción que continua presentando desacuerdo de parte de los expertos es *“Contenido de mensajes enviados y recibidos en el teléfono celular”* pues tuvo un RIR=1. Este es un hallazgo relevante pues profesionales de diversas áreas con un alto nivel de experiencia y conocimiento validaron el listado de variables que fue construido a través de la revisión de literatura, y que podrían ser usadas como instrumento de referencia para futuras investigaciones al respecto.
- Desafíos del uso de datos alternativos: En esta tabla persiste un desacuerdo respecto a la opción de *“Insuficientes herramientas para soportar las decisiones basadas en los datos”* pues el RIR=0,75.

Uno de los aspectos relevantes de esta ronda era obtener la percepción de los expertos en el contexto colombiano a través de las respuestas de preguntas abiertas. En relación con la primera pregunta *¿Cree que el uso de variables alternativas puede tener un impacto real en el acceso al crédito formal?*, se obtuvo una respuesta afirmativa de 6 de los 7 expertos.

Los expertos manifestaron que las fuentes de datos tradicionales como los reportes en centrales de riesgo son limitados, y una gran parte de la población sin vida crediticia y/o sin registros bancarios utiliza internet, redes sociales, teléfonos celulares y otras herramientas que tienen datos relevantes sobre su poder adquisitivo y patrones de consumo. Esto puede llegar a ser importante para medir el riesgo crediticio y traducirse en modelos que puedan utilizar más fuentes de información para hacer estimaciones con menor incertidumbre.

Los participantes resaltaron que los datos debe convertirse en productos de crédito más acordes y flexibles que se acomoden a las necesidades del consumidor financiero particularmente a sectores informales de la economía que tienen mayor necesidad, pues se caracterizan por ser hogares con ingresos independientes e informales, y en su mayoría, sin acceso a algún producto financiero. En este sentido, empezar a considerar fuentes de información alternativa permitiría ampliar las posibilidades de acceso al crédito formal, y el inicio de una vida financiera y crediticia. Además, podría impactar la calidad de vida de estas personas. No obstante lo anterior, la información alternativa presenta numerosos retos y tendrá un impacto crucial siempre que tenga un procesamiento adecuado, con herramientas y capacidad humana suficiente, para satisfacer las necesidades de las industrias y, pueda ser cotejado con información tradicional que permita ganar robustez de sus datos.

En relación con la pregunta ¿Cree usted que el hecho de que más personas sean incluidas financieramente, avala el uso de datos alternativos sobre los cuales la regulación colombiana no es clara? No se generó un consenso tan claro como en la primera pregunta, pues se exponen argumentos a favor y en contra.

Algunos expertos argumentan que con solo datos tradicionales ya no es posible analizar a personas que no tienen vida crediticia lo que limita el acceso a clientes potenciales por primera vez. No obstante, este uso de datos, nunca puede traducirse en un manejo irresponsable de los datos personales del cliente, ni menos en una intromisión en la información que este considere privada, pues la utilidad de los mismos no es una justificación para su uso indiscriminado. En este sentido, resulta necesario que cualquier uso de este tipo de herramientas vaya de la mano con una protección extrema de la información de los clientes. Así más que una regulación específica los expertos argumentan que se debe contar con el aval expreso del cliente para el uso de la información, con ello no habría lugar a inconvenientes ni incumplimientos.

Finalmente se hacen algunos acercamientos a temas que van más allá de la inclusión financiera y amplían el panorama de estudio:

- La información alternativa tiene un gran potencial en los tres grandes hitos de la vida de un producto financiero: en la vinculación con la apertura de productos, en el mantenimiento del producto (seguimientos, flexibilización de condiciones, etc) y, en la terminación del producto (cobro personalizado, beneficios pertinentes por pronto pago, etc).
- Se plantea la necesidad de que terceros actores que cuentan con datos alternativos muy valiosos puedan mantenerlos abiertos para el uso de otros sectores de la economía.

La aplicación del método Delphi con los expertos fue de gran utilidad para darle una visión integral a la problemática tratada en este trabajo de grado, la experiencia profesional y conocimiento de cada uno de los integrantes del panel de expertos aportaron robustez a la investigación y complementaron los insumos académicos que la revisión de literatura había arrojado, a la vez que dieron respuesta a gran parte de los cuestionamientos iniciales que incentivaron la realización de esta investigación.

