

PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATÓLICA DEL PERÚ

FACULTAD DE DERECHO



Programa de Segunda Especialidad en Derecho de Protección al
Consumidor

Discriminación algorítmica en la evaluación crediticia de
consumidores financieros bajo sistemas de IA

Trabajo académico para optar el título de Segunda
Especialidad en Derecho de Protección al Consumidor

Autor:

Blanca Mishell Romaní Calixto

Asesor:

Moisés Rejanovinschi Talledo

Lima, 2024

Informe de Similitud

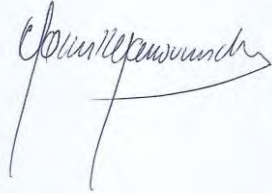
Yo, REJANOVINSCHI TALLEDO, MOISES ARTURO, docente de la Facultad de Derecho de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor(a) del Trabajo Académico titulado "Discriminación algorítmica en la evaluación crediticia de consumidores financieros bajo sistemas de IA", del autor(a) ROMANI CALIXTO BLANCA MISHHELL, dejo constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 23%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software Turnitin el 09/12/2024.

- He revisado con detalle dicho reporte y el Trabajo Académico, y no se advierten indicios de plagio.

- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

Lima, 12 de diciembre del 2024

REJANOVINSCHI TALLEDO, MOISES ARTURO	
DNI: 10808166	Firma:
ORCID: https://orcid.org/0000-0001-7335-0931	

RESUMEN

A partir del análisis de las disposiciones normativas aplicables del sector financiero, la regulación vigente en materia de IA, las acciones adoptadas frente a la problemática de discriminación algorítmica en el marco internacional, así como los derechos involucrados y potencialmente afectados frente a una situación de discriminación algorítmica, será posible concluir si nuestra normativa nacional vigente se encuentra debidamente estructurada para regular estos escenarios. En este orden de ideas, será posible determinar qué tan tutelados se encuentran los consumidores financieros frente a limitaciones injustificadas en el acceso a créditos por la presencia de sesgos algorítmicos.

Palabras clave

Inteligencia Artificial

Evaluación crediticia

Discriminación algorítmica

Sesgos algorítmicos



ABSTRACT

Based on the analysis of the applicable regulatory provisions of the financial sector, the current regulation regarding AI, the actions adopted against the problem of algorithmic discrimination in the international framework, as well as the rights involved and potentially affected in the face of a situation of discrimination. algorithmic, it will be possible to conclude whether our current national regulations are properly structured to regulate these scenarios. In this order of ideas, it will be possible to determine how protected financial consumers are against unjustified limitations in access to credit due to the presence of algorithmic biases.

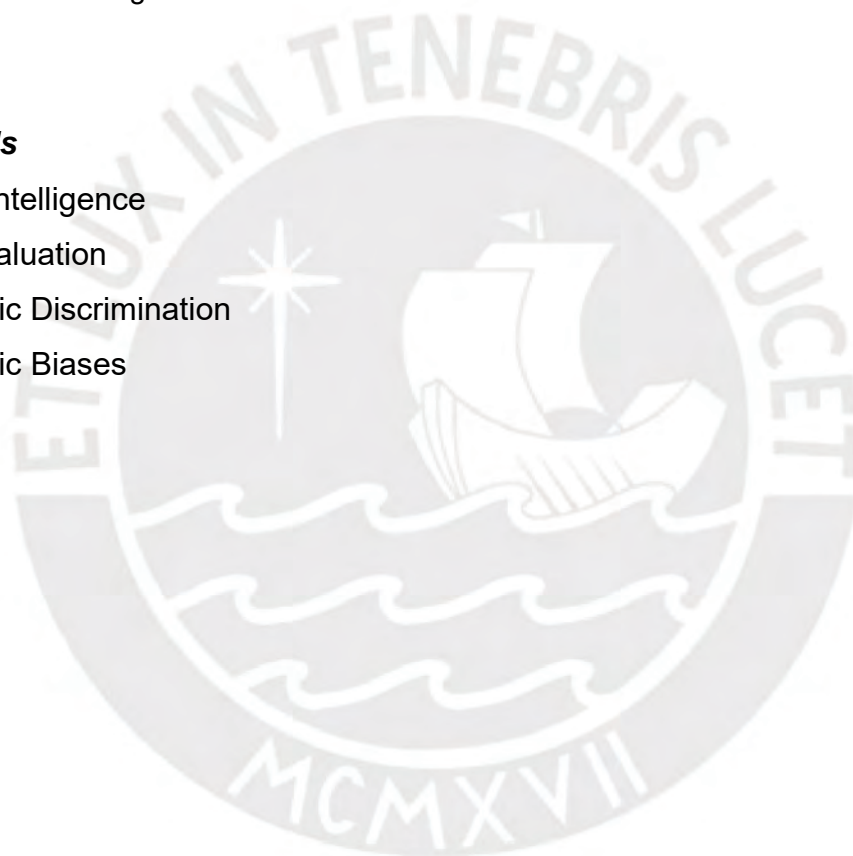
Keywords

Artificial Intelligence

Credit Evaluation

Algorithmic Discrimination

Algorithmic Biases



ÍNDICE

I. INTRODUCCIÓN	4
II. CAPÍTULO 1: LIMITACIONES EN LOS MODELOS DE IA Y SU RELACIÓN CON LOS CONSUMIDORES FINANCIEROS	6
III. CAPÍTULO 2: Los sesgos algorítmicos como factor de discriminación	12
IV. CAPÍTULO 3: La regulación nacional frente a la figura de la discriminación algorítmica	19
V. CONCLUSIONES Y/O RECOMENDACIONES	24
VI. BIBLIOGRAFÍA	25



I. INTRODUCCIÓN

La presente investigación busca abordar el análisis de los efectos negativos que puede traer consigo la implementación ineficiente de sistemas y/o herramientas de inteligencia artificial (en adelante, IA) por parte de los Bancos u otras instituciones financieras en la evaluación del riesgo de crédito de los consumidores.

Para ello, se tomarán en cuenta algunas experiencias internacionales en las que el uso de modelos de aprendizaje automático, también conocidos como “machine learning”, han generado limitaciones injustificadas en el acceso a créditos u otros servicios análogos, que se han traducido en prácticas discriminatorias en contra de los consumidores.

Estos ejemplos reflejan lo que puede traer consigo la implementación ineficiente de algoritmos bajo sistemas o herramientas de IA. Queda claro que conforme avanza el grado de innovación en las empresas, también aumenta el riesgo derivado de la mala aplicación de la tecnología; que, en algunos casos, conducirá a la exclusión injustificada o bajo términos más desfavorables de los consumidores o usuarios.

La presencia de prejuicios en el funcionamiento de los algoritmos se denomina sesgo algorítmico y puede ser de diversa índole, asimismo, puede derivarse de más de una causa.

Para comprender mejor la figura del sesgo algorítmico, conviene tomar en cuenta lo desarrollado en el campo de la economía conductual (Dogma CG, 2022). La economía conductual parte de la premisa de que las personas no son racionales en la toma de decisiones; en ese sentido, no emplean procesos reflexivos largos o un análisis detallado en elecciones rápidas. Estos atajos mentales frente a elecciones rápidas o complejas se denomina sesgo cognitivo y cuando se presenta en sistemas de IA se denomina discriminación algorítmica. Y si tales sesgos contienen prejuicios en su configuración, el resultado podría generar discriminación algorítmica.

