

LA EVALUACIÓN DE LA SOLVENCIA MEDIANTE EL USO DE SISTEMAS DE IA¹

CREDITWORTHINESS ASSESSMENT BY AI

Noelia Collado-Rodríguez²

Profesora ayudante doctora de Derecho civil

Universidade da Coruña

Resumen: Este estudio analiza el impacto de la utilización de sistemas de inteligencia artificial en los tradicionales procesos de *credit scoring* que se utilizan para evaluar la solvencia del consumidor antes de la concesión de un crédito. Además de examinar los cambios o repercusiones que la implantación de estos sistemas tiene en los procesos de *credit scoring*, se analizan los riesgos potenciales que van aparejados al uso de estos sistemas y su posible mitigación a través de las normas existentes en nuestro ordenamiento. Por último, se estudian las propuestas normativas a nivel europeo que se encuentran en fase de aprobación, en concreto, aquellas medidas que pudieran resultar de utilidad para eliminar o mitigar los riesgos analizados.

Palabras clave: Evaluación de la solvencia; riesgo de crédito; credit scoring; sistemas de IA; protección de datos.

Title: Solvency assessment through the use of AI systems. Creditworthiness assessment by AI

Abstract: This study analyzes the impact of using artificial intelligence systems in the credit scoring processes traditionally used to assess consumers' creditworthiness before granting a loan. In addition, we will analyze the potential risks associated with the use of these systems and their possible mitigation through existing regulations in our legal system. Finally, we will observe the European regulatory proposals that are in the process of being adopted, specifically, those measures that could be useful to eliminate or mitigate the risks analyzed.

Keywords: Creditworthiness assessment; underwriting; credit score, IA systems; data protection.

SUMARIO: 1. Introducción; 2. La utilización de sistemas de IA en el análisis de la solvencia; 2.1. Cuestión previa: el diseño del sistema de IA; 2.2. El impacto de la introducción de sistemas de IA en las fases de la evaluación de la solvencia; 3. Riesgos y desafíos derivados del uso de técnicas de IA en

¹ Estudio realizado en el marco de una estancia de investigación en la Università degli Studi di Trieste, Italia.

² ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-0584-7940>

la evaluación de la solvencia; 3.1. Cuestiones relativas a los datos que, directa o indirectamente, informan el sistema de IA; 3.2. Opacidad del funcionamiento de los sistemas de IA; 3.3. Resultados erróneos o arbitrarios; 3.4. Resultados discriminatorios; 4. Propuestas normativas; 4.1. Propuesta de Reglamento de IA; 4.2. Propuesta de Directiva sobre responsabilidad en materia de IA; 4.3. Propuesta de Directiva de crédito al consumo; 5. Conclusiones; 6. Bibliografía.

1. INTRODUCCIÓN

La obligación de evaluar la solvencia es la primera de las evaluaciones previas a la contratación en los mercados financieros introducida por el legislador en el ordenamiento jurídico europeo a través de las Directivas 2008/48/CE, de crédito al consumo – en adelante, DCC–, y 2014/17/UE, de crédito hipotecario – en adelante, DCH–. Normas que se implementaron en nuestra legislación mediante la Ley 16/2011 de contratos de crédito al consumo –en adelante, LCCC–, y la Ley 5/2019 de contratos de crédito inmobiliario –en adelante, LCCI–, respectivamente.

Sin embargo, este conjunto de procesos conducentes al análisis de la capacidad económica del prestatario no es nada novedoso en el ámbito bancario, ya que la realización de este tipo de averiguaciones previas a la concesión de créditos –e incluso durante la vigencia de los mismos– es prácticamente consustancial a actividad bancaria³. En efecto, si la viabilidad del negocio bancario descansa en la recuperación del capital prestado y en la obtención de beneficios a través de los intereses, resulta primordial gestionar el riesgo de crédito para concedérselo sólo a personas que puedan afrontar su devolución⁴. Sin embargo, la expansión del mercado de crédito a finales del pasado siglo⁵ y la consecuente preocupación de las instituciones europeas por las situaciones de sobreendeudamiento de los consumidores en los años noventa y principios de los dos mil⁶ –preocupación que se materializó en la crisis financiera de 2007– devino en la creación de un deber de evaluar la solvencia a través de las normas arriba mencionadas. Por lo tanto, y a excepción de las salvedades que, en su caso, se indiquen, a efectos de este trabajo, cuando hablemos de evaluación de la solvencia o de la capacidad crediticia del cliente, estaremos haciendo referencia a estos procesos de manera general, y no necesariamente a ese deber legal de evaluar la solvencia.

La evaluación de la solvencia consiste en un examen previo a la contratación del crédito que tiene como objeto predecir si el potencial prestatario está en disposición

³ Cfr. MARQUEZ, Javier: «An introduction to credit scoring for small and medium size enterprises», *USA*, febrero 2008, págs. 2 y 3.

⁴ Cfr. VAN GESTEL, Tony; BAESENS, Bart: *Credit Risk Management*, Oxford University Press, 2009, págs. 2 y 23.

⁵ Cfr. CUENA CASAS, Matilde: «El sobreendeudamiento privado como causa de la crisis financiera y su necesario enfoque multidisciplinar», en *Préstamo Responsable y Ficheros de Solvencia*, PRATS ALBENTOSA, L. CUENA CASAS, M. (Coordinadores), Aranzadi, Cizur Menor, 2014, pág. 30.

⁶ Vid. Entre otros, el Dictamen de 24 de noviembre de 1992 emitido por el Consejo Económico y Social Europeo, titulado «El Consumidor y el Mercado Interior»; la Resolución del Consejo de 26 de noviembre de 2001 relativa al crédito y al endeudamiento de los consumidores (2001/C 364/01); la Resolución de los Ministros europeos de Justicia titulada «*Seeking Legal Solutions to Debt Problems in a Credit Society*» y elaborada en el 26º Congreso de Ministros Europeos de Justicia celebrado en Helsinki los días 7-8 abril de 2005.

de cumplir con las obligaciones derivadas del crédito. Esta evaluación se compone de tres fases o etapas consecutivas, similares a las que se dan en otras evaluaciones preceptivas en los mercados financieros, como la evaluación de las necesidades y exigencias del consumidor en el mercado de seguro y las evaluaciones de idoneidad o conveniencia en el mercado de instrumentos financieros. La primera fase consiste en la recopilación de la información que, previamente, se haya definido como necesaria o relevante en función del objetivo que se persiga con la evaluación. En el caso de la evaluación de la solvencia, como el objetivo consiste en averiguar si las obligaciones derivadas del crédito se adecúan a la capacidad financiera del consumidor, la información objeto de análisis deberá versar *grosso modo* sobre el activo y pasivo financiero del potencial prestatario. La segunda fase consiste en el procesamiento de dicha información, esto es, su análisis. Y, en tercer lugar, y como consecuencia del procesamiento de la información, se obtendrá un resultado representativo de las probabilidades de pago del consumidor que, en mayor o medida, influirá en la decisión que se adopte por el prestatario⁷.

El proceso de evaluación, entendido como la realización de las tres etapas mencionadas, puede llevarse a cabo tanto manualmente, como también a través de las técnicas más novedosas de inteligencia artificial (en adelante, IA) que tan en boga se encuentran en la actualidad. De hecho, en un primer momento, esta evaluación se hacía por un experto de la entidad que, tras analizar la información disponible, tomaba una decisión sobre la oportunidad de conceder el crédito⁸. La evolución tecnológica iniciada a mediados del siglo XX permitió el uso de nuevas técnicas y herramientas⁹ que sustituyeron progresivamente el análisis del experto¹⁰. El sistema por excelencia para evaluar la solvencia es el *credit scoring*, consistente en el tratamiento automatizado de datos, a los que previamente se ha transformado en variables y atribuido un peso determinado, para crear un algoritmo en el que, introducida la información del potencial prestatario, se obtiene una puntuación demostrativa de la capacidad de pago del consumidor y, por tanto, predictiva de las probabilidades de cumplimiento¹¹.

⁷ Sobre la obligación de evaluar la solvencia, vid. COLLADO-RODRÍGUEZ, Noelia: *La obligación del prestamista de evaluar la solvencia del consumidor de crédito. Adaptado a la Ley 5/2019, de 15 de marzo, reguladora de los contratos de crédito inmobiliario*. Aranzadi, Cizur Menor, 2019, págs. 149-264.

⁸ En un primer momento, la evaluación de la capacidad crediticia del cliente se basaba en el análisis cuantitativo de un experto a través de distintas técnicas. La más antigua es el *modelo relacional*, que basaba la decisión únicamente en el juicio del analista y la sustentaba únicamente en la relación de la entidad con el cliente. Así, la decisión sobre la concesión del crédito se basaba en la experiencia que la entidad tuviese con ese concreto cliente. Más adelante, se generalizó el uso del *modelo de las cinco "C"* que, si bien se basa en el análisis de cinco variables –cuyos nombres empiezan por «c» en inglés, de ahí su denominación–, la valoración de estas variables está supeditada al criterio del evaluador. Vid. BALBUENA RIVERA, Manuel: «Análisis del riesgo financiero de las personas físicas y su impacto en el coste crediticio», *Préstamo Responsable y Ficheros de Solvencia*, CUENA CASAS, Matilde; PRATS ALBENTOSA, Lorenzo. (Coords.), Aranzadi, Cizur Menor, 2014, pág. 152.

⁹ Como indica MÁRQUEZ, tras la Segunda Guerra Mundial, los procesos de evaluación de la solvencia pudieron automatizarse gracias a la introducción de calculadoras automáticas primero y, posteriormente, con la introducción de ordenadores. Cfr. MÁRQUEZ, Javier: «An introduction to credit scoring...», *op. cit.* pág. 10.

¹⁰ Cfr. HAVARD, Cassandra Jones: «On the take: the black box of credit scoring and mortgage discrimination», *BU Pub. Int. LJ*, 2010, vol. 20, pág. 262. STATEN, Michael: «Risk-based pricing in consumer lending», *JL Econ. & Pol'y*, 2015, vol. 11, pág. 41.

¹¹ HAVARD, Cassandra Jones: «On the take...», *op. cit.* p. 262. STATEN, Michael: «Risk-based pricing...», *op. cit.* pág. 37.

A la vista de la definición proporcionada de *credit scoring* podría pensarse que, por su naturaleza, es una técnica de IA en tanto consiste en la entrada de datos y su análisis por parte de un algoritmo de cuya aplicación se obtendrá un resultado que, posteriormente, será utilizado para tomar la decisión más conveniente en función de los objetivos perseguidos. Asimismo, dado que la inteligencia artificial, como área de conocimiento, existe desde mediados del siglo XX¹² y la aplicación de los sistemas de *score* en el ámbito crediticio se llevan aplicando de manera generalizada desde finales de los años 80¹³, cabe pensar que el desarrollo de ambos haya ido de la mano. Sin embargo, esto no se corresponde con la realidad ya que la IA y el *credit scoring* tienen en común que los algoritmos son una pieza clave en su funcionamiento, pero su funcionamiento no es interdependiente: los modelos de *credit scoring* pueden realizarse a través de operaciones matemáticas –de hecho, empezaron a realizarse con calculadoras automáticas¹⁴– que no implican la intervención de la IA¹⁵. Además, no sido hasta estos últimos años cuando se han dado los elementos necesarios para que la ciencia de la IA haya experimentado un fuerte desarrollo. En efecto, como explica PALMA ORTIGOSA la inteligencia artificial ha necesitado de la coincidencia de varios factores que han posibilitado su expansión y desarrollo, como son la disponibilidad masiva de datos, la posibilidad de recoger, procesar y almacenar dichos datos y, por último, el incremento de la capacidad computacional de los ordenadores¹⁶.