Conclusiones y Recomendaciones

El trabajo investigativo resultó en un proceso caracterizado por la búsqueda bibliográfica, el entendimiento de conceptos claves, la búsqueda de expertos y otras actividades, que recogieron la experiencia y conocimiento desde dos perspectivas i) Visión académica y ii) Visión de la industria, de una problemática que está empezando a ser estudiada y discutida en el país. Por esta razón los resultados de este trabajo aportan y enriquecen la construcción de conocimiento en estas áreas.

Resultados de la investigación

Los objetivos específicos definieron la hoja de ruta a seguir para cada una de las tareas que se desarrollaron a lo largo de la investigación. A través de la revisión de literatura se construyó un marco teórico que brinda un entendimiento de los conceptos claves del trabajo, los cuales permitieron tener una visión integral de la problemática a desarrollar.

Con esta revisión se ratifica que la ausencia de datos y fuentes de información formal son una de las causas de la exclusión financiera del crédito y de allí la importancia de los datos para robustecer los mecanismos de calificación crediticia. Sin embargo vale la pena resaltar que, estos datos deben cumplir algunas características cobertura, cumplimiento normativo, poder predictivo, valor adicional, precisión, oportunidad, profundidad, para que se transformen en elementos de valor que pueden ser usados en la evaluación de crédito. Esto es un hallazgo relevante para el direccionamiento y uso de la información de aquellos actores que estén interesados en proponer soluciones de inclusión financiera del crédito.

Uno de los objetivos específicos del documento era caracterizar y definir las fuentes de data alternativa en los score de crédito es por ello que, a través de la profundización y análisis de 6 documentos estudiados en este trabajo, se estableció un listado de variables alternativas usadas en los score de crédito. Cada documento expuso una tipología diferente de variables, lo que amplió el panorama de análisis y permitió enriquecer la clasificación de los datos digitales para su posterior validación con expertos.

La tecnología ha jugado un papel elemental para cerrar la brecha de información, pues gracias a la masificación de dispositivos electrónicos y del internet han surgido nuevas fuentes de datos, lo que ha incrementado el interés de más actores tanto académicos como de la industria por entender e indagar sobre este nuevo universo.

Al hacer la revisión de casos de éxito en el mercado, se logró identificar que alrededor del mundo están surgiendo actores que a través del uso de tecnologías están diseñando y creando nuevas herramientas para extraer valor de los datos y dar respuesta a la necesidad de inclusión financiera del crédito a través de nuevos productos y servicios que son más cercanos y acertados a la realidad de la población excluida del crédito formal.

La aplicación del panel de expertos a través de la metodología Delphi permitió conocer el panorama colombiano, vale la pena resaltar que la diversidad de los perfiles de cada experto enriqueció la discusión y le aportó valor al trabajo.

Los desafíos en términos del acceso a los datos y el uso adecuado de los mismos, fue uno de los hechos que llamo la atención de los expertos. se generó un consenso general sobre la relevancia de las nuevas fuentes de información, sin embargo también se generó un consenso en la dificultad para la obtención de los mismos, pues se expone que a pesar de que los datos existen, en muchas ocasiones estos pertenecen a actores específicos y son de uso exclusivo de círculos cerrados. Lo que genera una barrera importante para extraer todo el potencial de los datos.

Finalmente frente al interrogante que motivo esta investigación ¿Qué tan útiles son las nuevas fuentes de datos para la generación de perfiles de crédito que permitan que más personas accedan al crédito formal? El trabajo da insumos importantes para concluir que estas nuevas fuentes de datos son útiles y pueden ser usados para el diseño de nuevos modelos de calificación de riesgo de crédito que ayudará a disminuir el número de personas excluidas financieramente. La investigación ratifica que los datos tomados de fuentes alternativas de información tienen el potencial de robustecer modelos de *score* de crédito innovadores.

Implicaciones y limitaciones

Este trabajo es un insumo importante para la realización de futuras investigaciones, particularmente se sugiere ahondar en los desafíos del uso de los datos alternativos expuestos en el documento, pues solo con la superación de estos, se logrará traducir los datos en insumos reales para los *score* de crédito y por ende mejorar los indicadores de IF del crédito.

El listado de variables alternativas resultante de la investigación, puede ser un insumo relevante para quienes están diseñando y construyendo productos y servicios de crédito para población no incluida financieramente, pues brinda líneas de acción concretas.

Uno de los limitantes a resaltar en este trabajo investigativo es la demora en el tiempo de respuesta en cada una de las rondas con expertos y la consecución de los mismos, ya que con el paso del tiempo pueden perder interés en la colaboración de la investigación.