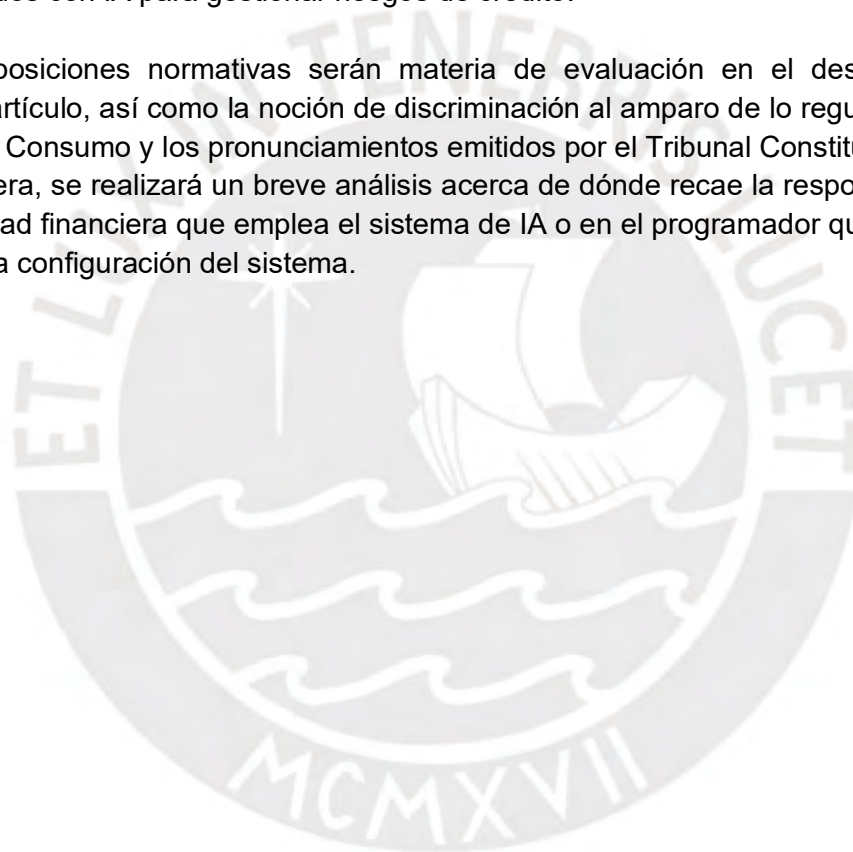
Advertir la presencia de discriminación algorítmica resulta sumamente complejo pues, las empresas optan por emplear algoritmos con configuraciones más avanzadas a efectos de obtener predicciones más precisas, lo cual dificulta su entendimiento si se pretende conocer posteriormente los criterios que condujeron a determinado resultado en la evaluación generada por el algoritmo.

Tomando en cuenta que cada vez es mayor el número de entidades financieras que emplean IA para brindar atención al público, pero también para realizar las evaluaciones de riesgo crediticio y determinar si conceden o no el crédito a los solicitantes, se torna apremiante efectuar una revisión de nuestra normativa con miras a determinar si, bajo la regulación actual, los consumidores financieros se encuentran debidamente tutelados frente al potencial riesgo de discriminación algorítmica.

Actualmente, contamos algunas disposiciones como, la Resolución SBS N.º 11356-2008 (Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la exigencia de provisiones, 2008, págs. 26-27), a través de la cual se precisa la información que las entidades del sistema financiero deben evaluar principalmente de los solicitantes para determinar si conceden o no un crédito; esta información está principalmente ligada a la capacidad de pago y a la solvencia del cliente.

Adicionalmente, la Resolución SBS N.º 00053-2023 (Reglamento de Gestión de Riesgos de Modelo, 2023, págs. 11-15), fija algunos lineamientos para controlar las posibles pérdidas y/o consecuencias adversas que pueden generarse a partir de la mala implementación de modelos de gestión de riesgos (entre los que se incluye el riesgo de crédito). En este dispositivo legal, se contempla la posibilidad de emplear modelos desarrollados con IA para gestionar riesgos de crédito.

Estas disposiciones normativas serán materia de evaluación en el desarrollo del presente artículo, así como la noción de discriminación al amparo de lo regulado por el Código de Consumo y los pronunciamientos emitidos por el Tribunal Constitucional. De igual manera, se realizará un breve análisis acerca de dónde recae la responsabilidad: en la entidad financiera que emplea el sistema de IA o en el programador que estuvo a cargo de la configuración del sistema.



II. CAPÍTULO 1: LIMITACIONES EN LOS MODELOS DE IA Y SU RELACIÓN CON LOS CONSUMIDORES FINANCIEROS

El presente capítulo busca abordar de manera preliminar la problemática que se presenta en torno a la incorrecta configuración de modelos de inteligencia artificial aplicados a los procesos de evaluación crediticia por parte de las entidades del sistema financiero, ello con la finalidad de determinar qué tan probable es que se replique dicho fenómeno en nuestro contexto nacional.

Bajo ese orden, se tomará en consideración la experiencia internacional donde la presencia de sesgos algorítmicos en herramientas y/o mecanismos de aprendizaje automático, terminaron por generar una limitación en el acceso a créditos o permitir el acceso bajo condiciones más desfavorables. Siguiendo la misma línea, también se analizarán las particularidades inherentes a los procesos de evaluación crediticia y el riesgo que conlleva la aplicación de algoritmos muy complejos.

II.1 El “Machine learning” aplicado a la evaluación de créditos.

Con el continuo desarrollo de nuevas tecnologías basadas en inteligencia artificial (IA), su adopción por parte de empresas de diversos sectores ha ido en aumento. Este interés responde a la necesidad de minimizar costos operativos, optimizar recursos y más aún, generar un ahorro de tiempo en una amplia gama de procesos, que abarcan desde la atención automatizada al cliente mediante chatbots, hasta la realización de diagnósticos médicos con una notable precisión. Esto último gracias a los avances generados en la configuración de algoritmos de aprendizaje automático (*machine learning*) (Sundevs, 2023).

Las empresas que apuestan por la implementación de sistemas de IA y aprendizaje automático suelen ser aquellas que operan en sectores con una alta demanda de servicios masificados, como el financiero, el de telecomunicaciones o el de salud. Estos proveedores buscan agilizar determinados procesos dentro de sus esquemas de negocio, especialmente en aquellas etapas que ameritan el procesamiento intensivo de datos o atención a grandes volúmenes de clientes. Bajo este contexto, las entidades financieras destacan por la naturaleza propia de su actividad, que implica interactuar diariamente con un número significativo de consumidores y gestionar transacciones de alto volumen (Atlax360, 2023).

En este orden de ideas, la adopción de herramientas basadas en IA se ha convertido en una tendencia creciente dentro del sector financiero, siendo una de las aplicaciones más relevantes el uso de esta tecnología en la evaluación automatizada de los solicitantes de créditos.

En efecto, emplear herramientas de IA le permite a los Bancos analizar perfiles, identificar patrones y determinar niveles de riesgo crediticio con mayor rapidez y precisión, en comparación con los métodos tradicionales. Este tipo de solución mejora

la eficiencia del sistema crediticio, reduciendo los tiempos de respuesta para los consumidores (U. Continental, 2023).

Antes de profundizar en la eventual problemática que puede acarrear el uso inadecuado de esta tecnología, resulta fundamental comprender qué entendemos por inteligencia artificial. Esta noción hace referencia a toda aquella tecnología que busca replicar o simular, mediante sistemas informáticos, procesos cognitivos característicos del razonamiento humano. Esto se logra a través de la configuración de algoritmos en software avanzado que permite a las máquinas recrear tareas y funciones que, de otro modo, requerirían una intervención humana directa (IBM, 2023).

Bajo esa línea, tan agigantado es el avance que ha traído consigo el uso de IA, que inevitablemente esta noción se ha ramificado en conceptos más especializados y clasificaciones más variadas, entre las que se encuentra el aprendizaje automático o machine learning (Santos-García Rico, 2023).

El machine learning, por su parte, hace referencia al conjunto de algoritmos y/o técnicas que permite a los sistemas procesar grandes volúmenes de datos, identificar patrones complejos y realizar predicciones sin requerir instrucciones explícitas para el desarrollo de cada tarea (Gutiérrez, 2023). Esto quiere decir que, esta herramienta genera un aprendizaje continuo a medida que va ejecutando las funciones para las cuales ha sido configurada inicialmente. La comprensión de este concepto es clave para que podamos analizar cómo esta tecnología incide en la relación con los consumidores financieros.

Una de las características fundamentales del aprendizaje automático es su capacidad de adaptarse y ser autónomo. A diferencia de los sistemas tradicionales, no requiere supervisión constante de un programador. Una vez configurado y expuesto a nuevos datos, el sistema ajusta de manera dinámica sus modelos de predicción y análisis, continuando su aprendizaje sin que ello implique una limitación para brindar resultados (Cloudflare, 2023). Esto se logra mediante el análisis de grandes volúmenes de datos que se utilizan para configurar y entrenar al sistema. A partir de estos datos iniciales, el aprendizaje automático identifica patrones, tendencias y relaciones, lo que le permite ajustar su funcionamiento y mejorar progresivamente sin intervención humana directa. Así, a medida que se expone a más datos, el sistema afina sus predicciones, mejora su capacidad de tomar decisiones y genera respuestas cada vez más precisas (McKinsey, 2023).