La introducción de sistemas de IA en los modelos de *credit scoring* supone un salto cualitativo en cuanto a las ventajas que conlleva el uso de estos últimos. Si en su momento la utilización de modelos de *credit scoring* fueron un revulsivo para el mercado de crédito que permitió ahorrar costes de tiempo y personal, y aumentar el porfolio del prestamista sin la correlativa tasa de pérdidas¹⁷, la aplicación de sistemas de IA, al recibir y analizar una cantidad de información significativamente mayor, intensifican los beneficios mencionados, mejorando la capacidad predictiva de los resultados y ampliando la cartera de clientes a personas excluidas hasta ese momento¹⁸. No obstante, la aplicación de estos sistemas no está exenta de riesgos

¹² El comienzo de esta rama del conocimiento se asocia con la publicación del artículo de Alan Turin titulado «*Computing machinery and intelligence*», en el que incluye el denominado *test de Turin* para medir la inteligencia de las máquinas. Cfr. PALMA ORTIGOSA, Adrián: «El ciclo de vida de los sistemas de inteligencia artificial. Aproximación técnica de las fases presentes durante el diseño y despliegue de los sistemas algorítmicos», *Derechos y garantías ante la inteligencia artificial y las decisiones automatizadas*, COTINO HUESO, Lorenzo (Dir.), Aranzadi, Cizur Menor, 2022, pág. 30. RUSSELL, Stuart J.; NORVIG, Peter: *Artificial intelligence: a modern approach*. Pearson Education, Inc., 2010, pág 2.

¹³ Cfr. STATEN, Michael: «Risk-based pricing...», *op.cit.* pág. 41. Y, BRUCKNER, Matthew Adam: «The promise and perils of algorithmic lenders' use of big data», *Chi.-Kent L. Rev.*, vol. 93, 2018, pág. 11.

¹⁴ Vid. nota nº 9.

¹⁵ Entendiendo como sistemas de IA aquellos softwares a los que se les asigna una tarea compleja y, para su resolución, son capaces de percibir el entorno a través de la adquisición de datos –estructurados y no estructurados– y su interpretación, procesar esta información y concluir cuál es la mejor vía de solución del problema planteado. Esta definición es la traducción y adaptación de la definición aportada por el Grupo de Expertos de alto nivel en Inteligencia Artificial. Vid. GRUPO DE EXPERTOS DE ALTO NIVEL SOBRE INTELIGENCIA ARTIFICIAL *Una definición de la inteligencia artificial: principales capacidades y disciplinas científicas*, 2019, pág. 6.

¹⁶ PALMA ORTIGOSA, Adrián: «El ciclo de vida de los sistemas de inteligencia artificial...», *op. cit.*, págs. 34-36.

¹⁷ STATEN, Michael: «Risk-based pricing...», *op.cit.*, pág. 39.

¹⁸ Cfr. HILLER, Janine S.; JONES, Lindsay Sain: «Who's Keeping Score?: Oversight of Changing Consumer Credit Infrastructure», *American Business Law Journal*, 2022, vol. 59, no 1, pág. 64. Y, HERTZA, Vlad A.: «Fighting Unfair Classifications in Credit Reporting: Should the United States Adopt GDPR-Inspired Rights in Regulating Consumer Credit», *NYUL Rev.*, 2018, vol. 93, pág. 1716.

que pueden suponer, incluso, una amenaza para los derechos fundamentales de los consumidores de crédito¹⁹. Riesgos que, si bien se venían planteando desde antes de la implementación de los sistemas de IA, se ven intensificados o incrementados por su uso en este ámbito.

En el presente trabajo se analizará el impacto que la aplicación de los sistemas de IA tiene en los procesos de evaluación de la solvencia. A continuación, examinaremos detenidamente los riesgos que implica para los consumidores el uso de estos sistemas. Finalmente, observaremos cómo la normativa que está siendo objeto de elaboración por las instituciones europeas aborda estos problemas.

2. LA UTILIZACIÓN DE SISTEMAS DE IA EN EL ANÁLISIS DE LA SOLVENCIA

El propósito de este epígrafe es sentar las bases sobre la aplicación de sistemas de IA en los procesos de evaluación de la solvencia, para ello se explicará en primer lugar cómo se diseñan los sistemas y, a continuación, se examinará como impacta su implementación en las tres etapas o fases en las que se divide la evaluación de la solvencia: la recopilación de datos, su procesamiento y la obtención de una puntuación.

2.1. Cuestión previa: el diseño del sistema de IA

Antes de analizar el impacto que ha tenido la introducción de sistemas de IA en las fases en las que se compone la evaluación de la solvencia conviene analizar cómo se crea y diseña un sistema de IA, puesto que las acciones y decisiones que se tomen en esta fase serán determinantes para que los resultados obtenidos sean precisos y predictivos.

En primer lugar, debe concretarse cuáles son las necesidades que se pretenden satisfacer con el sistema –en nuestro caso, análisis de la solvencia– y con qué objetivo –por ejemplo, conceder créditos que sean viables económicamente o que sean adecuados para el consumidor–. En este primer paso debe armarse la estructura en la que se basará el sistema de IA, lo que permitirá reducir, en la medida de lo posible, los potenciales impactos negativos que podrían darse y adaptar el sistema a la normativa aplicable en el área donde se va a desplegar.

El segundo paso consiste en la preparación de los datos que van a utilizarse por el sistema para la elaboración de los modelos²⁰. Para la confección de estos modelos algorítmicos, el desarrollador del sistema de IA necesita un gran volumen de datos con el que entrenar al algoritmo. Estos datos deberán transformarse o traducirse a un formato adecuado para que puedan ser correctamente interpretados por el sistema –lo que se denomina preprocesamiento de datos–. Asimismo, los datos deben ser revisados con el objeto de eliminar, cuando proceda, las muestras de datos que presenten atributos incompletos, parciales o valores anormales respecto del conjunto de datos restante. Este proceso de *limpieza* de datos debe realizarse con precaución ya que los valores anormales pueden deberse a que estos se refieren a un grupo minoritario con valores diferenciados respecto del resto; con lo que su

¹⁹ Cfr. LU, Sylvia: «Data Privacy, Human Rights, and Algorithmic Opacity», *Cal. L. Rev.*, vol. 110, 2022, pág. 120.

²⁰ Sobre el proceso de diseño y aplicación de los sistemas de IA vid. PALMA ORTIGOSA, Adrián: «El ciclo de vida de los sistemas de inteligencia artificial...», *op. cit.*, págs. 37-48.

eliminación determina que la realidad de este grupo no quede representada y, por tanto, que las decisiones sobre este grupo de personas sean susceptibles de ser arbitrarias o incluso discriminatorias²¹.

Otro aspecto de la fase de diseño del sistema es la elección del algoritmo y del modelo de aprendizaje más adecuado en función de la tarea que vaya a realizar o el contexto donde se va a desplegar el sistema de IA²². En el caso de la evaluación de la solvencia no puede afirmarse que existan modelos que sean inequívocamente mejores que el resto²³, aunque es cierto que hay cierto consenso en que las técnicas de *deep learning* poseen un mayor poder predictivo. En cuanto a la técnica de aprendizaje más adecuada a este propósito, esta sería el aprendizaje *no supervisado*; esto es, los datos se introducen en el algoritmo sin catalogar o etiquetar para que sea esta quien identifique las características principales en cada grupo de datos, así como las correlaciones y patrones existentes²⁴.

Preparados los datos y elegido el algoritmo, puede iniciarse el tratamiento de los mismos que arrojará como resultado uno o varios modelos que, a su vez, deberán ser objeto de evaluación para comprobar su eficacia. Así, deberá comprobarse si los resultados son asumibles en el contexto en el que se va a desplegar el sistema de IA –el número de falsos positivos o negativos–. De lo contrario, habría que volver a las fases anteriores para identificar y corregir los posibles errores. Una vez evaluados los modelos, en caso de ser varios, deberá elegirse aquel que mejor se adecúe a los objetivos y el contexto que fijó en el primer paso. Los resultados de esta evaluación del modelo, así como el proceso para la obtención del mismo debe quedar debidamente documentado²⁵.

Una vez finalizada la fase de diseño del sistema de IA, procede entonces su despliegue o puesta en marcha para, en este caso, evaluar la solvencia de los prestatarios.

2.2. El impacto de la introducción de sistemas de IA en las fases de la evaluación de la solvencia

a) Recopilación de datos

Para evaluar las probabilidades de pago de un potencial prestatario, el primer paso es averiguar cualquier información que sea relevante a la hora de determinar si está en disposición de asumir económicamente el crédito. Tradicionalmente, los prestamistas han obtenido la información necesaria para evaluar la solvencia a través del propio prestatario, quien soportaba la carga de proporcionar aquellos datos solicitados por el prestamista, así como la justificación de los mismos, en su caso²⁶.

²¹ Cfr. PALMA ORTIGOSA, Adrián: «El ciclo de vida de los sistemas de inteligencia artificial...», *op. cit.*, págs. 38-39.

²² Cfr. PALMA ORTIGOSA, Adrián: «El ciclo de vida de los sistemas de inteligencia artificial...», *op. cit.*, págs. 39-40.

²³ FERNÁNDEZ MORALES, Antonio: «Modelos para la determinación del riesgo de crédito», *El préstamo hipotecario y el mercado del crédito en la Unión Europea*, FLORES DOÑA, María de la Sierra, RAGA GIL, José Tomás (Dir.), Dykinson, 2016, pág. 305.

²⁴ Cfr. PALMA ORTIGOSA, Adrián: «El ciclo de vida de los sistemas de inteligencia artificial...», *op. cit.*, pág. 33.

²⁵ Cfr. PALMA ORTIGOSA, Adrián: «El ciclo de vida de los sistemas de inteligencia artificial...», *op. cit.*, págs. 41-42.

²⁶ Así lo dispone también la LCCI en su art. 12.1.

Además, el prestamista también podía acudir a otras fuentes –internas o externas– aparte del propio prestatario para completar la información que este hubiese aportado o comprobarla –como el historial previo del cliente en la entidad, el CIRBE, registros públicos, etc.–²⁷. Una vez obtenida esta información, la introducían en el algoritmo para su procesamiento estadístico.

En la actualidad, el prestamista –o tercero en quien este delegue la función del *scoring*– cuenta, además de con las fuentes de información tradicionales, con fuentes adicionales²⁸ a su disposición a las que puede acceder por sí mismo o a través de un *bróker* de datos²⁹. Esta información puede introducirse manualmente en el sistema por el prestamista, también de forma autónoma por parte del propio sistema de IA o, en última instancia, que se haga de forma combinada, introduciendo manualmente el prestamista parte de la información y otra parte la introduzca el modelo automáticamente³⁰.

Por último, cabe añadir que, para asegurar la efectividad del resultado obtenido por el modelo elegido, es necesario que los datos del potencial prestatario que se recopilen se correspondan o sean similares a aquellos con los que se ha entrenado el sistema, de lo contrario es posible que el sistema arroje resultados erróneos o imprecisos³¹.

b) Procesamiento de la información

Una vez recopilados los datos e introducidos en el sistema, estos están listos para ser analizados. El procesamiento de la información consiste, en esencia, en el análisis de la información del potencial prestatario por parte del sistema de IA conforme al modelo previamente elegido y con el objeto de que obtenga un resultado demostrativo de su capacidad de reembolso del crédito.

c) Generación de un resultado o score

Tras el procesamiento de los datos relativos al potencial prestatario por el sistema de IA, este arrojará un resultado. El siguiente paso es concretar o atribuir un significado concreto –un valor de salida– al resultado que, en el caso de la evaluación de la solvencia, será una predicción de la probabilidad de cumplimiento de las obligaciones

²⁷ La referencia a las fuentes *internas o externas* se establece en el art. 20.1 de la DCH sin que se reproduzca en la LCCI, que se limita a indicar que la información se obtendrá del prestatario y de la consulta del CIRBE –art. 12.1 LCCI–.