Bibliografía

Berg, T., Burg, V., Gombovi, A., & Puri, M. (2018). ON THE RISE OF FINTECHS – CREDIT SCORING USING DIGITAL FOOTPRINTS. *NATIONAL BUREAU OF ECONOMIC RESEARCH*.

Fair, Isaac and Company-FICO. (2015). *Can alternative data expand credit access.*

Jagtiani, J., & Lemieux, C. (2017). *Fintech Lending: Financial Inclusion, Risk Pricing, and Alternative Information.*

Jagtiani, J., & Lemieux, C. (2018). *Do Fintech Lenders Penetrate Areas That Are Underserved by Traditional Banks.*

Mastercard Foundation y International Finance Corporation-IFC. (2017). *Data analytics and digital financial services.*

Superintendencia financiera de Colombia. (s.f.). *Circular externa 035 del año 2009. Artículo 1.1, 2009.*

Ahelegbey, D., Giudici, P., & Hadji-Misheva, B. (2019). Latent factor models for credit scoring in P2P systems. *SSRN Electronic Journal* .

Aitken, R. (2018). *All data is credit data': Constituting the unbanked.* ALberta Canada: University of Alberta.

Allen, F., Leora, K., Martinez, S., & Franklin, A. (2012). *The Foundations of Financial Inclusion.* Washington: The World Bank.

Alliance for Financial Inclusion - AFI. (2010). *La medición de la inclusión financiera para entes reguladores: Diseño e implementación de encuestas.*

Asobancaria . (2018). *Open banking más allá de los datos* .

Baer, Tobias; Goland, Tony; Schiff, Robert;. (2013). *New credit- risk models for the unbanked.* New York: McKinsey&Company.

Banca de las oportunidades. (2017). *Estudio de demanda de Inclusión financiera* . Bogotá.

Banca de las Oportunidades. (2018). *Reporte anual de inclusión financiera.*

Banca de las oportunidades. (2019). *Reporte trimestral de Inclusión financiera*. Bogotá.

Banco Mundial. (2011). *General Principles for Credit Reporting*.

Banco Mundial. (2014). *Global Findex*. Obtenido de

<http://www.worldbank.org/en/topic/financialinclusion/overview>

Banerjee, A., & Duflo, E. (2010). Giving credit where is it due. *Journal of economic perspectives*.

Banerjee, A., & Duflo, E. (2010). Giving credit where it is due.

Barci, G., Andreeva, G., & Bouyon, S. (2019). *Data sharing in credit markets: Does comprehensiveness matter?*

Berg, T., Burg, V., Gombovi, A., & Puri, M. (2018). ON THE RISE OF FINTECHS – CREDIT SCORING USING DIGITAL FOOTPRINTS. *NATIONAL BUREAU OF ECONOMIC RESEARCH*.

Brevoort, K., Grimm, P., & Kambara, M. (2016). Credit invisibles and the unscored. *Cityscape vol 18 n° 2*.

Caire, D., Camiciotti, L., Heitmann, S., Lonie, S., Racca, C., Ramji, M., & Xu, Q. (2017). *Data analytics and digital financial services*. The Mastercard foundation and International finance Corporation.

Carroll, P., & Rehmani, S. (2017). *Alternative data and the unbanked*. Oliver Wyman.

Claessens, S., Frost, J., Turne, G., & Zhu, F. (2018). Mercados de financiación fintech en todo el mundo: tamaño, determinantes y cuestiones de política.

Clifton, C., Doan, A., Elmagarmid, A., Kantarcioglu, M., Schadow, G., Suci, D., & Vaidya, J. (s.f.). *Privacy-Preserving Data Integration and Sharing*.

Cnudde, S., Julie, M., Stankova, M., Tobback, E., Vinayak, J., & Martens, D. (2019). What does your Facebook profile reveal about your creditworthiness? Using alternative data for microfinance. *Journal of the Operational Research Society*.

Colombia Fintech. (s.f.). *Colombiafintech*. Obtenido de

<https://www.colombiafintech.co/novedades/cinco-fintech-que-le-prestan-desde-110-000-hasta-2-000-000-en-menos-de-30-minutos>

Committee on Financial Inclusion, CFI. (2008). *Report of the committee on financial Inclusion*.

Consultative group to assist the poor- CGAP. (2016). *An introduction to digital credit: resources to plan a deployment*. Washington D.C.