En base a lo desarrollado previamente, queda claro que con las características inherentes al machine learning, su aplicación en el sector financiero puede constituirse en una herramienta de alto valor para que los Bancos puedan optimizar los procesos de evaluación crediticia.

Cuando un consumidor solicita una tarjeta de crédito o un préstamo, las entidades financieras realizan una evaluación del solicitante para medir el nivel de riesgo asociado a la operación. Este análisis se basa en herramientas como el credit scoring, que permite a los Bancos y otras instituciones del sector calcular el riesgo de impago en las potenciales obligaciones asumidas por el solicitante.

A efectos de realizar esta evaluación, se pueden considerar factores como: (i) el comportamiento financiero del solicitante, incluyendo posibles pagos atrasados, morosidades o créditos anteriores; (ii) el nivel de ingresos y gastos del solicitante para determinar si puede asumir el pago de la deuda; (iii) en caso de préstamos de gran magnitud, se podría exigir incluso el otorgamiento de garantías como respaldo del crédito. Así, El Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la exigencia de provisiones, aprobado por Resolución SBS N.º 11356-2008 (numeral 5.1), establece que el otorgamiento de un crédito se determina principalmente por la capacidad de pago, flujo de caja y antecedentes crediticios del solicitante.

Aunque estos procedimientos son efectivos, pueden ser lentos, burocráticos y estar sujetos a errores humanos, lo que puede afectar tanto al consumidor como a la entidad financiera. Bajo el escenario descrito, la aplicación de sistemas de aprendizaje automático permite transformar este proceso tradicional, haciéndolo más rápido, preciso y eficiente.

No obstante, si bien la implementación de sistemas dotados con inteligencia artificial parece ser la solución idónea para optimizar todo tipo de procesos y mejorar la precisión en la toma de decisiones, la incorrecta configuración de los algoritmos y la propia naturaleza de los sistemas de aprendizaje automático, puede conducir a resultados que lejos de ser óptimos terminen por generar una afectación a los consumidores.

II.2 Los sesgos algorítmicos como elemento limitativo en el acceso de los solicitantes.

Previo a desarrollar cómo los sistemas de aprendizaje automático podrían generar un eventual perjuicio a los solicitantes de créditos, resulta fundamental comprender las variables que influyen en una toma de decisiones. Para ello, es importante tener presente cómo opera este proceso cognitivo en las personas, dado que el principal objetivo de los sistemas de inteligencia artificial apunta a recrear el razonamiento humano.

Desde la perspectiva de la economía conductual, las personas no somos completamente racionales al momento de adoptar todas nuestras decisiones; contamos con una racionalidad limitada, la cual se ve influenciada por la ausencia de información completa, las restricciones de tiempo para efectuar un análisis más detallado y las limitaciones propias de nuestro sistema cognitivo para llevar a cabo un análisis más complejo (Thaler & Sunstein, 2008).

En ese orden de ideas, en lugar de someter cada decisión cotidiana a un análisis lento y reflexivo, frecuentemente optamos por elecciones rápidas e intuitivas, sin detenernos a ponderar si realmente la opción elegida maximiza nuestro bienestar personal en comparación con el resto de alternativas. Queda claro que, si todas nuestras decisiones fueran sumamente reflexivas, sería considerable el tiempo invertido incluso en decisiones triviales que no ameritan un mayor grado de análisis.

Cuando nuestras decisiones son intuitivas, suelen estar influenciadas por sesgos cognitivos, es decir, atajos mentales que simplifican la toma de decisiones, pero que en

la mayoría de casos podrían conducirnos a elecciones irracionales. Algunos ejemplos de sesgos podrían ser el preferir determinado producto solo por el diseño del empaque o elegir una marca en particular solo porque es recomendada por un especialista en el anuncio publicitario (Kahneman, 2011). Estos patrones o sesgos cognitivos pueden llegar a constituir un problema si nos encontramos frente a una toma de decisiones más compleja.

Habiendo quedado claro que ciertas tomas de decisiones pueden verse influenciadas por la presencia de sesgos cognitivos propios de nuestra racionalidad limitada, cabe cuestionarse si los sistemas de inteligencia artificial que justamente buscan recrear o simular procesos cognitivos humanos, también podrían contar con la presencia de sesgos en la formulación de sus predicciones.

Si en base a lo analizado en apartados anteriores, sabemos que la particularidad de los sistemas de aprendizaje automático consiste en tomar como referencia los datos históricos con los que se haya entrenado al algoritmo para generar un aprendizaje autónomo, queda claro que, si los datos de entrenamiento se encuentran sesgados, ello también va a conducir a una toma de decisiones o a predicciones sesgadas, a esto se le denomina sesgo algorítmico.

En efecto, si los datos históricos con los que cuenta un Banco respecto de las evaluaciones crediticias realizadas a los solicitantes en meses o años anteriores, en conjunto con los criterios que fueron considerados para denegar o rechazar un crédito, son empleados para entrenar a los algoritmos de un sistema de aprendizaje automático, el sistema optará por tomar en consideración los factores que influyeron en las evaluaciones previas, identificando tendencias o posibles patrones que puedan guiar las nuevas evaluaciones a su cargo.

Si nos encontramos frente a un escenario negativo de toma de decisiones o de predicciones sesgadas por parte del sistema, el resultado será la denegatoria del crédito o en todo caso, conceder su otorgamiento, pero bajo condiciones más desfavorables para el solicitante.

En este punto, conviene traer a colación algunos ejemplos de la experiencia internacional, en los que se puede apreciar cómo la presencia de sesgos algorítmicos termina por generar una limitación en el acceso a un crédito o a una oportunidad.

Un primer ejemplo es el caso de la tarjeta de crédito “Apple Card”. Sobre el particular, el Departamento de Servicios Financieros del Estado de Nueva York (en adelante, DFS) inició una investigación contra Goldman Sachs (encargado de la emisión de la tarjeta), tras ser acusado de otorgar líneas de crédito mucho más amplias a varones que a mujeres, pese a que mantenían el mismo nivel de ingresos (BBC News Mundo, 2019).

Bajo este contexto, algunos usuarios de la tarjeta de crédito tildaron de “sexista” y “discriminatorio” al sistema de evaluación crediticia operado por algoritmos, alegando que la mencionada herramienta mantenía sesgos en contra de las mujeres (BBC News Mundo, 2019).

Otro caso similar es el de United Health Group. Esta empresa en su calidad de compañía aseguradora también fue objeto de investigación por el DFS, tras ser acusada de emplear algoritmos con sesgos raciales en la atención médica de los pacientes (Gambe, 2019).

La referida investigación fue encauzada por una presunta atención prioritaria de pacientes blancos más sanos por encima de pacientes de color con enfermedades. El algoritmo del presente ejemplo efectuaba una predicción de los posibles costos futuros en los que incurrirían los pacientes por concepto de atención médica, concluyendo que los pacientes de color tenían menos probabilidad de acceder a tal servicio y, por lo tanto, no optaba por brindarles atenciones de salud preventivas como sí se hacía con los pacientes blancos (Gambe, 2019).

Aunado a los ejemplos anteriores, se suma el caso de Amazon y la selección de personal para puestos laborales.

En el presente caso, la compañía implementó un sistema de inteligencia artificial para facilitar la selección y filtrado de las hojas de vida de los postulantes; sin embargo, debido a que el algoritmo fue entrenado con datos históricos de procesos de selección anteriores, identificó un posible patrón o tendencia en la selección de personal, y es que la mayoría de postulantes seleccionados eran varones, por lo que el algoritmo se inclinó por seleccionar estos perfiles y descartar las postulaciones de mujeres (BBC News Mundo, 2018).

De acuerdo con lo desarrollado, si históricamente se han denegado créditos a ciertos grupos por razones demográficas, un sistema de machine learning podría identificar este patrón y replicar esta práctica discriminatoria, incluso si los solicitantes cumplen con ser solventes para asumir el pago de la deuda. En otras palabras, la presencia de sesgos algorítmicos en sistemas de aprendizaje automático puede conducir a la exclusión injustificada de determinados grupos de personas, replicando o perpetuando prejuicios que se podrían considerar discriminatorios, lo cual se conoce como discriminación algorítmica.