²⁸ Entre las nuevas fuentes de información al servicio del prestatario o *bróker* de datos están los datos del dispositivo a través del que se solicita el crédito, entre los que se encuentran: los datos del teléfono, del GPS, del calendario, los datos de conectividad, de la cámara, los sms, los pagos en aplicaciones, el micrófono, la capacidad de almacenamiento, carpetas y archivos guardados, lista de contactos, historial de pagos, historial de descarga de aplicaciones, historial de llamadas y las fotos. Vid. KELLY, Sonja; MIRPOURIAN, Mehrdad: «Algorithmic Bias, Financial Inclusion, and Gender: A primer on opening up new credit to women in emerging economies», *Women's World Banking*, 2021, pág. 6.

²⁹ Un *bróker* de datos es la persona –física o jurídica– cuya actividad consiste en recopilar y tratar los datos de potenciales clientes para, posteriormente, comercializar con ellos. Cfr. HERTZA, Vlad A.: «Fighting Unfair Classifications in Credit Reporting...», *op. cit.*, pág. 1710. Y, PALMA ORTIGOSA, Adrián: *Régimen jurídico de la toma de decisiones automatizadas y el uso de sistemas de inteligencia artificial en el marco del derecho a la protección de datos personales*, Tesis doctoral, octubre 2021, págs. 107-108, accesible a través del siguiente link: <https://roderic.uv.es/bitstream/handle/10550/81060/TESIS%20Adri%C3%A1n%20Palma%20.pdf?sequence=1> (accedido por última vez el 11/05/2023).

³⁰ PALMA ORTIGOSA, Adrián: *Régimen jurídico de la toma de decisiones automatizadas...*, pág. 106.

³¹ Cfr. PALMA ORTIGOSA, Adrián: «El ciclo de vida de los sistemas de inteligencia artificial...», *op. cit.*, pág. 43.

derivadas del crédito. Asimismo, la entidad que se vale del sistema de IA debe determinar el valor que dará al resultado, de manera que, si el resultado se convierte directamente en la decisión adoptada por la identidad, se tratará de una decisión automatizada. Si, por el contrario, el resultado es un factor más utilizado por la entidad para la toma de una decisión acerca de la oportunidad del crédito estamos entonces ante una decisión *semiautomatizada*³².

No obstante, cuando la evaluación de la solvencia la lleve a cabo un tercero distinto del prestamista por delegación de este, si la puntuación resultante es negativa y es determinante de la decisión del prestamista de denegar el crédito, deberá considerarse una decisión automatizada a juicio del Abogado General PIKAMÄE³³.

3. RIESGOS Y DESAFÍOS DERIVADOS DEL USO DE TÉCNICAS DE IA EN LA EVALUACIÓN DE LA SOLVENCIA

Si bien son innegables las ventajas que suponen la implementación y desarrollo de los sistemas de IA en casi cualquier ámbito de la existencia humana en tanto procesan enormes cantidades de información y las ponen al servicio de las necesidades u objetivos que se hayan prestablecido facilitando la toma de decisiones; también es evidente que estas ventajas vienen acompañadas de riesgos potenciales de gran calado. Entre los riesgos planteados por el uso de herramientas de IA en los procedimientos de *credit scoring* vamos a analizar los riesgos relativos a la privacidad de los prestatarios, en concreto, el uso de datos no tradicionales, las decisiones basadas en perfiles y algunas concreciones del derecho al olvido que afecta a los prestatarios. También examinaremos los riesgos relativos a la opacidad de los sistemas de IA y los riesgos derivados de la obtención de resultados arbitrarios o discriminatorios.

3.1. Cuestiones relativas a los datos que, directa o indirectamente, informan el sistema de IA

Como hemos visto, los datos son una pieza fundamental en la evaluación de la solvencia, tanto a la hora de diseñar el sistema de IA como a la hora de ponerlo en marcha y utilizarlo. Los datos utilizados –tanto para el entrenamiento del sistema como para la evaluación– van a determinar que el resultado sea el obtenido y no otro, afectando al estatus económico del potencial prestatario. Así, el uso de determinados datos, su tratamiento y la posibilidad de ejercer los derechos oportunos son cuestiones relevantes en el marco de la evaluación de la solvencia que deben analizarse a la luz de la normativa de protección de datos.

a) Datos tradicionales vs. datos no tradicionales

Dado que la evaluación de la solvencia tiene como objetivo averiguar la capacidad de pago del prestatario, tradicionalmente se ha tenido en cuenta la información o datos relativos a la situación laboral de este, a sus activos y compromisos financieros, y cualquier otra circunstancia estrechamente relacionada con su capacidad de

³² PALMA ORTIGOSA, Adrián: *Régimen jurídico de la toma de decisiones automatizadas...*, pág. 118.

³³ Cfr. Conclusiones del Abogado General PIKAMÄE presentadas el 16 de marzo de 2023 respecto del asunto C-634/21, párrafos 47º y 49º. El Abogado General reproduce, además, las consideraciones del tribunal alemán que plantea la cuestión prejudicial en las que afirma *el papel determinante del valor del scoring en la concesión de créditos y a la hora de establecer las condiciones de estos* [párrafo 46º].

devolución del crédito. En este sentido, cabe señalar que tanto la DCH como la LCCI hacen referencia específica a aspectos como los señalados a la hora de cumplir con la obligación de evaluar la solvencia de los consumidores –cdo. 55º DCH y art. 11.1 LCCI–.

En los últimos años, el *Big Data*, o disponibilidad de grandes volúmenes de datos y la posibilidad de poder tratarlos³⁴, ha posibilitado que las correlaciones obtenidas por el tratamiento de los datos se basen en características que poco o nada tienen que ver con la capacidad económica o financiera individual del prestatario. Si la información relativa a la capacidad económica del prestatario es la considerada tradicional –*traditional data*–, ahora nos encontramos que es posible que se tomen decisiones teniendo en cuenta información muy alejada de estos parámetros –*non traditional data*– como, por ejemplo, el dispositivo utilizado para la solicitud del crédito –Apple, Samsung, Xiaomi, etc.–; su sistema operativo –si es Android, iOS, etc.–; las aplicaciones descargadas –de compra online, juegos, redes sociales, etc.–; los contactos en redes sociales –cuál es su historial de pagos o su calificación crediticia–; o cómo de rápido transita el usuario por la interfaz de la página web donde se informa de las condiciones del contrato de crédito³⁵ –es decir, si el consumidor se toma el tiempo necesario para leer las condiciones del contrato en la página web o si, por el contrario, obvia esta información y pasa de largo a la siguiente fase del proceso de solicitud–.

El uso de esta información no tradicional permite, por un lado, contar con muchos más datos sobre el potencial prestatario que si nos ceñimos a la información tradicional y, por otro, –y como consecuencia de lo anterior– también permite ampliar el número de potenciales clientes que de otra forma estarían excluidos del crédito. Sin embargo, puede resultar sorprendente e, incluso, problemático que una decisión tan relevante para la vida de los consumidores como es la obtención de un crédito esté supeditada a factores como los contactos que pueda tener en Facebook o Instagram, o las aplicaciones que tenga instaladas en su teléfono y no con su capacidad económica. De manera que, en lugar de la situación económica individual del prestatario, la evaluación se base en si vive en un barrio humilde o con una alta densidad de población inmigrante; si compra en supermercados en los que compran personas de bajos ingresos; o si sus contactos de las redes sociales tienen una baja calificación crediticia. Esto es lo que le ocurrió a un ciudadano estadounidense que de un día para otro vio reducido el límite en su tarjeta de crédito de 10.800 a 3.800 dólares sin que se hubiese dado ningún cambio en sus circunstancias económicas: empresario de éxito, propietario de su vivienda, con un historial de pagos impoluto. Pues bien, el argumento aducido por la entidad emisaria de la tarjeta de crédito,

³⁴ El *Big Data* se caracteriza por la variedad tanto de fuentes como de las clases de datos, y la velocidad de su procesamiento. Cfr. O'LEARY, Daniel E.: «Artificial Intelligence and Big Data», *IEEE intelligent systems*, 2013, vol. 28, no 2, pág. 96.

³⁵ Cfr. HURLEY, Mikella; ADEBAYO, Julius: «Credit scoring in the era of big data», *Yale JL & Tech.*, 2016, vol. 18, pág. 166. Y, cfr. HILLER, Janine S.; JONES, Lindsay Sain: «Who's Keeping Score?: Oversight of Changing Consumer Credit Infrastructure», *American Business Law Journal*, 2022, vol. 59, no 1, págs. 62 y 65. Estos últimos autores indican que entre los datos que se tienen en cuenta están las notas obtenidas en el examen de acceso a la universidad –el SAT estadounidense–, la hora a la que el consumidor solicita el crédito o su localización.

American Express, es que este señor había utilizado su tarjeta en establecimientos donde compran otros clientes con historiales de pago mediocres³⁶.

A estos efectos el Reglamento General de Protección de Datos³⁷ (en adelante, RGPD) recoge dos principios que pueden ayudar a dilucidar si el uso de información no tradicional, esto es, no relacionada o no representativa de la capacidad del consumidor para cumplir con las obligaciones derivadas del crédito, es conforme con la normativa de protección de datos. Estos principios son el de limitación de la finalidad del tratamiento de los datos –art. 5.1 (b) RGPD– y el principio de minimización de los datos –art. 5.1 (c) RGPD–.

El principio de limitación de la finalidad del tratamiento implica que los datos recogidos para un determinado fin solo pueden utilizarse para ese fin y no para otro distinto, con lo cual solo los datos recopilados para evaluar la solvencia pueden emplearse a tal fin. Y, al contrario, los datos recopilados con otros fines no pueden utilizarse para evaluar la solvencia –a excepción de que se trate de fines compatibles³⁸–. Si bien este principio no determina automáticamente la ilicitud del uso de datos no tradicionales –ya que pueden haberse recogido a tal fin– sí que garantiza a mi entender la transparencia, predictibilidad y el control del usuario sobre el uso de sus datos. De esta manera, el consumidor conocedor esta información estará en disposición de ejercer sus derechos, como el derecho de oposición³⁹ a que se traten, por ejemplo, datos relativos a su comportamiento o contactos en redes sociales o cuál es su proveedor de internet.

En estrecha relación con el principio de finalidad del tratamiento se encuentra el principio de minimización de los datos, que implica que la recopilación y procesamiento de los datos debe limitarse a los que sean estrictamente necesarios para lograr la finalidad perseguida con el tratamiento⁴⁰. En concreto, deben ser *adecuados, pertinentes y limitados a lo necesario*⁴¹, de manera que los datos relativos al consumidor respecto de los que no se pueda justificar su relación con su capacidad de asunción de las obligaciones económicas derivadas del crédito no podrán tenerse en cuenta a la hora de evaluar la solvencia.

En esta misma línea se sitúa la normativa de protección al consumidor y la normativa de protección del cliente bancario. La LCCI⁴² establece que la *evaluación tendrá debidamente en cuenta los factores pertinentes para verificar la capacidad del cliente para cumplir con las obligaciones derivadas del préstamo* y añade, a modo

³⁶ Vid. HURLEY, Mikella; ADEBAYO, Julius: «Credit scoring in the era of big data», *op. cit.*, págs. 150-151.

³⁷ Reglamento (UE) 2016/679 del Parlamento Europeo y del Consejo de 27 de abril de 2016, relativo a la protección de las personas físicas en lo que respecta al tratamiento de datos personales y a la libre circulación de estos datos y por el que se deroga la Directiva 95/46/CE.

³⁸ Sobre los aspectos a tener en cuenta a la hora de dilucidar si las finalidades son compatibles cfr. *Handbook on European data protection law*, 2018, págs. 123-124.