Consultative group to assist the poor- CGAP. (2003). *Scoring: the next breakthrough in microcredit?*

Costa, A., Deb, A., & Kubzansky, M. (2015). *Big data, small credit: The digital revolution and tis impact on emerging market consumers*. San Francisco: Omidyar Network.

Creditvidya. (s.f.). *Creditvidya*. Obtenido de <https://www.linkedin.com/company/creditvidya>

Dasgupta, R. (2009). Two Approaches to Financial Inclusion. *Economic and Political Weekly, Vol. 44, , 26/27*.

Demirgüç-Kunt, A. (2018). *The Little data book of financial inclusion*. Washington: International Bank for Reconstruction and Development / The World Bank.

Demirguc-Kunt, A., Klapper, L., & Singer, D. (2017). *Financial Inclusion and Inclusive Growth*. Washington: Development Research Group- world bank.

Demirguc-Kunt, A., & Klapper, L. (2013). *Measuring Financial Inclusion: Explaining Variation in Use of Financial Services across and within Countries*. Washington: Brookings Institution Press.

Dev, S. M. (2006). Financial Inclusion: Issues and Challenges. *Economic and Political Weekly, Vol. 41., 4310-4313*.

- Ergungor, O. E. (2010). Bank branch presence and access to credit in low to moderate income neighborhoods. *Journal of money, credit and banking vol 42 n° 7*.
- Eslava Zapata, R., Cuadrado Ebrero, A., & García Jara, E. (2010). Evaluación de la satisfacción de las necesidades de información de los usuarios contables con el análisis DELPHi. *Visión gerencial* .
- Espín García , O., & Rodríguez caballero, C. (2012). METODOLOGÍA PARA UN SCORING DE CLIENTES SIN REFERENCIAS CREDITICIAS. *Cuadernos de Economía, 32(59)*,.
- Fernandez Vidal, M. F., & Barbon, F. (2019). *Credit scoring in financial inclusion* . Washington DC: Consultative Group to Assist the Poor.
- First access. (s.f.). *First Access*. Obtenido de <https://www.firstaccess.co/>
- Florentin, L. (s.f.). *Lenddo: driver of financial inclusion using digital data*. Obtenido de https://www.ifc.org/wps/wcm/connect/2e1c27bd-2fdd-45be-a82f-7ca00bc3ce78/session_4_florentin_lenoir_lenddo_heure_14h00.pdf?MOD=AJPERES&CVID=INSUUcu
- Gambacorta, L., Huang, Y., Qiu, H., & Wang, J. (s.f.). *How do machine learning and non traditional data affect credit scoring? New evidence from a chinese fintech firm*. Bank of international settlements.
- Gambacorta, L., Yiping, H., Han, Q., & Wang, J. (2019). *How do machine learning and non-traditional data affect credit scoring? New evidence from a Chinese fintech firm*.
- Gandomi, A., & Haider, M. (2015). Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International Journal of Information Management*.

- Gil-Gómez de Liaño, B., & Pascual-Ezama, D. (2012). La metodología Delphi como técnica de estudio de la validez de contenido. *anales de psicología*.
- Global Partnership for Financial Inclusion (GPII). (2018). *Use of alternative data to enhance credit: reporting to enable access to digital financial*.
- Hernandez García , E. A., & Oviedo Gómez, A. (2016). Mercado del crédito informal en Colombia: una aproximación empírica.
- Hurley, M., & Adebayo, J. (2017). Credit scoring in the era of big data. *Yale journal of law and technology* .
- ICCR. (2017). *Policy Brief: Credit reporting systems contribution to financial inclusion*. Banco Mundial.
- Information Policy Institute. (2005). *Giving underserved consumers better access to the credit system: the promise of non traditional data*.
- Institute, McKinsey Global. (2011). *Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity*.
- Interamerican development Bank-IADB. (2019). Big data sin misterios.
- Jagtiani, J., & Lemieux, C. (2019). *The roles of alternative data and machine learning in fintech lending: Evidence from the Lendingclub consumer platform*. Federal Reserve Bank of Philadelphia.
- Josefa E. , B., López, A., & Mengual, S. (s.f.). *VALIDACIÓN MEDIANTE MÉTODO DELPHI DE UN CUESTIONARIO PARA CONOCER LAS EXPERIENCIAS E INTERÉS HACIA LAS ACTIVIDADES ACUÁTICAS CON ESPECIAL ATENCIÓN AL WINDSURF*.
- Kreditech . (2018). *Kreditech*. Obtenido de <https://www.kreditech.com/company#our-growth>
- Kreditech. (2018). *Kreditech*. Obtenido de <https://www.kreditech.com/company#our-growth>