La discriminación algorítmica será aquella exclusión injustificada que se derive de la presencia de sesgos algorítmicos en sistemas y/o herramientas de inteligencia artificial. Cabe resaltar que esta exclusión no es intencional, sino que se deriva del autoaprendizaje generado a partir de datos históricos sesgados en el entrenamiento del sistema. Siendo así, cabe analizar qué tan probable podría ser la presencia de sesgos en evaluaciones crediticias realizadas previamente por entidades del sistema financiero, a fin de determinar si podrían ser trasladados frente a una eventual implementación de sistemas de aprendizaje automático.

En este apartado, ha sido posible advertir que, si bien los sistemas de aprendizaje automático constituyen una herramienta valiosa para optimizar los procesos de evaluación crediticia, su implementación amerita un riguroso proceso de supervisión para identificar los posibles sesgos inmersos en su configuración (Barocas et al., 2019).

II.3 Particularidades del proceso de evaluación crediticia y la configuración de algoritmos complejos.

Como punto de partida es necesario tener presente que los solicitantes de créditos poseen características y necesidades financieras diversas, son heterogéneos. Por ello, las entidades financieras pueden requerir información adicional en algunos casos para evaluar adecuadamente el nivel de riesgo crediticio. Sin embargo, este proceso no puede conllevar un tratamiento discriminatorio o arbitrario (Ley N° 29571, 2010).

Las entidades financieras poseen discrecionalidad para diseñar y estructurar sus criterios de evaluación crediticia, lo que les permite establecer metodologías adecuadas para gestionar riesgos como el sobreendeudamiento. No obstante, esta discrecionalidad no es absoluta; los criterios de evaluación deben basarse en parámetros objetivos y razonables. Denegar un crédito basándose únicamente en apreciaciones subjetivas o percepciones personales sobre el solicitante vulneraría derechos fundamentales como la igualdad de trato y la no discriminación.

En aquellos casos donde se cuestione la objetividad del proceso de evaluación crediticia, es relevante considerar el enfoque que asume el Indecopi respecto a la autonomía de las entidades financieras. Así, si bien el Indecopi reconoce la facultad de estas entidades para establecer sus propias metodologías de gestión del riesgo crediticio, esta autonomía no limita a la autoridad de intervenir cuando existan indicios de una posible denegatoria injustificada en el otorgamiento de un crédito, especialmente si las decisiones financieras se encuentran fundadas en aspectos discriminatorios.

Conforme a lo desarrollado en la Resolución Final N. °2111-2018/SPC-INDECOPI, se indica lo siguiente:

“20. Lo anterior no impide en modo alguno que el Indecopi conozca y sancione aquellas conductas que constituyan infracciones del Código, en tanto vulneren el deber de idoneidad que deben guardar los proveedores como el Banco, tales como el incumplimiento de una oferta cuyas condiciones de entrega se han presentado, así como la negativa injustificada de otorgar un producto financiero, entre otros.” (subrayado nuestro)

La intervención de la autoridad puede incluir la revisión de los procedimientos utilizados en la evaluación crediticia para determinar si cumplen con estándares de objetividad y transparencia.

En este orden de ideas, aunque las entidades financieras tienen la facultad de establecer sus propios criterios para evaluar riesgos y administrar el crédito, esta discrecionalidad debe ejercerse dentro de un marco de objetividad. La aplicación de criterios subjetivos no solo contraviene la normativa vigente, sino que también erosiona la confianza del público en el sistema financiero. Por ello, garantizar que las evaluaciones crediticias se realicen de manera transparente es una exigencia legal para fortalecer la relación entre las entidades financieras y los consumidores.

Además de la heterogeneidad de los solicitantes de créditos, cabe tener presente que otro factor que influye en los procesos de evaluación crediticia se da cuando los Bancos emplean la configuración de algoritmos complejos para obtener mayor precisión en los resultados. No obstante, al estar frente a algoritmos con un nivel más elevado de complejidad, se incrementa también la dificultad para comprender los elementos o factores que condujeron a determinada toma de decisiones. Es por ello que, en ocasiones, estos algoritmos son etiquetados como "cajas negras".

Los algoritmos complejos son aquellos que tienen alta precisión predictiva, pero presentan limitaciones en la explicación de los resultados, lo que dificulta comprender cómo generan sus resultados. Esto representa un problema en entornos regulados, donde la transparencia y la capacidad de justificar decisiones son esenciales para cumplir con las normativas (Hermitaño Castro, 2022).

En atención a lo expuesto, podemos concluir que existen ciertos factores que influyen en la toma de decisiones de los sistemas de machine learning, como las características particulares de los solicitantes o el uso de algoritmos complejos en el proceso de evaluación.

III. CAPÍTULO 2: Los sesgos algorítmicos como factor de discriminación

III.1 La discriminación algorítmica desde el enfoque constitucional.

En el marco del análisis de la igualdad y no discriminación en los servicios financieros, resulta crucial abordar el criterio jurídico desarrollado por el Tribunal Constitucional (TC) en relación con la discriminación dentro de este sector. Este principio, consagrado en el artículo 2, inciso 2, de la Constitución, establece que ninguna persona puede ser discriminada por razones de origen, raza, sexo, idioma, religión, opinión, condición económica o cualquier otra índole. Aunque este mandato puede parecer abstracto, su aplicación concreta se vuelve imprescindible en ámbitos sensibles como el acceso a servicios financieros, incluidos los créditos, donde las decisiones tomadas por las entidades pueden impactar directamente en los derechos fundamentales de las personas.

El Tribunal Constitucional del Perú (2011, diciembre 13) ha señalado que la igualdad no significa tratar a todas las personas de manera idéntica, sino garantizar que quienes se encuentran en situaciones comparables reciban un trato igual, mientras que aquellos en circunstancias distintas sean tratados de manera diferenciada, siempre que esta distinción esté debidamente justificada. Esto implica que cualquier medida que establezca un trato desigual debe obedecer a un propósito legítimo dentro del ordenamiento jurídico, ser razonable y proporcional al fin que se persigue. En esencia, la discriminación surge cuando la diferenciación no tiene una justificación objetiva y razonable y, en consecuencia, restringe injustificadamente derechos o beneficios.

En el ámbito financiero, este principio adquiere especial relevancia. Las entidades financieras tienen la responsabilidad de fundamentar sus decisiones de manera objetiva y técnica, basándose en parámetros verificables como el historial crediticio, los ingresos

demostrables y la capacidad de pago de los solicitantes. Esto garantiza que las evaluaciones crediticias se lleven a cabo de manera justa y transparente. Sin embargo, cualquier decisión basada en prejuicios, como la nacionalidad, el género o el estado civil, constituye una violación al principio de igualdad, ya que introduce subjetividad en un proceso que debe estar guiado por criterios objetivos.

Es importante señalar que las prácticas discriminatorias no siempre son explícitas o directas. En muchos casos, estas pueden surgir de políticas o procedimientos internos que, aunque aparentemente neutrales, generan impactos desproporcionados en ciertos grupos. Por ejemplo, la implementación de algoritmos automatizados para evaluar solicitudes de crédito puede replicar o incluso amplificar sesgos existentes en los datos históricos utilizados para su configuración. Esto significa que, aunque el proceso parezca imparcial, los resultados pueden perpetuar desigualdades estructurales, afectando principalmente a mujeres, personas de bajos ingresos o miembros de comunidades marginadas.

Algunas resoluciones emitidas por el Tribunal Constitucional que permiten comprender el criterio adoptado son las siguientes: Sentencia 238/2022, donde el Tribunal reafirmó que las decisiones de las entidades privadas, incluidas las financieras, deben estar fundamentadas en criterios objetivos y razonables, excluyendo cualquier tipo de prejuicio o estereotipo. Este criterio fue reiterado en la Sentencia 371/2021, donde enfatizó que la discriminación puede surgir no solo de actos intencionados, sino también de medidas aparentemente neutrales que generan impactos desproporcionados. Por su parte, la Sentencia 274/2021 destacó la importancia de garantizar la fundamentación clara y razonable en las decisiones de las entidades financieras, subrayando que estas tienen el deber de brindar un trato justo y equitativo a todos los solicitantes.

El impacto de estas resoluciones trasciende el ámbito jurídico, ya que establece un estándar ético para las entidades financieras. En un entorno donde la desigualdad económica sigue siendo un desafío, garantizar el acceso equitativo a los servicios financieros es un paso esencial hacia una sociedad más justa.

En este orden de ideas, el Tribunal Constitucional del Perú ha desarrollado un criterio sólido para abordar la discriminación en el acceso a servicios financieros, subrayando la necesidad de que las entidades financieras actúen con objetividad, razonabilidad y transparencia. Las decisiones que afectan a los solicitantes de crédito deben estar libres de prejuicios y fundamentadas en criterios técnicos que reflejen las condiciones reales de los solicitantes.