³⁹ *Handbook on European data protection law*, 2018, pág. 122.

⁴⁰ *Handbook on European data protection law*, 2018, pág. 125.

⁴¹ Vid. art. 5.1 (c) RGPD.

⁴² La LCCI se limita a establecer que la evaluación deberá basarse en una información suficiente en su artículo 14 en idénticos términos a los que utiliza el art. 8 de la Directiva 2008/48/CE. Sin embargo, cabe señalar que la propuesta de Directiva de crédito al consumo presentada en 2021 sí que hace referencia a esta cuestión cuando señala en su art. 18.1 que «[L]a evaluación de solvencia se llevará a cabo sobre la base de información pertinente y exacta sobre los ingresos y gastos del consumidor y otras circunstancias financieras y económicas que sean necesarias y proporcionadas, como pruebas de ingresos u otras fuentes de reembolso, información sobre activos y pasivos financieros, o información sobre otros compromisos financieros».

orientativo, que deberán tenerse en cuenta *los ingresos presentes, los previsibles durante la vida del préstamo, los activos en propiedad, el ahorro, los gastos fijos y los compromisos ya asumidos*⁴³. En términos parecidos se expresa la normativa de protección del cliente bancario, esto es, la Orden EHA/2899/2011, de 28 de octubre, *de transparencia y protección del cliente de servicios bancarios*, en su artículo 18.2, que comienza indicando que los procesos de evaluación deberán atender a la *adecuada valoración de la situación de empleo, ingresos, patrimonial y financiera del cliente* para, a continuación, precisar que *se exigirá cuanta documentación sea adecuada para evaluar la variabilidad de los ingresos del cliente y que se consultará el historial crediticio del cliente*.

A la vista de lo anterior parece difícil entender como ajustado a Derecho el uso de información no tradicional ajena a la finalidad perseguida por el tratamiento ya que tiene que haberse recopilado a tal fin, por un lado, y, por el otro, no pueden considerarse datos estrictamente necesarios, ni a efectos de la normativa de protección de datos, ni a efectos de la normativa de protección del consumidor, ni la de protección del cliente bancario.

b) Elaboración de perfiles

El manejo y análisis de grandes volúmenes de datos también posibilita la identificación de patrones de comportamiento en grupos de individuos con el propósito de predecir su comportamiento⁴⁴, clasificarlos en grupos que comparten características similares⁴⁵, y tenerlo en cuenta a la hora de tomar una decisión que les afecte. Esta práctica se denomina *perfilado* o *elaboración de perfiles* y permite que los procesos de decisión no tengan en cuenta la situación concreta del prestatario, sino sus características en tanto es parte del grupo en el que se le ha clasificado⁴⁶. A la elaboración de perfiles hace referencia el RGPD que define esta práctica como *toda forma de tratamiento automatizado de datos personales consistente en utilizar datos personales para evaluar determinados aspectos personales de una persona física, en particular para analizar o predecir aspectos relativos al rendimiento profesional, situación económica, salud, preferencias*

⁴³ Cfr. art. 11.1 LCCI.

⁴⁴ Cfr. MANTELERO, Alessandro: «Personal data for decisional purposes in the age of analytics: From an individual to a collective dimension of data protection», *Computer law & security review*, 2016, vol. 32, no 2, págs. 245-246.

En este sentido es iluminador el informe del *Federal Trade* estadounidense relativo a los *brókers* de datos. En este informe explica que, además de los datos del potencial prestatario, como la edad, estado civil, su dirección y sus intereses, también proporcionan información derivada como, por ejemplo, que le interesa el mundo de la política por las suscripciones a revistas de esta índole, o que es leal a una determinada marca derivado de sus hábitos de compra. Con esta información, se incluye al consumidor en un grupo o *segmento* mediante dos procedimientos: es primero es la combinación de determinadas características para crear una lista con personas con las mismas particularidades. El segundo consiste en el desarrollo de modelos para predecir el comportamiento de los consumidores, para ello el *bróker* analiza a los compradores de un producto en concreto con el objeto de analizar las características comunes de estos para crear un modelo predictivo que se pueda aplicar a otros compradores. Vid. Federal Trade Commission, «Data Brokers: A Call for Transparency and Accountability», 2014, pág. 19, <https://www.ftc.gov/system/files/documents/reports/data-brokers-call-transparency-accountability-report-federal-trade-commission-may-2014/140527databrokerreport.pdf> (accedido el 14 de mayo de 2023).

⁴⁵ Un ejemplo de estos grupos es las *soccer moms*, o madres del fútbol, conformado por mujeres de 21 a 45 años, con hijos, que han comprado en los dos últimos años material deportivo. Vid. Federal Trade Commission, «Data Brokers: A Call for Transparency and Accountability», *op. cit.* pág. 20.

⁴⁶ Cfr. MANTELERO, Alessandro: «Personal data for decisional purposes in the age of analytics...», *op. cit.* pág. 246.

personales, intereses, fiabilidad, comportamiento, ubicación o movimientos de dicha persona física –art. 4 (4) RGPD–. A la vista de esta definición parece claro que la evaluación de la solvencia, en tanto consiste en el tratamiento automatizado de datos para analizar y predecir aspectos relativos a su situación económica y su comportamiento, consiste en la elaboración de un perfil. Así también lo ha entendido el Abogado General PIKAMÄE en las conclusiones presentadas el 16 de marzo de 2023⁴⁷, donde afirma que la realización de procesos de *score* supone la elaboración de un perfil del prestatario⁴⁸.

Por lo tanto, la evaluación de la solvencia, en tanto constituye la elaboración de un perfil del prestatario, puede estar basada en los patrones de comportamiento del grupo en el que se ha incluido al consumidor, en lugar de su situación individual. A estos efectos, el RGPD recoge una serie de medidas específicas relacionadas con la elaboración de perfiles. La primera de ellas, y la más reseñable, es el derecho que el art. 22 RGPD otorga al interesado de no ser objeto de una decisión basada en el tratamiento automatizado –incluida la elaboración de perfiles–, cuando esta decisión le afecte jurídicamente o le repercuta significativamente de un modo similar. Lo que debe entenderse como una prohibición general de que se alcancen decisiones totalmente automatizadas⁴⁹. A la hora de profundizar en el texto del art. 22 RGPD cabe acudir a las consideraciones vertidas por el Abogado General PIKAMÄE a propósito de la interpretación de este art. 22 RGPD en sus Conclusiones del 16 de marzo de 2023⁵⁰. El Abogado General indica que el término *decisión* debe entenderse una *opinión* o *postura* que tenga *carácter vinculante*. Asimismo, entiende que la decisión tiene carácter automatizado cuando se le otorgue *una importancia fundamental en el procedimiento de toma de decisiones* –que, generalmente, será lo que ocurra⁵¹–, aunque el *scoring* lo haya realizado un tercero por encargo de la entidad de crédito y la decisión sea tomada por dicha entidad, ya que lo contrario sería *un formalismo excesivo*⁵². Y, por último, el Abogado General considera que la repercusión respecto de los consumidores afectados por el tratamiento automatizado de datos para la evaluación de la solvencia no es jurídica, sino económico-social y que tiene la entidad suficiente como para tener *consecuencias graves para la independencia y la libertad de actuación del interesado en una economía de mercado*⁵³.

No obstante lo anterior, el propio art. 22.2 RGPD incluye tres situaciones que se exceptúan de la prohibición general de tomar decisiones basadas únicamente en el tratamiento automatizado de datos: que el tratamiento automatizado sea necesario para la formalización de un contrato; que el tratamiento en cuestión esté autorizado por el Derecho de la Unión o por el del EEMM que sea aplicable al responsable; y, por último, que el tratamiento cuente con el consentimiento explícito del interesado. En el caso de la evaluación de la solvencia, no cabe duda de que el tratamiento es necesario para la formalización del contrato de crédito. Tampoco sería difícil, en mi

⁴⁷ Asunto C-634/21.

⁴⁸ Vid. párrafo 33º y 59º.

⁴⁹ Guidelines on Automated Individual Decision-Making and profiling for the purposes of Regulation 2016/679, WP 251, 3 October 2017, pág. 19.

⁵⁰ Asunto C-634/21, párrafos 36º a 39º.

⁵¹ Cfr. párrafo 47º.

⁵² Cfr. párrafo 43º.

⁵³ Cfr. párrafos 38º y 39º.

opinión, que el responsable del tratamiento recabara el consentimiento explícito del prestatario ya que las personas que acuden al crédito lo hacen para satisfacer una necesidad determinada y, si proporcionar su consentimiento es condición necesaria para que inicien los trámites oportunos, muy probablemente lo darán. En definitiva, el análisis de la solvencia del prestatario permite el uso del tratamiento automatizado de datos que tiene lugar con la aplicación de sistemas de IA sin perjuicio de que se *adopten las medidas adecuadas para salvaguardar los derechos y libertades y los intereses legítimos del interesado*, entre las que se encuentran el derecho a obtener intervención humana en la decisión que le afecte o impugnar la decisión.

A pesar de que la toma de decisiones automatizadas está permitida en el caso de la evaluación de la solvencia, el legislador europeo, consciente de los riesgos que implican estas prácticas, recoge un deber de información a cargo del responsable del tratamiento. Así, el responsable del tratamiento deberá informar al prestatario de que la decisión se va a tomar de forma automatizada, cuál va a ser la lógica aplicada a esta decisión, y la importancia y las consecuencias que se van a derivar para el interesado del tratamiento –arts. 13.2 f) y 14.2 g) RGPD–. Asimismo, el interesado tiene derecho a saber si se está haciendo un tratamiento automatizado de sus datos y demás detalles que acabamos de indicar, como parte de su derecho de acceso – art. 15.1 h) RGPD–. De estas informaciones que se deben proporcionar al interesado la que puede resultar problemática es la información sobre la lógica aplicada en el procesamiento de los datos, esto es, las razones que llevan a la obtención de ese determinado resultado –score–. La razón es que los procedimientos de *scoring* se encuentran protegidos por el secreto comercial, y como dispone el considerando 63º RGPD, *el derecho a acceder a los datos personales [...] no debe afectar negativamente a los derechos y libertades de terceros, incluidos los secretos comerciales o la propiedad intelectual y, en particular, los derechos de propiedad intelectual que protegen programas informáticos*. En este estado de cosas, debemos acudir, de nuevo, a las consideraciones del Abogado General PIKAMÄE⁵⁴ quien considera que *debe proporcionarse un mínimo de información para no comprometer el contenido esencial del derecho a la protección de los datos de carácter personal*, en línea con el texto del referido considerando 63º RGPD que indica que este conflicto entre derechos *no debe tener como resultado la negativa a prestar toda la información al interesado*. Asimismo, a su juicio, *la obligación de proporcionar «información significativa sobre la lógica aplicada» debe entenderse en el sentido de que incluye explicaciones suficientemente detalladas sobre el método utilizado para el cálculo del score y sobre las razones que han conducido a un resultado determinado*, información en la que quedan incluidos los factores que se han tenido en cuenta para alcanzar la decisión y su importancia relativa⁵⁵.

c) Derecho al olvido y evaluación de la solvencia

Para concluir este epígrafe, debemos hacer referencia a dos concreciones del derecho al olvido que asiste a los potenciales prestatarios en el marco de la evaluación de la solvencia: el derecho al olvido de personas que han padecido cáncer y, segundo, el

⁵⁴ Conclusiones del 16 de marzo de 2023, asunto C-634/21, párrafos 54º y 56º.

⁵⁵ Ibidem, párrafo 58º.

derecho al olvido de personas respecto de información económica que ya se ha eliminado de los registros públicos.