- Lauer, K., & Lyman, T. (2015). *Inclusión financiera digital: Implicancias para clientes, reguladores, supervisores y organismos normativos*. CGAP, grupo consultivo de ayuda a los pobres.
- Lendingclub. (s.f.). *LendingClub*. Obtenido de <https://www.lendingclub.com/info/statistics.action>
- Lendup. (s.f.). Obtenido de <https://www.lendup.com/impact>
- Loufield, E., Ferenzy, D., & Johnson, T. (2018). *Accelerating Financial Inclusion with New Data*.
- M., M., Zarazua, N., & Copestake, J. (2008). FINANCIAL INCLUSION, VULNERABILITY AND MENTAL MODELS: FROM PHYSICAL ACCESS TO EFFECTIVE USE OF FINANCIAL SERVICES IN A LOW-INCOME AREA OF MEXICO CITY. *Savings and Development*, Vol. 32,, 353-379.
- Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Hung, A. (2017). *Big Data: The Next Frontier for Innovation, Competition, and productivity*. McKinsey Global Institute.
- Michael, T., Schnare, A., & Stewart Lee, A. (2006). *Give credit where is due: Increasing access to affordable, mainstream credit using alternative data*. Washington DC: Political and economic research council/ Brookings institution.
- Morales, L., & Yáñez, Á. (2006). *La bancarización en Chile*.
- Neogrowth. (s.f.). *Neogrowth*. Obtenido de <https://www.neogrowth.in/social-impact/>
- Opher, A., Chou, A., Onda, A., & Sounderrajan, K. (2016). *The Rise of the Data economy: driving value through internet of things data monetization*. IBM Corporate.
- Organisation for Economic Co-operation and Development-OECD. (2018). *Financial Markets, Insurance and Private Pensions: Digitalisation and Finance*.

Óskarsdóttir , M., Vanthienen , J., Bravo, C., Sarraute, C., & Baesens, B. (2018). The value of big data for credit scoring: Enhancing financial inclusion using mobile phone data and social network analytics.

Pagano, M., & Jappelli, T. (s.f.). *Information Sharing, Lending and Defaults: Cross-Country Evidence*.

Peña Palacio, A., Lochmuller, C., Murillo, J., Pérez , M., & Vélez, C. (2011). *Modelo Cualitativo para la asignación de créditos de consumo y ordinario- el caso de una cooperativo de crédito*. Medellín.

Pulido , S., Gradón , E., & Diaz, B. (s.f.). *Factores que influyen en la adopción de Machine Learning: Implementación del Método Delphi*.

Rao, K. G. (2007). Financial Inclusion: An Introspection. *Economic and Political Weekly, Vol. 42, No. 5* (, 355-360.

Rayo, S., Lara, J., & Camino, D. (2010). Un Modelo de Credit scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science v.15*.

Reguant-Álvarez , M., & Torrado-Fonseca , M. (2016). *El método Delphi*.

Saunders, A., & Allen , L. (2010). *Credit Risk Measurement in and out of the Financial Crisis*.

Schwab, K. (2017). *The Fourth Industrial Revolution*.

Torrado Fonseca , M., & Reguant-Álvarez , M. (2016). El método Delphi. *Revista d innovació i Recerca en Educació- Universidad de Barcelona*.

Triodos. (s.f.). *Triodos*. Obtenido de <https://www.triodos-im.com/articles/2019/case-study-capital-float-revolutionising-the-loan-market-in-india>

United States Department of treasury. (2016). *Opportunities and Challenges in Online Marketplace Lending*.

Vargas , A., & Mostajo, S. (2014). *MEDICIÓN DEL RIESGO CREDITICIO MEDIANTE LA APLICACIÓN DE MÉTODOS BASADOS EN CALIFICACIONES INTERNAS.*

Wei , W., Indulskab, M., & Sadiqa, S. (2019). Factors influencing effective use of big data: A research framework. *Elsevier.*

World bank . (2018.). *Little data book on financial inclusion .*

World Bank. (2019). *Disruptive Technologies in the Credit Information Sharing Industry: Developments and Implications.*

Yaworsky , K., Goswami , D., & Shrivasta, P. (2017). *Unlocking the Promise of (Big) Data to Promote Financial Inclusion .*

Yu, R., & Foundation, F. (2014). *Knowing the Score:New Data, Underwriting, and Marketing in the Consumer Credit Marketplace.*