La discriminación, según el TC, no se limita a actos intencionales; también abarca medidas aparentemente neutrales que, en la práctica, generan efectos desiguales e injustificados sobre ciertos grupos (Comité de Derechos Económicos, Sociales y Culturales, 2009). Este concepto resulta crucial para entender cómo los algoritmos, aunque técnicamente diseñados para ser imparciales, pueden perpetuar o incluso amplificar desigualdades estructurales presentes en los datos históricos con los que fueron entrenados.

En el caso de la discriminación algorítmica, su característica más distintiva es la falta de intención humana directa. A diferencia de las formas tradicionales de discriminación, que suelen estar motivadas por prejuicios o intenciones explícitas, los sesgos algorítmicos surgen de manera inadvertida, generalmente como resultado de datos de entrenamiento que contienen patrones históricos de desigualdad o configuraciones defectuosas en el diseño del sistema. No obstante, desde la perspectiva del Tribunal Constitucional, la intención detrás del acto no es determinante para calificarlo como discriminatorio; lo relevante es el impacto que genera. Si una decisión algorítmica afecta desproporcionadamente a ciertos grupos, como mujeres, personas de bajos ingresos o minorías étnicas, y carece de una justificación objetiva y razonable, debe ser considerada como una forma de discriminación. Esta interpretación pone de manifiesto la necesidad de supervisar y regular estos sistemas con el mismo rigor aplicado a las decisiones humanas.

Otro elemento distintivo de la discriminación algorítmica es su escala y sistematicidad. Los sistemas automatizados tienen la capacidad de procesar grandes volúmenes de datos y tomar decisiones a una velocidad y en una escala que sería imposible para los seres humanos. Esta característica amplifica los efectos de cualquier sesgo presente en el sistema, convirtiendo un problema localizado en una práctica potencialmente generalizada que afecta a un número significativo de personas simultáneamente. Además, la complejidad técnica de los algoritmos, que a menudo operan como "cajas negras", dificulta identificar las razones detrás de una decisión específica, lo que plantea un desafío adicional para garantizar la transparencia y la rendición de cuentas (Hermitaño Castro, 2022). En este punto, el TC ha enfatizado en múltiples resoluciones la importancia de que las decisiones que afecten derechos fundamentales estén respaldadas por criterios objetivos, verificables y comprensibles, estándares que deben aplicarse también a los sistemas algorítmicos.

La discriminación algorítmica también plantea interrogantes éticos y legales sobre la responsabilidad. Dado que las decisiones automatizadas suelen ser el resultado de un proceso en el que intervienen datos, algoritmos y configuraciones realizadas por desarrolladores humanos, ¿quién debe ser considerado responsable cuando estas decisiones generan resultados discriminatorios? Este dilema subraya la importancia de establecer marcos normativos claros que definan las obligaciones de los desarrolladores, las empresas que implementan estos sistemas y las instituciones que los supervisan.

En atención a lo desarrollado, aunque la discriminación algorítmica presenta características únicas, como su falta de intención directa y su complejidad técnica, comparte con las formas tradicionales de discriminación los elementos esenciales definidos por el Tribunal Constitucional, como el impacto desproporcionado, la falta de justificación razonable y la vulneración de derechos fundamentales. Por ello, es fundamental garantizar que los sistemas algorítmicos cumplan con los mismos estándares de objetividad, razonabilidad y proporcionalidad exigidos en las decisiones humanas. Esto requiere no solo una supervisión rigurosa y marcos normativos claros, sino también un compromiso ético por parte de las empresas y desarrolladores que diseñan e implementan estos sistemas.

III.2 La discriminación algorítmica desde la óptica del Código de consumo.

En el análisis de la discriminación en el acceso a productos financieros, como los créditos, el Indecopi desempeña un papel fundamental al establecer criterios claros que prohíben y sancionan las prácticas discriminatorias en la prestación de servicios. Este enfoque, que se basa en los principios de igualdad, razonabilidad y proporcionalidad, está profundamente arraigado en el Código de Protección y Defensa del Consumidor, que consagra como derechos fundamentales el acceso equitativo a bienes y servicios, así como la prohibición de discriminación en cualquiera de sus formas.

Cuando se evalúan los casos de discriminación, el Indecopi sigue un esquema riguroso que busca garantizar que las decisiones de los proveedores se basen en criterios objetivos y justificables. En términos generales, la discriminación se define como cualquier trato diferenciado, exclusión o restricción que carezca de justificación razonable y que limite o impida el acceso de los consumidores a productos y servicios. Esto incluye prácticas que afectan desproporcionadamente a ciertos grupos, ya sea por su edad, género, condición económica, etnia u otras características protegidas por la normativa.

El primer paso en el análisis de estos casos es la identificación de un trato diferenciado. El Indecopi examina si existe una medida, política o práctica que imponga condiciones o restricciones diferentes a ciertos consumidores, como límites de edad, requisitos adicionales o criterios de selección que no se apliquen de manera uniforme. Este trato desigual puede manifestarse de manera explícita, como en la inclusión de cláusulas restrictivas en contratos, o de forma implícita, a través de políticas internas que favorecen a ciertos grupos mientras excluyen a otros.

Una vez identificado el trato diferenciado, se procede a evaluar su justificación. El Indecopi exige que cualquier diferenciación esté respaldada por razones objetivas, legítimas y razonables. Esto implica analizar si la medida tiene un propósito válido, como minimizar riesgos financieros, y si la diferenciación es adecuada para alcanzar dicho objetivo. Por ejemplo, una entidad financiera podría argumentar que ciertos límites de edad están diseñados para reducir riesgos de impago; sin embargo, si no se presenta evidencia que respalde esta afirmación, la medida será considerada arbitraria y, por tanto, discriminatoria. En este contexto, el Indecopi enfatiza que las decisiones deben ser proporcionadas, lo que significa que no deben imponer restricciones excesivas o injustificadas que afecten los derechos de los consumidores.

Además, el Indecopi presta especial atención a la desproporción que estas prácticas pueden tener sobre grupos específicos. La discriminación no siempre es intencional ni evidente; en muchos casos, se manifiesta a través de medidas aparentemente neutrales que, en la práctica, excluyen o afectan más gravemente a ciertos sectores de la población. Por ejemplo, imponer rangos de edad rígidos para acceder a un crédito puede excluir injustificadamente a jóvenes mayores de 18 años o a adultos mayores que cumplen con los criterios técnicos para obtener el producto financiero. En este sentido, el Indecopi analiza si la práctica denunciada genera efectos adversos significativos en consumidores que se encuentran en una situación comparable a la de aquellos que sí obtienen el beneficio.

El marco normativo del Indecopi también destaca la importancia de la transparencia en las decisiones de los proveedores de servicios. Las entidades financieras tienen la obligación de explicar claramente los motivos de sus decisiones, especialmente en casos de denegación de servicios como los créditos. La falta de una fundamentación adecuada no solo genera desconfianza en los consumidores, sino que también puede ser interpretada como un indicio de arbitrariedad o discriminación. Este principio de transparencia busca equilibrar la asimetría de información que a menudo existe entre los consumidores y las entidades financieras, promoviendo un entorno de mayor confianza y equidad.

En la práctica, estos principios han sido aplicados en diversas resoluciones emitidas por el Indecopi. Por ejemplo, en la Resolución 2395-2024/SPC-INDECOPI, el organismo sancionó a una entidad financiera por establecer una edad mínima de 21 años como requisito para acceder a préstamos personales, una medida que excluía injustificadamente a jóvenes mayores de 18 años, quienes, según la ley, ya están facultados para contratar productos financieros. En este caso, el Indecopi determinó que no existía una relación razonable entre la restricción impuesta y los riesgos financieros que buscaba mitigar la entidad. Del mismo modo, en la Resolución 1340-2024/SPC-INDECOPI, se abordó un caso en el que se establecieron rangos de edad para acceder a ciertos créditos, afectando desproporcionadamente a jóvenes y adultos mayores. El Indecopi concluyó que estas prácticas carecían de justificación objetiva y violaban el derecho a la igualdad de los consumidores.