El derecho al olvido de pacientes de cáncer se ha instaurado a través de la Resolución del Parlamento Europeo sobre el refuerzo de Europa en la lucha contra el cáncer⁵⁶, cuyo considerando 125º establece el derecho al olvido de los pacientes de cáncer diez años después de finalizar su tratamiento o, en el caso de pacientes menores de 18 años, cinco años tras la finalización del tratamiento. El objeto no es otro que evitar que estas personas sean objeto de discriminación en el mercado financiero respecto a otros consumidores que no han sufrido esta enfermedad y mejorando sus opciones a la hora de acceder a estos mercados⁵⁷.

La segunda de las situaciones en la que nos vamos a detener se refiere a la posibilidad de ejercer el derecho al olvido respecto de datos que ya han sido eliminados de los registros públicos, pero que permanecen en agencias privadas de información comercial. A este respecto, el Abogado General PIKAMÄE⁵⁸, tras un minucioso análisis del art. 6.1 f) RGPD, opina que *la conservación de datos por una agencia privada de información comercial no puede ser lícita en virtud del artículo 6, apartado 1, párrafo primero, letra f), del RGPD a partir del momento en que los datos personales relativos a una insolvencia se hayan suprimido de los registros públicos*. Así pues, se va concretando el alcance del derecho al olvido en cuestiones relevantes a efectos de evaluar la solvencia a través de la prohibición de que se tengan en cuenta determinados datos susceptibles de repercutir negativamente en la evaluación de la solvencia cuando pasado un periodo de tiempo preestablecido.

3.2. Opacidad del funcionamiento de los sistemas de IA

Los procedimientos de *credit scoring* se han caracterizado por su carácter opaco: raramente se proporciona información sobre las variables y el peso que se les asigna a cada una de ellas a la hora de analizar su solvencia. El prestatario, por lo tanto, no conoce qué características influyen o, más bien, determinan que sea concedido o denegado el crédito y en qué condiciones.

En un primer momento esta opacidad era consecuencia del valor comercial de los procedimientos de *credit scoring*, protegidos como secretos comerciales por las normas de propiedad intelectual⁵⁹. La introducción en la legislación de la obligación de evaluar la solvencia del consumidor de crédito supuso un cambio en este sentido, puesto que la DCH establece en su art. 18.2 la obligatoriedad de que los procedimientos y la información sobre la que se base la evaluación de la solvencia queden establecidos y documentados. Ello probablemente con el objeto de que puedan ser examinados por la autoridad competente para su oportuna supervisión o su comprobación en caso de conflicto derivado de la realización correcta o no de la evaluación de la solvencia. Sin embargo, la implementación de esta norma al

⁵⁶ Resolución del Parlamento Europeo, de 16 de febrero de 2022, sobre el refuerzo de Europa en la lucha contra el cáncer: hacia una estrategia global y coordinada (2020/2267(INI)), https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2022-0038_ES.pdf (último acceso 17/05/2023).

⁵⁷ Vid. considerando 125º.

⁵⁸ Conclusiones del 16 de marzo de 2023, asuntos acumulados C-26/22 y C-64/22.

⁵⁹ Cfr. CITRON, Danielle Keats; PASQUALE, Frank: «The scored society: The scored society: Due process for automated predictions», *Wash. L. Rev.*, 2014, vol. 89, pág. 10. Y, Conclusiones del Abogado General PIKAMÄE del 16 de marzo de 2023, asunto C-634/21, párrafo 56º.

ordenamiento español ha resultado, cuanto menos, insatisfactoria, dado que el art. 11.2 LCCI se limita a indicar que los procedimientos de evaluación de la solvencia *serán revisados periódicamente por los propios prestamistas, que mantendrán registros actualizados de dichas revisiones*. Esto es, se obliga a registrar las revisiones, pero no el procedimiento en sí y la información en la que se basa, como claramente establece la Directiva 2014/17/UE.

La implementación de sistemas de IA puede suponer, en este sentido, un paso atrás en la consecución de la transparencia del procedimiento de *credit scoring*. Y es que, de los algoritmos que pueden utilizarse a la hora de elaborar o diseñar los procedimientos de evaluación de la solvencia en sistemas de IA existen algunos que son explicables y otros que no lo son. En efecto, hay algoritmos como el árbol de decisión, la regresión lineal y la regresión logística en los que puede averiguarse cuál ha sido el proceso seguido para arrojar un resultado determinado. Mientras que, en algoritmos como el bosque aleatorio, la red neuronal artificial o las máquinas de soporte vectorial dichas averiguaciones no son posibles dado lo complejo del procedimiento utilizado por la IA para obtener el resultado⁶⁰.

Así, y teniendo en cuenta que la transparencia del proceso de toma de decisiones automatizadas es un requisito fundamental para poder dar cumplimiento a los derechos que asisten a todas las personas en relación con el tratamiento de sus datos de carácter personal, se desprende la necesidad de que los sistemas funcionen con algoritmos que sean interpretables. La opacidad de los algoritmos colocaría al interesado en el tratamiento en una posición de indefensión ante la decisión que se haya tomado puesto que no podrá ejercitar su derecho a acceder a la lógica de la decisión⁶¹. Además, la posibilidad de conocer qué circunstancias se tienen en cuenta a la hora de analizar la solvencia y cómo de importantes son o cuál es su peso final en la evaluación, sirve de guía a los prestatarios para saber qué acciones pueden llevar a cabo para mejorar su puntuación de cara a futuras operaciones de crédito⁶².

3.3. Resultados erróneos o arbitrarios

Una de las bondades de los sistemas de *credit scoring* es su capacidad predictiva que, con la implantación de sistemas de IA y el consecuente tratamiento de grandes volúmenes de datos, no ha hecho sino mejorar. Sin embargo, por muy eficaz que sea el algoritmo a la hora de encontrar patrones y correlaciones entre los datos a efectos de diseñar un modelo óptimo para el objetivo que le hayan fijado, si los datos de entrenamiento no están completos o son erróneos, los resultados serán arbitrarios e imprecisos⁶³. Igualmente, si los datos del potencial prestatario introducidos en el modelo fueran inexactos, el resultado arrojado también lo sería. Por ello no es de extrañar que la normativa de protección del consumidor establezca medidas para evitar que esto suceda, como el deber del prestamista de comprobar la veracidad de la información recopilada –ex art. 12.1 LCCI–. Debiendo, además, hacerlo de manera

⁶⁰ Cfr. PALMA ORTIGOSA, Adrián: *Régimen jurídico de la toma de decisiones automatizadas...*, *op. cit.*, pág. 80.

⁶¹ Cfr. Conclusiones del Abogado General PIKAMÄE de 16 de marzo de 2023, asunto C-634/21, parágrafo 58º.

⁶² Cfr. CITRON, Danielle Keats; PASQUALE, Frank: «The scored society...», *op. cit.*, p. 11.

⁶³ Cfr. PALMA ORTIGOSA, Adrián: «El ciclo de vida de los sistemas de inteligencia artificial...», *op. cit.*, pág. 39.

proactiva ya que, a no ser que el consumidor entregue deliberadamente información falsa, no podrá desvincularse ni modificar el contrato alegando el carácter incompleto de la información –art. 11.4, 2º párrafo, LCCI–.

Pero la arbitrariedad de las decisiones no son únicamente consecuencia de la información que alimenta el sistema de IA o, en última instancia, el modelo de *credit scoring*, sino que las variables elegidas y el peso aparejado a cada una de ellas es fundamental a la hora de determinar la efectividad del resultado. Así lo evidencian estudios que demuestran la disparidad entre las puntuaciones obtenidas por la misma persona en diferentes agencias de evaluación⁶⁴.

A lo anterior hay que sumarle la posibilidad de que el sistema de IA, a la hora de procesar los datos de entrenamiento, encuentre correlaciones o patrones que sean fruto de la casualidad, no de la causalidad, con lo que el resultado no será ajustado a la realidad⁶⁵. Además, y abundando en la idea anteriormente expuesta acerca de la disparidad entre los resultados, cabe apuntar que el conjunto de datos elegidos para el entrenamiento del algoritmo va a determinar la configuración del modelo – variables y peso asignado a cada una de ellas–, de manera que el modelo puede configurarse de una manera u otra –y arrojar un resultado u otro– en función del conjunto de datos que se haya elegido para su entrenamiento.

Además de las oportunas medidas técnicas que sean útiles para evitar o minimizar la producción de datos arbitrarios, la protección del prestatario pasa por garantizar la transparencia e interpretabilidad del algoritmo. De esta manera el consumidor o cliente perjudicado por una decisión que considere injusta o arbitraria podrá solicitar que se le informe sobre la lógica aplicada a la decisión automatizada que, como hemos dicho, debería incluir los factores que se han tenido en cuenta para alcanzar la decisión y su importancia relativa, a juicio del Abogado General PIKAMÄE⁶⁶. Este derecho a conocer el razonamiento seguido para la toma de la decisión acerca de la concesión del crédito permite al interesado ejercer su derecho a solicitar intervención humana en el tratamiento, o su derecho a impugnar la decisión –ex art. 22.3 RGPD–

Igualmente importante es el derecho de acceso del interesado a los datos que se han utilizado para alcanzar la decisión –ex art. 15.3 RGPD–, ya que podrá comprobar si existen datos erróneos o desactualizados y solicitar su rectificación o, incluso, añadir información cuando esta fuese incompleta –art. 16 RGPD–. También podrá ejercer su derecho a la supresión de los datos que ya no sean necesarios para los fines para los que se recogieron –art. 17.1, apart. a), RGPD– como, por ejemplo, pacientes oncológicos pasado el periodo de tiempo desde la finalización de su tratamiento.

3.4. Resultados discriminatorios

Otro de los problemas *tradicionales* del uso de procedimientos de *credit scoring* es la posibilidad, no ya de que el resultado sea arbitrario o erróneo, sino que se trate de

⁶⁴ Vid. CARTER, Carolyn, RENUART, Elizabeth, SAUNDERS, Margot, WU, Chi Chi: «The credit card market and regulation: In need of repair», *NC Banking Inst.*, 2006, vol. 10, pág. 41. Y, CITRON, Danielle Keats; PASQUALE, Frank: «The scored society...», *op. cit.*, págs. 11 y 12.

⁶⁵ Cfr. HURLEY, Mikella; ADEBAYO, Julius: «Credit scoring in the era of big data», *op. cit.*, pág. 183. Y, BRUCKNER, Matthew Adam: «The promise and perils of algorithmic lenders' use of big data», *op. cit.*, pág. 15.

⁶⁶ Vid. notas al pie nº 54 y 55.

un resultado discriminatorio, esto es, un resultado que determina que una persona, por el hecho de compartir alguna característica con otras personas pertenecientes a un colectivo determinado o un grupo minoritario, va a soportar términos más estrictos o perjudiciales respecto de otros individuos⁶⁷.

Antes de la introducción de los procedimientos de *credit scoring*, la discriminación existente se materializaba en que personas relacionadas o pertenecientes a colectivos o grupos vulnerables no tenían acceso al crédito. La introducción de los procedimientos de *credit scoring* y la posibilidad de poder ajustar el precio al riesgo –el denominado *riks-based pricing*– permitió que la discriminación adoptase nuevos comportamientos: mediante el procedimiento de *score* se identifican a personas relacionadas o pertenecientes a colectivos o minorías y se les concede crédito, pero en condiciones más duras o perjudiciales que al resto⁶⁸. Estas prácticas no se suelen llevar a cabo de manera directa –introduciendo variables que penalicen al prestatario por ser parte de un colectivo o minoría⁶⁹–, sino que la discriminación tiene carácter indirecto, mediante el uso de criterios que parecen neutros, pero que sirven de *proxy* o representación de otra característica propia de un colectivo o minoría⁷⁰, por ejemplo, el código postal del domicilio. De esta manera, las entidades de obtienen un beneficio económico mayor estableciendo mayores tasas de interés basándose en criterios aparentemente neutros y justificados en la necesidad empresarial, pero que dan lugar a que personas pertenecientes a minorías o colectivos paguen más por crédito respecto de personas con un nivel de solvencia similar que no pertenecen a dichos grupos⁷¹.

Así, hay estudios que sugieren que, en Estados Unidos, las familias de bajos ingresos y las minorías reciben crédito con intereses más altos. Este es el caso de las familias afroamericanas, las familias de bajos ingresos y las familias de militares que son objetivo de los *payday loans*⁷². Además, en los años previos a la crisis económica de 2007, el 40% de las personas que recibieron un préstamo *subprime* (más caro y con condiciones más duras) también calificaron para un préstamo preferencial con mejores condiciones, pero se les ofreció⁷³. En este sentido, hay estudios que apuntan que, entre 2004 y 2009, los negros y latinos recibieron hipotecas que tenían tasas de interés un 30% más altas en comparación con los blancos⁷⁴.

En relación con la discriminación por género, existen datos obtenidos con muestras de Italia, España, Austria, Francia, Alemania, Países Bajos y Finlandia, que ponen de relieve que, las mujeres que lideran PIMES piden menos créditos que los hombres (30% frente al 37%), y que tienen más probabilidad de verlo rechazado (un 14% de

⁶⁷ Cfr. DYMSKI, Gary A.: «Discrimination in the credit and housing markets: findings and challenges», *Handbook on the Economics of Discrimination*, 2006, vol. 215, pág. 216.

⁶⁸ Cfr. HAVARD, Cassandra Jones: «On the take...», *op. cit.* pág. 244.

⁶⁹ Puesto que sería contrario a la vasta legislación internacional, europea y nacional que prohíben la discriminación.

⁷⁰ Cfr. HAVARD, Cassandra Jones: «On the take...», *op. cit.* págs. 244-245.

⁷¹ Cfr. HAVARD, Cassandra Jones: «On the take...», *op. cit.* pág. 245.

⁷² Un tipo de crédito consistente en adelantar el importe del salario.

⁷³ Cfr. See WELLER, Christian E.: «Credit access, the cost of credit, and credit market discrimination», *36 Review in Black Political Economy 1*, 2009, pág. 10.

⁷⁴ GUMBUS, Andra; GRODZINSKY, Frances: «Era of Big Data: Danger of Discrimination», *SIGCAS Computers & Society*, Vol. 45, No. 3, 2016, pág.119.

tasa de rechazo frente al 10%)⁷⁵. También la prensa internacional se ha hecho eco de la discriminación por género existente en el mercado de crédito, en este caso estadounidense, cuando el cofundador de Apple, Steve Wozniak, dijo en Twitter que a él le habían concedido una línea de crédito de una cuantía diez veces mayor que la que concedieron a su esposa a pesar de no tener ni cuentas bancarias ni activos financieros por separado, además de un historial crediticio común⁷⁶.

Por último, se tiene constancia de que la industria de datos ha elaborado listas de personas vulnerables que pueden ser objeto de prácticas poco éticas y engañosas, como personas con bajo nivel educativo o ancianos⁷⁷.

En este contexto, el uso de sistemas de IA, a pesar de concebirse como un instrumento objetivo libre de cualquier sesgo o apreciación subjetiva⁷⁸, también es susceptible de arrojar resultados discriminatorios, incluso de manera inintencional. Las causas que pueden dar lugar a la obtención de resultados discriminatorios tienen que ver con el diseño del sistema y con los datos utilizados por el entrenamiento del algoritmo. Así, la obtención de un resultado discriminatorio puede deberse a un diseño defectuoso del sistema producido por los sesgos de los programadores a la hora de traducir el problema que se quiere resolver con la IA a una pregunta concreta⁷⁹. Igualmente, los datos introducidos en el sistema pueden determinar que este genere resultados discriminatorios. Tanto si los datos utilizados son incompletos o no representativos del entorno en el que se va a utilizar, puesto que entonces el modelo no tendrá poder predictivo; como si los datos están completos, son correctos y representativos, puesto que entonces replicará los patrones discriminatorios existentes en la sociedad⁸⁰. La razón es que el sistema aprende correlaciones entre datos sin que pueda explicarse cómo ni porqué el sistema concluye qué variables son significativas y qué importancia se les debe atribuir⁸¹. En este procedimiento de aprendizaje, el sistema inevitablemente va a buscar características que sirvan de *proxies* o representación de otras características que no se introducen en el sistema por considerarse discriminatorias –edad, género, religión, raza, etnia, etc.–⁸²; y, si privamos al sistema de las características que pueden servir de *proxies*, el sistema va a seguir buscando otros que sean menos intuitivos⁸³.

⁷⁵ GALLI, Emma; ROSSI, Stefania PS.: «Bank Credit Access and Gender Discrimination: An Empirical Analysis», *Contributions to Economics; Springer: Berlin, Germany, 2014*, p. 3 (fuente electrónica, no numerada).

⁷⁶ Vid. <https://opendatascience.com/apple-pay-cards-credit-determining-ai-gender-biased/>.

⁷⁷ Cfr. GUMBUS, Andra; GRODZINSKY, Frances: «Era of Big Data...», *op.cit.*, pág.119.

⁷⁸ KUŚMIERCZYK, Małgorzata: «Algorithmic Bias in the Light of the GDPR and the Proposed AI Act», *"(In)equality. Faces of modern Europe"*, Wydawnictwo Centrum Studiów Niemieckich i Europejskich im. Willy'ego Brandta, Wrocław, 2022, (preprint) pág. 1 PDF.

⁷⁹ Cfr. BRUCKNER, Matthew Adam: «The promise and perils of algorithmic lenders' use of big data», *op. cit.*, pág. 26.

⁸⁰ KUŚMIERCZYK, Małgorzata: «Algorithmic Bias in the Light of the GDPR and the Proposed AI Act», *op. cit.* pág. 3 PDF.

⁸¹ Vid. PRINCE, Anya ER; SCHWARCZ, Daniel: «Proxy discrimination in the age of artificial intelligence and big data», *Iowa L. Rev.*, vol. 105, 2019, pág. 1274. Y, KELLY, Sonja; MIRPOURIAN, Mehrdad: *Algorithmic Bias, Financial Inclusion, and Gender*, *op. cit.*, pág.12.

⁸² Cfr. PRINCE, Anya ER; SCHWARCZ, Daniel: «Proxy discrimination in the age of artificial intelligence and big data», *op. cit.*, págs. 1263-1264.

⁸³ Cfr. PRINCE, Anya ER; SCHWARCZ, Daniel: «Proxy discrimination in the age of artificial intelligence and big data», *op. cit.*, pág. 1275. Y, BRUCKNER, Matthew Adam: «The promise and perils of algorithmic lenders' use of big data», *op. cit.*, pág. 27.

Como sabemos, estas prácticas discriminatorias son contrarias al ordenamiento jurídico internacional⁸⁴, europeo⁸⁵ y nacional –arts. 9 y 14 CE–. Sin embargo, no ha sido hasta el pasado año que se ha promulgado una norma nacional que tiene por objeto proporcionar una respuesta real y efectiva a las víctimas de prácticas discriminatorias: la Ley 15/2022, de 12 de julio, integral para la igualdad de trato y la no discriminación (en adelante, LITND). Esta norma establece un régimen jurídico concreto en el que se sientan las bases del derecho antidiscriminatorio español, yendo un paso más allá del mero reconocimiento del derecho a no ser discriminado⁸⁶. A estos efectos, la norma recoge un amplio listado de causas por las que se puede ser víctima de discriminación en su art. 2.1 que, en última instancia, es un listado abierto, puesto que finaliza indicando que la causa puede ser *o cualquier otra condición o circunstancia personal o social*. Asimismo, su art. 6 establece una serie de definiciones que concretan las maneras en las que puede materializar la discriminación, por ejemplo, la discriminación puede ser directa o indirecta en función de si se discrimina por algunas de las causas del art. 2.1 LITND –en cuyo caso estaríamos ante discriminación directa– o si se discrimina a través de un criterio aparentemente neutro, pero que implica una situación discriminatoria por alguna de las causas del mencionado art. 2.1 –que sería constitutivo de discriminación indirecta–. También se incluye la posibilidad de discriminar por asociación, cuando una persona o grupo es discriminado por compartir una característica o relacionarse con otra persona o grupo en la que concurra una causa de discriminación del art. 2.1 LITND; o de discriminar por error, que ocurre cuando las características de la persona o personas discriminadas se han una apreciado incorrectamente. Por último, se incluye la posibilidad de que la discriminación sea múltiple o interseccional, que tendrá lugar cuando una persona sea discriminada por más de una de las causas del art. 2.1 LITND.

En lo que concierne al análisis de la solvencia, la LITND establece en su art. 17 la prohibición de discriminar por cualquier causa⁸⁷ en la oferta de bienes y servicios que se realice en el marco de una actividad comercial o profesional, ya sea por entidades públicas o privadas, entre ellas, los servicios financieros. Esta concreción expresa del derecho a la igualdad de trato en este ámbito deviene relevante porque su incumplimiento ahora lleva aparejadas sanciones específicas. En primer lugar, cualquier acción y omisión constitutiva de discriminación –ya sea directa o indirecta, por asociación, por error, o inducción, orden o instrucción de discriminar a una persona– en relación con otra persona que se encuentre en situación análoga o comparable, será constitutiva de una infracción grave castigada con una multa de entre 10.001 y 40.000 euros⁸⁸ –salvo que la infracción sea constitutiva de ilícito

⁸⁴ Vid. entre otros, la Declaración Universal de Derechos Humanos, art. 7; el Pacto Internacional de Derechos Económicos, Sociales y Culturales, art. 2.2; y el Pacto Internacional de Derechos Civiles y Políticos, arts. 2.1 y 26.

⁸⁵ Vid. el Tratado de la Unión Europea, art. 2; la Carta de los Derechos Fundamentales de la Unión Europea arts. 1, 21, 22 y 23.

⁸⁶ Así se deduce del comienzo del segundo epígrafe del Preámbulo de la LITND.

⁸⁷ El art. 17 se remite a las causas mencionadas en el art. 2: *por razón de nacimiento, origen racial o étnico, sexo, religión, convicción u opinión, edad, discapacidad, orientación o identidad sexual, expresión de género, enfermedad o condición de salud, estado serológico y/o predisposición genética a sufrir patologías y trastornos, lengua, situación socioeconómica, o cualquier otra condición o circunstancia personal o social*. No obstante, cabe entender que este listado es abierto.

⁸⁸ Vid. arts. 47 y 48 LITND.

penal, en cuyo caso tendrá preferencia en los términos del art. 46 LITND-. En segundo lugar, porque la propia norma establece en su art. 25 la responsabilidad civil de los agentes que han llevado a cabo conductas discriminatorias, de manera que la persona perjudicada puede reclamar la reparación del daño que se le haya causado como consecuencia de esta conducta. En el ámbito de la evaluación de la solvencia y asumiendo que la discriminación se ha materializado en que el prestatario ha tenido que abonar un tipo de interés más alto que otra persona no discriminada y con nivel similar de solvencia, el daño consistiría en la diferencia entre lo que el prestatario discriminado ha tenido que abonar en concepto de intereses y lo que debía de haber abonado de no haber sido discriminado.

4. PROPUESTAS NORMATIVAS

En este último epígrafe vamos a analizar las propuestas normativas a nivel europeo que actualmente se encuentran en proceso de elaboración y que supondrían un refuerzo jurídico en lo que se refiere la protección del consumidor en el marco de la evaluación de la solvencia a través de sistemas de IA. Estas propuestas son las de Reglamento de Inteligencia Artificial, la de Directiva de daños causados por IA y la de Directiva de contratos de crédito al consumo.