Un caso particularmente emblemático fue el resuelto en la Resolución 2025-2019/SPC-INDECOPI, donde se evidenció una práctica discriminatoria basada en género. En este caso, una entidad financiera ofrecía mejores condiciones crediticias a hombres en comparación con mujeres que tenían perfiles financieros similares. El Indecopi determinó que esta diferenciación no estaba respaldada por razones objetivas y constituía una clara violación del principio de no discriminación.

En atención a lo expuesto, la discriminación se basa en un enfoque integral que combina el análisis técnico con un fuerte compromiso con la igualdad y la equidad. Este enfoque no solo busca identificar y sancionar las prácticas discriminatorias explícitas, sino también aquellas medidas que, aunque aparentemente neutrales, generan impactos desproporcionados en ciertos grupos de consumidores. Al exigir transparencia, objetividad y proporcionalidad en las decisiones de las entidades financieras, el Indecopi promueve un mercado más justo y accesible para todos. En un contexto donde el acceso a productos financieros es esencial para la inclusión económica y social, garantizar la igualdad en estos procesos no es solo una obligación legal, sino también un imperativo ético que refuerza la confianza pública en el sistema financiero.

Este organismo, cuya misión es garantizar la equidad en las relaciones de consumo, define la discriminación como cualquier trato desigual, exclusión o restricción que carezca de justificación razonable y que limite el acceso de los consumidores a bienes o servicios. Bajo esta definición, es posible afirmar que la discriminación algorítmica cumple con los elementos esenciales para ser considerada una práctica discriminatoria.

Es importante resaltar que, aunque la discriminación algorítmica tiene características propias, como su naturaleza técnica y la ausencia de intencionalidad directa, comparte con las formas tradicionales de discriminación elementos esenciales que justifican su análisis bajo el marco normativo del Indecopi. En particular, cumple con los criterios de trato desigual, impacto desproporcionado y falta de justificación razonable que este organismo utiliza para identificar prácticas discriminatorias. Por tanto, no cabe duda de que las decisiones derivadas de algoritmos pueden y deben ser sometidas al mismo análisis que las decisiones humanas.

En consecuencia, podemos concluir que la discriminación algorítmica no solo puede calificarse como una forma de discriminación según el criterio del Indecopi, sino que también pone de relieve la necesidad de adaptar los enfoques regulatorios para abordar los desafíos de un mundo cada vez más digitalizado.

III.3 La posible tendencia a la configuración de modelos de IA con sesgos algorítmicos en el contexto nacional.

Como hemos podido analizar en apartados anteriores, resulta imprescindible llevar a cabo una adecuada supervisión de los sistemas de inteligencia artificial a efectos de evitar los escenarios de discriminación algorítmica; para ello, cabe cuestionarnos si nuestro marco normativo regula adecuadamente esta tecnología para mitigar la presencia de sesgos.

Este fenómeno de discriminación es especialmente alarmante en un país donde las desigualdades económicas y sociales están profundamente arraigadas y donde el acceso al crédito sigue siendo un desafío para varios sectores de la población.

Bajo esa línea, el riesgo de que los sesgos algorítmicos se manifiesten en las evaluaciones crediticias en nuestro país es alto, debido a una combinación de factores técnicos, sociales y regulatorios. Estos sesgos, entendidos como decisiones sistemáticamente desventajosas para ciertos grupos poblacionales, suelen derivar de los mismos datos históricos que alimentan los sistemas de IA. En un contexto como el peruano, donde el acceso a servicios financieros ha sido históricamente desigual, los algoritmos podrían perpetuar y replicar estas conductas de forma automatizada, favoreciendo a sectores con un historial crediticio consolidado y excluyendo a aquellos que, por diversas razones, no han tenido acceso a dichos servicios.

Uno de los factores más evidentes que contribuyen a la probabilidad de sesgos algorítmicos es la calidad de los datos utilizados para entrenar estos sistemas. En nuestro país, los datos históricos reflejan un mercado financiero que ha priorizado a consumidores con ingresos formales y residencia en zonas urbanas, dejando fuera a un amplio segmento de la población que trabaja en la economía informal o reside en áreas rurales. Como bien se ha mencionado anteriormente, estos suelen ser los parámetros al momento de evaluar la concesión de un crédito. Según el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), alrededor del 70% de los trabajadores peruanos están empleados en la economía informal, lo que los excluye de los registros financieros formales que son frecuentemente utilizados para entrenar sistemas de IA. Esto implica

que una gran parte de la población podría quedar sistemáticamente excluida de acceder al crédito por falta de representatividad en los datos (INEI, 2023).

Otro factor importante a considerar es cómo se da la configuración de los algoritmos. Los desarrolladores, de manera consciente o inadvertida, seleccionan las variables que consideran relevantes para la evaluación crediticia, pero esta selección puede estar sesgada hacia criterios que penalizan a ciertos grupos. Por ejemplo, el priorizar el historial crediticio como indicador principal de la evaluación podría discriminar a personas que buscan acceder al crédito por primera vez, como jóvenes o poblaciones rurales, quienes no cuentan con un historial previo, pese a que cuenten con capacidad de pago (Democracy Now, 2019).

La falta de transparencia en las evaluaciones desarrolladas por sistemas de IA añade otro grado de complejidad. Como hemos mencionado anteriormente, los algoritmos complejos suelen operar como "cajas negras". Esta opacidad en la explicación de los resultados dificulta la identificación de los sesgos y la corrección de los mismos, además de limitar la capacidad de los consumidores para cuestionar decisiones que perciben como injustas. Esta falta de transparencia se traduce en una desventaja para los consumidores menos familiarizados con la tecnología.

Nuestro marco normativo no se cuenta lo suficientemente desarrollado para abordar la problemática que plantea el fenómeno de la discriminación algorítmica. Aunque el Indecopi tiene facultades para sancionar prácticas discriminatorias en el acceso a bienes y servicios, incluyendo los créditos financieros, no existen lineamientos específicos que regulen el uso de IA en este sector.

En este contexto, la probabilidad de que los sistemas de IA utilizados en evaluaciones crediticias reproduzcan sesgos es considerable, especialmente si no se toman medidas proactivas para mitigar estos riesgos.

Es sumamente necesario que los datos utilizados para entrenar a los algoritmos sean diversos y representativos, reflejando no solo a los consumidores tradicionales, sino también a aquellos que han sido históricamente excluidos. Esto incluye considerar variables alternativas para evaluar la solvencia crediticia, como patrones de pago en servicios básicos o registros de consumo, que pueden ser indicadores válidos para personas sin historial crediticio formal.

Adicionalmente, es crucial implementar auditorías periódicas de los algoritmos para identificar y corregir posibles sesgos. Aunado a lo anterior, la comprensión de los resultados que brindan los algoritmos debe ser un requisito indispensable. Los consumidores tienen derecho a conocer las razones detrás de las decisiones que afectan su acceso a servicios financieros, y las entidades deben garantizar que estas razones sean claras y comprensibles.

Finalmente, podemos concluir que el desarrollo de un marco regulatorio específico para la IA en el sector financiero resulta sumamente apremiante. Este marco debe establecer estándares claros sobre cómo deben diseñarse, implementarse y supervisarse los

sistemas algorítmicos, con un enfoque particular en la protección de los derechos de los consumidores.

IV. CAPÍTULO 3: La regulación nacional frente a la figura de la discriminación algorítmica

IV.1 Consideraciones sobre la determinación de responsabilidad

La responsabilidad civil frente a los casos descritos de discriminación algorítmica plantea retos significativos en el marco jurídico nacional si pretendemos evaluar a quien es atribuible la responsabilidad.

Uno de los elementos fundamentales en estos casos es la identificación del daño. La discriminación algorítmica puede causar tanto daños materiales, como la negación injustificada de un crédito, como daños inmateriales relacionados con la vulneración de derechos fundamentales como la igualdad y la no discriminación. Según lo establecido en el Código, toda práctica que limite el acceso a bienes o servicios de manera arbitraria es considerada una infracción. Por lo tanto, el daño no solo se refiere a pérdidas económicas, sino también a afectaciones a la dignidad de las personas afectadas.

La antijuridicidad en estos casos se configura al violar el deber de no causar daño y al incumplir normas específicas sobre igualdad y equidad en la prestación de servicios. Por ejemplo, un sistema algorítmico que, debido a datos sesgados, niegue sistemáticamente créditos a mujeres o jóvenes adultos incurriría en una conducta antijurídica. Nuestro marco jurídico amerita que las entidades proveedoras de servicios, incluidas las financieras, garanticen que sus decisiones sean objetivas, razonables y justificables.