4.1. Propuesta de Reglamento de IA

La propuesta de Reglamento de Inteligencia Artificial⁸⁹ fue publicada el 21 de abril de 2021 con el objetivo de crear un marco jurídico armonizado a lo largo de la Unión en materia de sistemas de IA, afectando a todos los ámbitos en los utilicen sistemas de IA, entre ellos, la evaluación de la solvencia. Como el análisis de la mencionada propuesta excede del propósito de este trabajo, únicamente haremos referencia a determinados preceptos por su posible utilidad a los desafíos que plantea el uso de sistemas de IA en los procedimientos de *credit scoring*:

- En primer lugar, cabe señalar que la PRIA incluye los sistemas de IA utilizados en los procesos de evaluación de la solvencia en su listado de sistemas de alto riesgo –ex art. 6.2 y Anexo III, apartado 5 (b) PRIA-. De esta manera, el legislador europeo reconoce el potencial de estas herramientas para producir efectos que perjudiquen los derechos fundamentales de las personas de la Unión⁹⁰, en concreto, para *discriminar a personas o grupos y perpetuar patrones históricos de discriminación, por ejemplo, por motivos de origen racial o étnico, discapacidad, edad u orientación sexual, o generar nuevas formas de efectos discriminatorios*⁹¹.

- En segundo lugar, es importante, en mi opinión, que la PRIA establezca un sistema de responsabilidad proactiva por parte de las personas que intervienen en el desarrollo del sistema de IA, como se deriva del deber de gestionar los riesgos derivados del uso de sistemas de IA de alto riesgo –art. 9 PRIA-. Este sistema de gestión de riesgos debe llevar a cabo las siguientes acciones: (a) en primer lugar, deben identificarse y analizarse los riesgos conocidos y previsibles

⁸⁹ Propuesta de Reglamento del Parlamento europeo y del Consejo por el que se establecen normas armonizadas en materia de inteligencia artificial (Ley de inteligencia artificial) y se modifican determinados actos legislativos de la Unión [COM/2021/206 final].

⁹⁰ Cfr. considerando 27º PRIA.

⁹¹ Cfr. considerando 37º PRIA.

aparejados al sistema; (b) también deben concretarse y evaluarse los riesgos del uso del sistema conforme a su finalidad prevista y cuando se le dé un uso indebido razonablemente previsible; (c) asimismo, deben ser evaluados los potenciales riesgos que pueden surgir a partir del análisis de los datos recogidos con el sistema de seguimiento posterior a la comercialización; y, (d) deben adoptarse las medidas oportunas para gestionar los riesgos identificados y analizados. Las medidas de gestión de riesgos que se adopten deberán ir encaminadas a eliminar o reducir los riesgos identificados, a implantar medidas de mitigación y control y, por último, a informar o, en su caso, formar a los usuarios de los sistemas sobre las características, capacidades y limitaciones del funcionamiento del sistema –ex arts. 9.4 y 13.2 b) PRIA–.

- En cuanto a los datos que entrenan el sistema, la PRIA establece un catálogo de prácticas en cuanto a la gobernanza y gestión de datos que se aplicarán a los conjuntos de datos de entrenamiento, validación y prueba de los sistemas de IA. Entre estas prácticas, que se enumeran en el art. 10 PRIA, están: la evaluación previa de la disponibilidad, la cantidad y la adecuación de los conjuntos de datos necesarios; la detección de posibles lagunas o deficiencias en el conjunto de los datos; y un examen dirigido a detectar los posibles sesgos. Además, los conjuntos de datos utilizados para el entrenamiento, validación y prueba de los sistemas de IA serán *pertinentes y representativos, carecerán de errores y estarán completos*. Asimismo, los datos deben tener las propiedades estadísticas adecuadas y deberán tener en cuenta las particularidades del contexto geográfico, conductual o funcional específico en el que se pretende utilizar el sistema de IA. Por último, y con el objetivo de garantizar la vigilancia, la detección y la corrección de los sesgos asociados a los sistemas de IA de alto riesgo, el art. 10.5 PRIA permite el uso de datos pertenecientes a las categorías especiales de datos, siempre que se ofrezcan medidas de protección de los derechos y libertades fundamentales de las personas.

- En cuanto al diseño del sistema de IA, el art. 12 PRIA establece la obligatoriedad de que el sistema registre automáticamente determinadas informaciones cuando esté en funcionamiento, garantizando así un nivel adecuado de trazabilidad del funcionamiento del sistema. La información que se deberá registrar será, como mínimo la siguiente; (a) la fecha y la hora de inicio y la fecha y la hora de finalización de cada uso; (b) la base de datos de referencia con la que el sistema ha cotejado los datos de entrada; (c) los datos de entrada con los que la búsqueda ha arrojado una correspondencia; y (d) la identificación de las personas físicas implicadas en la verificación de los resultados. De esta manera, se podrá controlar el funcionamiento de estos sistemas en caso de que se den situaciones susceptibles de riesgo; también posibilitará que, en caso de que se detecte un fallo del sistema, pueda corregirse o modificarse y, por último, permitirá que el sistema sea objeto de seguimiento tras su comercialización.

Igualmente, el sistema debe ser diseñado de manera que sea posible la vigilancia humana –art. 14 PRIA– que no tiene otro objeto *que prevenir o reducir al mínimo los riesgos para la salud, la seguridad o los derechos fundamentales que pueden surgir cuando un sistema de IA de alto riesgo se*

utiliza conforme a su finalidad prevista o cuando se le da un uso indebido razonablemente previsible. Para ello es necesario que el sistema cuente con características que hagan posible dicha vigilancia.

Por último, el sistema debe ser diseñado de manera que tenga un nivel adecuado de precisión –que se indicará en las instrucciones de uso–, solidez y ciberseguridad que sea consistente a lo largo del funcionamiento del sistema – art. 15 PRIA–. Esto es, el sistema debe diseñarse de manera que pueda protegerse frente a los errores, fallos o incoherencias que surjan en el sistema o el entorno en el que operan, especialmente aquellos que sean consecuencia de su interacción con otros sistemas o personas. En el mismo sentido, el sistema también deberá autoprotgerse frente a los intentos de terceros no autorizados de alterar su uso o funcionamiento aprovechando las vulnerabilidades del sistema.

- Respecto del funcionamiento de los sistemas, es preceptivo –ex art. 13 PRIA– que estos tengan un nivel de transparencia *suficiente* a efectos que sus usuarios puedan interpretar y usar correctamente el resultado que haya arrojado. A estos efectos, se prevé que el sistema vaya acompañado de las pertinentes instrucciones de uso.

A la vista de las medidas expuestas, puede afirmarse su potencial utilidad para evitar o minimizar en la medida de los posibles los riesgos aparejados al uso de sistemas de IA de alto riesgo. Por ejemplo, las prácticas relativas a la gobernanza y gestión de datos, y los deberes relativos a la precisión, solidez y ciberseguridad del sistema disminuyen las posibilidades que el sistema pueda producir decisiones arbitrarias o discriminatorias. A lo que también contribuye el deber de vigilancia humana sobre los sistemas o el deber de registro. Igualmente, el deber de transparencia del sistema, el de registro y el de vigilancia humana son necesarios para evitar en la medida de lo posible la opacidad del sistema. Finalmente, el deber de incluir un sistema gestión de riesgos refuerza la idea de que las personas que participan en la creación y diseño de los sistemas de IA deben asumir un papel proactivo en la minimización y mitigación de los posibles riesgos, incluyendo medidas técnicas oportunas y adecuadas que sean necesarias para la evitar o paliar los riesgos que previamente haya identificado.

4.2. Propuesta de Directiva sobre responsabilidad en materia de IA

Esta propuesta normativa⁹² tiene como objeto armonizar ciertas normas en materia de responsabilidad civil extracontractual con varios propósitos, siendo el primero de ellos evitar el desarrollo legislativo fragmentado por parte de los Estados miembros en detrimento del mercado interior. El segundo objetivo de esta norma es dar seguridad jurídica a los operadores en el mercado en materia de responsabilidad civil extracontractual, ya que desde las instituciones europeas se ha detectado que el principal obstáculo para el 43% de las empresas que pretenden implementar sistemas son las dudas en torno a las cuestiones de responsabilidad civil⁹³.

⁹² Denominada Propuesta de Directiva del Parlamento Europeo y del Consejo relativa a la adaptación de las normas de responsabilidad civil extracontractual a la inteligencia artificial (Directiva sobre responsabilidad en materia de IA), publicada el 28 de septiembre de 2022 [COM(2022) 496 final].

⁹³ Vid. Propuesta de Directiva sobre responsabilidad en materia de IA, pág. 1.

En este contexto, el legislador europeo considera que las normas nacionales basadas en la culpa no son eficaces para la protección de las personas perjudicadas por el funcionamiento de los sistemas de IA, dado que la prueba del daño y de la causalidad o, incluso, la atribución de la responsabilidad resulta mucho más complicada. En efecto, el carácter complejo, autónomo y opaco de los sistemas de IA dificulta la prueba de los requisitos necesarios para la existencia de responsabilidad. Asimismo, el diseño, desarrollo y puesta en funcionamiento de estos sistemas tiene lugar en entornos en los que intervienen muchas personas, por lo que será difícil determinar a quién corresponde atribuir la responsabilidad del daño causado. Como consecuencia, la persona que sufre un daño derivado del funcionamiento de un sistema de IA se enfrenta a un proceso con unos costes iniciales más elevados y con mayor duración que si el daño no tuviese relación con estos sistemas⁹⁴

A la vista de lo anterior, el legislador europeo establece dos medidas relativas a la prueba en procesos de responsabilidad civil extracontractual derivada del uso de sistemas de IA. La primera de estas medidas consiste en la exhibición de pruebas relativas al funcionamiento de los sistemas de IA de alto riesgo para que los potenciales demandantes puedan fundamentar sus demandas –arts. 1.1 (a) y 3.1 de la propuesta–. De manera que, si un perjudicado por un sistema de IA tiene intención de interponer una demanda de responsabilidad civil y para ello solicita de la persona que corresponda cierta información sobre el sistema, pero su petición es denegada, entonces puede solicitar al órgano jurisdiccional que ordene la oportuna exhibición de las pruebas. Esta solicitud por sí sola no es suficiente para que se ordene la exhibición de las pruebas, sino que el potencial demandante deberá acompañarla de los hechos y pruebas suficientes para sustentar la viabilidad de la posible demanda de daños y perjuicios.

La segunda de las medidas es la relativa a la carga de la prueba –arts. 1.1 (b) y 4 de la propuesta– que, en el caso de procedimientos de responsabilidad civil derivados del uso de IA, parte de la creación de una presunción *iuris tantum* en virtud de la cual se aprecia la existencia de nexo causal entre la acción u omisión culposos y el resultado –o falta de resultado– obtenido por el sistema cuando se den las siguientes circunstancias: (a) que haya un incumplimiento del deber de diligencia establecido por el Derecho de la Unión o nacional; (b) cuando pueda razonablemente considerarse, dadas las circunstancias del caso, que la acción y omisión culposa ha influido en la obtención de los resultados –o la falta de estos– producidos por la IA; y (c) cuando el demandante demuestre que la información de salida o la falta de información de salida le ha producido un daño.

Esta presunción puede destruirse o refutarse por el demandado, como establece el apartado 7º del art. 4 de la propuesta, con lo que se produce la inversión de la carga de prueba que, de otra manera, correspondería a la parte demandante.

A la vista de estas normas, puede observarse cómo el legislador de la Unión está dando los pasos necesarios para el establecimiento de una estrategia básica común de protección a los sujetos afectados por los sistemas de IA a la vez que aporta seguridad jurídica.

⁹⁴ Vid. Propuesta de Directiva sobre responsabilidad en materia de IA, págs. 1 y 2.

4.3. Propuesta de Directiva de crédito al consumo

La propuesta de Directiva de crédito al consumo presentada en 2021⁹⁵ difiere de las propuestas anteriores en que no se dedica a la regulación de los sistemas de IA, sino que su ámbito regulatorio se circunscribe a los créditos al consumo.

De las novedades que presenta esta propuesta respecto de la actual Directiva 2008/48/CE solo haremos referencia a aquellas que guardan relación con la evaluación de la solvencia realizada por sistemas de IA. La primera novedad es la introducción del principio de no discriminación en la concesión de crédito, establecido en el art. 6 de la propuesta, en consonancia con lo dispuesto en el art. 17 LITND. La segunda novedad consiste en el deber del prestamista de informar a los consumidores, cuando así sea, de que la oferta personalizada está basada en la elaboración de perfiles u otros tipos de tratamiento automatizado de datos personales, tal y como establece el art. 13 de la propuesta.

Por último, también tiene carácter novedoso que la propuesta, a propósito de la regulación de la obligación de evaluar la solvencia establezca en su art. 18.6 que, cuando la evaluación se lleve a cabo a través de sistemas de tratamiento automatizado de datos, el consumidor tendrá derecho a: (a) solicitar y obtener intervención humana en la decisión; (b) a solicitar y obtener información sobre la lógica de la evaluación, lo que incluye explicaciones sobre la lógica y los riesgos del tratamiento automatizado de datos, así como su significado y sus efectos en la decisión; y, (c) expresar su punto de vista e impugnar la evaluación de solvencia y la decisión. Estos derechos se encuentran en sintonía, como no puede ser de otra manera, con la normativa de protección de datos ya que, como hemos visto, el interesado que es objeto de una decisión automatizada tiene derecho a conocer la lógica de esta decisión –art. 15.1 h) RGPD–, a ser informado sobre este extremo –arts. 13.2 f) y 14.2 g) RGPD–, a solicitar intervención humana, a expresar su punto de vista e impugnar la decisión –art. 22.3 RGPD–.

En definitiva, las normas mencionadas tienen carácter novedoso únicamente en relación con la normativa precedente en materia de crédito al consumo, pero no como medidas de protección del interesado en el tratamiento automatizado de datos, ya que el RGPD incluye medidas similares. Por lo tanto, estas medidas suponen una concreción de las medidas de protección en el tratamiento automatizado de datos al ámbito de la concesión de crédito.

5. CONCLUSIONES

La introducción de sistemas de IA en los procesos de evaluación de la solvencia del consumidor conlleva beneficios tales como la rapidez, eficacia y mayor poder predictivo de los resultados obtenidos, lo que permite ampliar el acceso al crédito entre la población.

Sin embargo, el uso de sistemas de IA en este ámbito también implica la intensificación de los riesgos que tradicionalmente se han atribuido a los procesos de *credit scoring*, como los relativos a la privacidad, a la opacidad de los sistemas, y a la posibilidad de que los resultados sean erróneos o, incluso, discriminatorios. Estos

⁹⁵ Propuesta de Directiva del Parlamento Europeo y del Consejo relativa a los créditos al consumo de 30 de junio de 2021 [COM/2021/347 final].

riesgos pueden evitarse o mitigarse a través de la normativa de protección de datos principalmente, pero también mediante la normativa de protección del consumidor relativa a la obligación de evaluar de la solvencia –cuando el uso del sistema tenga por objeto dar cumplimiento a dicha evaluación– y la normativa de protección del cliente bancario.

Además, en la actualidad, existen varias propuestas normativas a nivel europeo que están en fase de aprobación que también resultarán de utilidad a efectos de paliar los riesgos identificados del uso de sistemas de IA en la evaluación de la solvencia. Así, las propuestas de Reglamento de IA y de Directiva sobre responsabilidad en materia de IA, ofrecen un catálogo de normas específicas en materia de IA, proporcionando un marco jurídico propio en esta materia. Respecto de las medidas contempladas por estas propuestas la más relevante en mi opinión es el deber de las personas que participan en la creación y desarrollo de sistemas de IA de elaborar un sistema de gestión de riesgos. Esta norma deja en manos de los propios desarrolladores –los expertos en esta materia– la responsabilidad de identificar y evaluar los riesgos previstos o previsibles, tanto antes como posteriormente a la comercialización del sistema, e introducir las medidas oportunas para eliminarlos, reducirlos e implantar medidas de mitigación. Estableciendo así, un sistema de responsabilidad proactiva de las personas que intervienen en la creación y desarrollo de los sistemas de IA.

La propuesta Directiva de crédito al consumo, por su parte, incluye derechos del consumidor respecto del uso de sistemas de IA para dar cumplimiento a la obligación de evaluar la solvencia que ya están recogidos en el RGPD, por lo que sirven de concreción a los derechos establecidos con carácter general en el RGPD en el marco de la obligación de evaluar la solvencia.

6. BIBLIOGRAFÍA

BALBUENA RIVERA, Manuel: «Análisis del riesgo financiero de las personas físicas y su impacto en el coste crediticio», *Préstamo Responsable y Ficheros de Solvencia*, CUENA CASAS, Matilde; PRATS ALBENTOSA, Lorenzo (Coords.), Aranzadi, Cizur Menor, 2014.

BRUCKNER, Matthew Adam: «The promise and perils of algorithmic lenders' use of big data», *Chi.-Kent L. Rev.*, vol. 93, 2018, págs. 3-60.

CARTER, Carolyn, RENUART, Elizabeth, SAUNDERS, Margot, WU, Chi Chi: «The credit card market and regulation: In need of repair», *NC Banking Inst.*, 2006, vol. 10, págs. 23-56.

CITRON, Danielle Keats; PASQUALE, Frank: «The scored society: The scored society: Due process for automated predictions», *Wash. L. Rev.*, 2014, vol. 89, págs. 2-33.

COLLADO-RODRÍGUEZ, Noelia: *La obligación del prestamista de evaluar la solvencia del consumidor de crédito. Adaptado a la Ley 5/2019, de 15 de marzo, reguladora de los contratos de crédito inmobiliario*. Aranzadi, Cizur Menor, 2019.

Conclusiones del Abogado General PIKAMÄE presentadas el 16 de marzo de 2023 respecto del asunto C-634/21.

Conclusiones del Abogado General PIKAMÄE presentadas el 16 de marzo de 2023 respecto de los asuntos acumulados C-26/22 y C-64/22.

CUENA CASAS, Matilde: «El sobreendeudamiento privado como causa de la crisis financiera y su necesario enfoque multidisciplinar», en *Préstamo Responsable y Ficheros de Solvencia*, PRATS ALBENTOSA, L. CUENA CASAS, M. (Coordinadores), Aranzadi, Cizur Menor, 2014.

DYMSKI, Gary A.: «Discrimination in the credit and housing markets: findings and challenges», *Handbook on the Economics of Discrimination*, 2006, vol. 215.

Federal Trade Commission, «Data Brokers: A Call for Transparency and Accountability», 2014, <https://www.ftc.gov/system/files/documents/reports/data-brokers-call-transparency-accountability-report-federal-trade-commission-may-2014/140527databrokerreport.pdf> (accedido el 14 de mayo de 2023).

FERNÁNDEZ MORALES, Antonio: «Modelos para la determinación del riesgo de crédito», *El préstamo hipotecario y el mercado del crédito en la Unión Europea*, FLORES DOÑA, María de la Sierra, RAGA GIL, José Tomás (Dir.), Dykinson, 2016.

GALLI, Emma; ROSSI, Stefania PS.: «Bank Credit Access and Gender Discrimination: An Empirical Analysis», *Contributions to Economics; Springer: Berlin, Germany*, 2014, p. 3 (fuente electrónica, no numerada).

GRUPO DE EXPERTOS DE ALTO NIVEL SOBRE INTELIGENCIA ARTIFICIAL *Una definición de la inteligencia artificial: principales capacidades y disciplinas científicas*, 2019.

Guidelines on Automated Individual Decision-Making and profiling for the purposes of Regulation 2016/679, WP 251, 3 October 2017.

GUMBUS, Andra; GRODZINSKY, Frances: «Era of Big Data: Danger of Discrimination», *SIGCAS Computers & Society*, Vol. 45, No. 3, 2016, págs. 118-125. *Handbook on European data protection law*, 2018.

HAVARD, Cassandra Jones: «On the take: the black box of credit scoring and mortgage discrimination», *BU Pub. Int. LJ*, 2010, vol. 20, págs. 241-287.

HILLER, Janine S.; JONES, Lindsay Sain: «Who's Keeping Score?: Oversight of Changing Consumer Credit Infrastructure», *American Business Law Journal*, 2022, vol. 59, no 1, págs. 61-121.

HURLEY, Mikella; ADEBAYO, Julius: «Credit scoring in the era of big data», *Yale JL & Tech.*, 2016, vol. 18, págs. 148-216.

KELLY, Sonja; MIRPOURIAN, Mehrdad: «Algorithmic Bias, Financial Inclusion, and Gender: A primer on opening up new credit to women in emerging economies», *Women's World Banking*, 2021.

KUŚMIERCZYK, Małgorzata: «Algorithmic Bias in the Light of the GDPR and the Proposed AI Act», *"(In)equality. Faces of modern Europe"*, Wydawnictwo Centrum Studiów Niemieckich i Europejskich im. Willy'ego Brandta, Wrocław, 2022 (preprint).

LU, Sylvia «Data Privacy, Human Rights, and Algorithmic Opacity», *Cal. L. Rev.*, vol. 110, 2022.

MANTELERO, Alessandro: «Personal data for decisional purposes in the age of analytics: From an individual to a collective dimension of data protection», *Computer law & security review*, 2016, vol. 32, no 2, págs. 238-255.

MARQUEZ, Javier: «An introduction to credit scoring for small and medium size enterprises», *USA*, febrero 2008.

O'LEARY, Daniel E.: «Artificial Intelligence and Big Data», *IEEE intelligent systems*, 2013, vol. 28, no 2, págs. 96-99.

PALMA ORTIGOSA, Adrián:

- «El ciclo de vida de los sistemas de inteligencia artificial. Aproximación técnica de las fases presentes durante el diseño y despliegue de los sistemas algorítmicos», *Derechos y garantías ante la inteligencia artificial y las decisiones automatizadas*, COTINO HUESO, Lorenzo (Dir.), Aranzadi, Cizur Menor, 2022.
- *Régimen jurídico de la toma de decisiones automatizadas y el uso de sistemas de inteligencia artificial en el marco del derecho a la protección de datos personales*, Tesis doctoral, octubre 2021, págs. 107-108, accesible a través del siguiente link: <https://roderic.uv.es/bitstream/handle/10550/81060/TESIS%20Adri%C3%A1n%20Palma%20.pdf?sequence=1> (accedido por última vez el 11/05/2023).

PRINCE, Anya ER; SCHWARCZ, Daniel: «Proxy discrimination in the age of artificial intelligence and big data», *Iowa L. Rev.*, vol. 105, 2019, págs. 1257-1318.

Resolución del Parlamento Europeo, de 16 de febrero de 2022, sobre el refuerzo de Europa en la lucha contra el cáncer: hacia una estrategia global y coordinada (2020/2267(INI)), https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2022-0038_ES.pdf (último acceso 17/05/2023)

RUSSELL, Stuart J.; NORVIG, Peter: *Artificial intelligence: a modern approach*. Pearson Education, Inc., 2010.

STATEN, Michael: «Risk-based pricing in consumer lending», *JL Econ. & Pol'y*, 2015, vol. 11, págs. 33-57.

VAN GESTEL, Tony; BAESENS, Bart: *Credit Risk Management*, Oxford University Press, 2009.

WELLER, Christian E.: «Credit access, the cost of credit, and credit market discrimination», *36 Review in Black Political Economy* 1, 2009, págs. 7-28.