Uno de los mayores desafíos en estos casos es establecer la relación de causalidad entre el funcionamiento del algoritmo y el daño causado. Los algoritmos complejos conocidos como "cajas negras" dificultan determinar cómo se llegó a una decisión específica. Esto exige la implementación de auditorías técnicas para evaluar el diseño y los datos utilizados en los sistemas, así como la supervisión de su comportamiento (Democracy Now, 2019).

En cuanto al régimen de responsabilidad que debe aplicarse, la discriminación algorítmica puede analizarse desde dos enfoques: la responsabilidad subjetiva, que requiere probar negligencia o culpa en el diseño, implementación o supervisión del sistema; y la responsabilidad objetiva, que se aplica en actividades intrínsecamente riesgosas. En el caso de los algoritmos, dada su capacidad de operar de manera autónoma y el riesgo inherente de sesgos, sería razonable considerar un régimen objetivo que garantice la reparación del daño sin necesidad de probar culpa directa. Este enfoque ya ha sido adoptado en otros países como una medida para equilibrar los riesgos asociados a las tecnologías emergentes con la protección de los derechos de los consumidores (SAS, 2022).

La exoneración de responsabilidad, tradicionalmente basada en conceptos como fuerza mayor o caso fortuito, también requiere una reinterpretación en el contexto de la IA. Los sesgos en los algoritmos, que muchas veces son predecibles, difícilmente podrían considerarse como eventos inevitables o imprevisibles. Por lo tanto, las empresas que implementan estas tecnologías deben asumir la responsabilidad de supervisar y mitigar estos riesgos, tal como lo exige el principio de diligencia debida (INEI, 2023).

Sin perjuicio de lo indicado, debemos tener presente que el machine learning permite a los sistemas de IA modificar su comportamiento en función de nuevos datos y experiencias, lo que puede generar resultados imprevisibles tanto para los desarrolladores como para los usuarios. Este fenómeno complica la posibilidad de prever y controlar las acciones de un sistema de IA. En tales casos, la incertidumbre sobre la causalidad y la falta de intervención humana directa dificultan la aplicación de los principios tradicionales de responsabilidad (Morales, 2021).

Dado que la inteligencia artificial comienza a desempeñar un papel crucial en la toma de decisiones automatizadas, resulta imperativo analizar si la responsabilidad recae sobre el Banco que utiliza estos sistemas o sobre el programador que los diseña. Este análisis no solo tiene implicaciones legales, sino también éticas, ya que aborda la interacción entre tecnología, equidad y derechos fundamentales.

Desde una perspectiva jurídica, la responsabilidad principal tiende a recaer en el Banco como proveedor del servicio financiero. Como entidad responsable de la relación directa con el consumidor, el banco tiene la obligación de garantizar que sus procesos sean objetivos, razonables y conformes a las normativas que protegen los derechos de los consumidores. En este sentido, el Banco es el último responsable de las decisiones que afecten a sus clientes, incluso cuando estas provengan de sistemas automatizados.

Adicionalmente, el Banco mantiene un deber de diligencia en la selección y supervisión de las herramientas tecnológicas que utiliza. Esto implica verificar que los algoritmos empleados para la evaluación crediticia estén diseñados de manera ética, que operen sin sesgos discriminatorios y que sus resultados sean explicables y transparentes. Si un Banco implementa un sistema algorítmico sin realizar estas verificaciones, podría ser considerado negligente, lo que configura una base para la responsabilidad civil bajo el régimen subjetivo basado en la culpa. Sin embargo, dada la naturaleza intrínsecamente riesgosa de la IA, podría argumentarse que la responsabilidad del banco debería regirse bajo un régimen objetivo, en el cual la reparación del daño no dependa de la prueba de negligencia, sino de la existencia del daño y la relación causal con la actividad automatizada.

Por otro lado, no puede ignorarse el papel del programador o desarrollador del sistema de IA. El programador es aquella persona contratada por la entidad financiera a cargo de desarrollar, configurar e implementar el sistema de IA, así como de programar la función para la cual está destinada.

Si se demuestra que el algoritmo contiene defectos en su diseño, como la integración de sesgos discriminatorios derivados de datos históricos o configuraciones inadecuadas, el programador podría ser considerado responsable, especialmente si no

advirtió al Banco sobre estas limitaciones. La responsabilidad del desarrollador se fundamentaría en la falta de diligencia al no garantizar que el sistema fuera funcional, seguro y ético. Además, el programador tiene la obligación de proporcionar herramientas que permitan auditar el sistema y corregir posibles sesgos durante su uso, lo cual es crucial para evitar prácticas discriminatorias.

Sin embargo, la relación entre el Banco y el programador no implica una exoneración de responsabilidades para el Banco frente al consumidor final. La entidad financiera, al ser la que toma la decisión final de implementar el sistema, no puede trasladar su responsabilidad completamente al desarrollador. La normativa nacional sobre protección al consumidor refuerza esta posición al exigir a los proveedores garantizar la calidad y equidad de los servicios ofrecidos. Por tanto, la responsabilidad del programador podría considerarse secundaria o compartida, dependiendo de las circunstancias específicas, como el nivel de control del banco sobre el algoritmo o la existencia de cláusulas contractuales que delimiten las responsabilidades entre ambas partes.

Es posible que esta evaluación de responsabilidad requiera una auditoría técnica que permita determinar si la decisión discriminatoria fue causada por el diseño del sistema, por los datos utilizados para su entrenamiento o por una configuración específica realizada por el Banco. Este análisis es esencial para delimitar la responsabilidad entre el Banco y el desarrollador.

Además, la posibilidad de alegar exoneración de responsabilidad por fuerza mayor o caso fortuito debe ser examinada con cautela en este contexto. Dado que los sesgos algorítmicos suelen derivar de errores previsibles en los datos o el diseño, es improbable que puedan calificarse como eventos imprevisibles e inevitables. Esto refuerza la obligación tanto del Banco como del programador de implementar medidas preventivas, como pruebas rigurosas y auditorías constantes, para garantizar que los sistemas operen de manera justa y equitativa.

En atención a lo expuesto, en casos de discriminación algorítmica en evaluaciones de crédito automatizadas, la responsabilidad principal recae en el Banco, dado su rol como proveedor del servicio y su relación directa con el consumidor. No obstante, el programador o desarrollador del sistema también podría ser considerado corresponsable si se demuestra que el algoritmo contenía defectos de diseño o sesgos no corregidos. Para mitigar estos riesgos, es fundamental adoptar un enfoque preventivo que combine la implementación de auditorías técnicas, la promoción de la transparencia y la regulación específica de las tecnologías de inteligencia artificial. Este enfoque no solo protegerá los derechos de los consumidores, sino que también fomentará la confianza en el uso ético y responsable de la tecnología en el sector financiero.

IV.2 Insuficiencia normativa en el régimen nacional

Como punto de partida, podemos resaltar que nuestra normativa actual no regula de manera específica ni suficiente el uso de la inteligencia artificial para prevenir casos de discriminación algorítmica, a pesar del creciente uso de esta tecnología en sectores como el financiero. Si bien existen disposiciones generales aplicables, estas no abordan

de manera exhaustiva las particularidades y riesgos inherentes al uso de sistemas algorítmicos en la toma de decisiones automatizadas o aquellas medidas que deben adoptarse la prevenir la presencia de sesgos.

El Código de Protección y Defensa del Consumidor establece principios generales sobre la prohibición de prácticas discriminatorias y la obligación de los proveedores de garantizar la equidad en el acceso a bienes y servicios. Este marco normativo podría ser invocado en casos de discriminación algorítmica, como decisiones crediticias automatizadas que excluyan a ciertos grupos poblacionales de manera injustificada.

No existen requisitos legales específicos que obliguen a las empresas a realizar auditorías técnicas de sus algoritmos o a garantizar la diversidad y representatividad de los datos utilizados en su entrenamiento. Como bien hemos desarrollado en apartados anteriores, la evaluación de créditos de acuerdo con la normativa debe centrarse en el nivel de ingresos pero si se implementan sistemas de IA para llevar a cabo esta función, no se cuenta con normativa que enliste obligaciones de supervisión o evaluación al funcionamiento de los sistemas de IA. Estas omisiones aumentan el riesgo de perpetuar o amplificar desigualdades históricas.

Otro desafío relevante es la falta de un marco institucional especializado en supervisar el uso de la inteligencia artificial. Aunque el Indecopi tiene la facultad de sancionar prácticas discriminatorias en el acceso a bienes y servicios, carece de herramientas específicas para abordar los retos técnicos que plantea la discriminación algorítmica. Tampoco se han desarrollado estándares adaptados al contexto nacional que incorporen las mejores prácticas internacionales en el uso ético y responsable de la IA, como las directrices de la UE sobre inteligencia artificial confiable o los principios de la Unesco sobre IA ética. A nivel nacional, la Ley N.º 31814 (Ley que promueve el uso de la inteligencia artificial en favor del desarrollo económico y social del país, 2023), es la única norma que regula la inteligencia artificial en Perú. En la presente ley se establecen los principios que rigen el uso de la IA y se proporciona una definición general de determinados conceptos; sin mayor regulación en torno al uso de esta tecnología.

Este vacío normativo genera varias consecuencias. Por un lado, aumenta el riesgo de exclusión financiera, dado que los algoritmos de evaluación crediticia podrían discriminar a grupos vulnerables basándose en patrones históricos de exclusión. Por otro lado, la falta de lineamientos claros sobre transparencia y responsabilidad dificulta determinar quién debe asumir las consecuencias legales en caso de que un sistema algorítmico cause daño. Finalmente, esta situación puede generar desconfianza en los consumidores, afectando la adopción y aceptación de tecnologías basadas en inteligencia artificial.

En atención a lo desarrollado, el marco normativo actual resulta insuficiente para abordar las complejidades y riesgos asociados al uso de la inteligencia artificial en decisiones automatizadas. Aunque existen disposiciones generales que prohíben la discriminación, estas no son pasibles de abordar adecuadamente los desafíos específicos que plantea la discriminación algorítmica.



V. CONCLUSIONES Y/O RECOMENDACIONES

De acuerdo con lo desarrollado en el presente artículo, es posible advertir que el uso de sistemas de IA por parte de diversos sectores del mercado va en aumento debido a las notables ventajas que esta nueva tecnología ofrece; sin embargo, también es posible apreciar que estos sistemas no se encuentran exentos de errores en los pronósticos y/o resultados de su evaluación.

Así, queda claro que los sistemas de IA se encuentran expuestos a la presencia de sesgos algorítmicos, los mismos que generan una desviación en el correcto análisis de los datos sometidos a evaluación y que la normativa nacional vigente no se encuentra debidamente adaptada a regular estos escenarios o a determinar la responsabilidad que puede ser atribuible a las entidades o de ser el caso, a los programadores de estos sistemas.

De igual forma, es posible concluir que los sesgos algorítmicos producen escenarios de discriminación algorítmica que bajo el amparo de los criterios desarrollados por el TC y por el Indecopi, pueden calificar como discriminación bajo la noción tradicional.

Finalmente, se debe tener presente que existen escenarios donde la evaluación crediticia tradicional no se ha centrado específicamente en la evaluación del nivel de ingresos de los solicitantes, sino que puede tomar en cuenta otros factores que pueden calificar como discriminatorios y frente al uso de sistemas de IA, tales conductas discriminatorias pueden replicarse, dando como resultado la exclusión injustificada de ciertos grupos de personas en el acceso a créditos.

VI. BIBLIOGRAFÍA

CONGRESO DE LA REPÚBLICA

2010 Ley N.º 29571. Código de Protección y Defensa del Consumidor. Lima, 1 de septiembre.

HERMITAÑO, Juler

2022 “Aplicación de Machine Learning en la gestión de riesgo de crédito financiero: Una revisión sistemática”. Interfases. Lima, número 12, pp. 160-178. Consulta: 30 de abril de 2024.

<https://revistas.ulima.edu.pe/index.php/Interfases/article/view/5898/5789>

MORALES, Alejandro

2021 “El impacto de la inteligencia artificial en el Derecho”. Advocatus. Lima, número 39, pp. 41-42. Consulta: 30 de abril de 2024.

<https://revistas.ulima.edu.pe/index.php/Advocatus/article/view/5117/4930>

INDECOPI

2018 RESOLUCIÓN 2111-2018/SPC-INDECOPI Lima, 20 de agosto.

INDECOPI

2024 RESOLUCIÓN 2395-2024/SPC-INDECOPI Lima, 20 de agosto.

INDECOPI

2024 RESOLUCIÓN 1340-2024/SPC-INDECOPI Lima, 20 de agosto.

INDECOPI

2019 RESOLUCIÓN 2025-2019/SPC-INDECOPI Lima, 20 de agosto.

TRIBUNAL CONSTITUCIONAL

2022 SENTENCIA 238/2022

TRIBUNAL CONSTITUCIONAL

2021 SENTENCIA 371/2021

TRIBUNAL CONSTITUCIONAL

2021 SENTENCIA 274/2021

TRIBUNAL CONSTITUCIONAL DEL PERÚ

2011 “El derecho a la igualdad no consiste en la facultad de exigir un trato igual a los demás sino que sean tratadas de igual modo a quienes se encuentran en una idéntica situación, precisó el TC. Recuperado de <https://www.tc.gob.pe/institucional/notas-de-prensa/not-904ebaa89abb59e0b8ea50d3b4d635bf/>

GUTIERREZ, R.

2023 “Machine learning: Aplicaciones en las finanzas y gestión de riesgos”. Dialnet. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/9039554.pdf>

ATLAX 360

2023 “Inteligencia artificial y machine learning en la gestión del riesgo crediticio”. Recuperado de <https://atlx360.com/blog/inteligencia-artificial-machine-learning-gestion-riesgo-crediticio/>

SUNDEVs

2023 “Cómo utilizar inteligencia artificial para reducir costos y aumentar ventas”. Recuperado de <https://www.sundevs.com/es/blog/como-utilizar-artificial-inteligencia-para-reducir-costos-y-aumentar-ventas>

COMITÉ DE DERECHOS ECONÓMICOS, SOCIALES Y CULTURALES

2009 “*Observación General N° 20: La no discriminación en los derechos económicos, sociales y culturales*” (artículo 2, párrafo 2, del Pacto). Naciones Unidas. Recuperado de <https://www.refworld.org/docid/4b88f2852.html>.

UNIVERSIDAD CONTINENTAL

2023 “Machine learning en las finanzas: Gestionando el riesgo de crédito”. Recuperado de <https://blogposgrado.ucontinental.edu.pe/machine-learning-finanzas-riesgo-de-credito>

CLOUDFLARE

2023 “What is machine learning?”. Recuperado de <https://www.cloudflare.com/es-es/learning/ai/what-is-machine-learning/>

IBM

2023 “What is artificial intelligence (AI)?”. Recuperado de <https://www.ibm.com/mx-es/topics/artificial-intelligence>

MCKINSEY

2023 “¿Cómo la IA generativa puede ayudar a los bancos a gestionar el riesgo y el cumplimiento normativo?”. Recuperado de <https://www.mckinsey.com/featured-insights/destacados/como-la-ia-generativa-puede-ayudar-a-los-bancos-a-gestionar-el-riesgo-y-el-cumplimiento-normativo/es>

BAROCAS, S., HARDT, M., & NARAYANAN, A.

2019 “¿Fairness and machine learning: Limitations and opportunities. Recuperado de <https://fairmlbook.org>

BINNS

2018 “Fairness in machine learning: Lessons from political philosophy. *Proceedings of the 2018 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*”, 149–159. Recuperado de <https://doi.org/10.1145/3287560.3287583>

KAHNEMAN, D.

2011 “Thinking, fast and slow”. Farrar, Straus and Giroux.

OBERMEYER, Z., POWERS, B., VOGELI, C., & MULLAINATHAN, S.

2019 “Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. *Science*, 366(6464), 447–453. Recuperado de <https://doi.org/10.1126/science.aax2342>

THALER, R. H., & SUNSTEIN, C. R.

2008 “Nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness”. Yale University Press.

DEMOCRACY NOW

2019 “UnitedHealth faces probe over racial discrimination in its algorithm”. Recuperado de https://www.democracynow.org/es/2019/11/5/titulares/unitedhealth_faces_probe_over_racial_discrimination_in_its_algorithm

INDECOPI

2022 “Lineamientos sobre Protección al Consumidor”. Recuperado de <https://www.indecopi.gob.pe>

INEI

2023 “Informalidad laboral en el Perú”. Recuperado de <https://www.inei.gob.pe>

SAS

2022 “Uso de inteligencia artificial en el sector financiero en Perú”. Recuperado de <https://www.sas.com>