

Evaluación de solvencia y calificación crediticia en el Reglamento europeo sobre inteligencia artificial (Ley de Inteligencia Artificial)

Rebeca Carpi Martín. Profesora Titular de Derecho civil.

(Publicado en *Derecho e inteligencia artificial. El jurista ante los retos de la era digital*, dirigido por I. Herbosa y D. Fernández de Retana, Thomson Reuters (Aranzadi), 2023, págs. 71-111).

ÍNDICE

1. Situando los sistemas de evaluación de solvencia
2. Mecánica funcional de los sistemas automatizados de evaluación de solvencia y calificación crediticia: riesgos inherentes
3. Los sistemas de evaluación de solvencia en la Ley de IA
 - 3.1. Una norma con enfoque generalista que debe integrarse en el ecosistema normativo
 - 3.2. Ámbito objetivo de aplicación: «alto riesgo» e «inteligencia artificial» como parámetros delimitadores
 - 3.3. Régimen aplicable a los sistemas de alto riesgo: cuatro novedades destacables
4. Inteligencia artificial, datos y ficheros de solvencia
 - 4.1. La importancia de los datos de entrenamiento y el control de acceso a los mismos.
 - 4.2. Datos relevantes para evaluación de solvencia y calificación crediticia: vías de licitud para su uso en sistemas de alto riesgo
 - 4.2.1. Pautas generales de acceso a datos de solvencia
 - 4.2.2. El tratamiento automatizado de los datos de solvencia
 - 4.2.3. Régimen de acceso y tratamiento de datos alternativos.
5. Bibliografía consultada

1. Situando los sistemas de evaluación de solvencia.

El empleo de mecanismos de evaluación de solvencia para la calificación crediticia no es algo nuevo o reciente. Podemos decir, más bien, que es una práctica asentada en el ámbito de las operaciones de préstamo y crédito, consustancial, además, a la confianza que requiere toda relación contractual en la que una de las partes defiende el cumplimiento de su obligación a un momento posterior.

En el panorama crediticio, analizar lo mejor posible la confiabilidad de un sujeto deudor, y garantizar al máximo el buen éxito de la operación de financiación, es algo habitual, razonable y bueno. Es incluso obligatorio en determinados contratos de préstamo y crédito, como parte del concepto de «préstamo responsable»¹. A nivel europeo las dos Directivas comunitarias más importantes en materia de crédito para consumidores, la Directiva de crédito al consumo² y la Directiva de crédito inmobiliario³, incluyen la obligación, por parte de los prestamistas, de evaluar la solvencia del consumidor, como parte de los elementos indispensables para asegurar ese «préstamo responsable». También, a nivel estatal, el deber de las entidades de crédito de evaluar la solvencia de las personas que solicitan recibir o ampliar financiación está más que establecido. Desperdigada en una variedad de normas, de distinta procedencia y rango, se regula esta

¹ Aunque el concepto de “préstamo responsable” ha evolucionado en los últimos diez años, mantiene como caracteres nucleares tanto el deber del prestamista de informar apropiadamente al prestatario de las obligaciones que asume al perfeccionar el contrato de préstamo, con todas sus potenciales consecuencias, como la necesidad de evaluar previamente la solvencia del prestatario, a fin de comprobar si el préstamo a contratar es acorde a su situación financiera y a sus posibilidades de devolución. Entre las autoras pioneras en el tratamiento del préstamo responsable en nuestro ordenamiento se encuentra CUENA CASAS, MATILDE, entre otras publicaciones en las siguientes: “Préstamo responsable, información crediticia y protección de datos personales”, *Revista de Derecho Concursal y Paraconcursal*, núm. 20, Wolters Kluwer, 2014 y “Préstamo responsable y datos de solvencia patrimonial en la Ley Reguladora de los Contratos de Crédito Inmobiliario”, *Actualidad Civil*, septiembre, Wolters Kluwer, 2019. Destacable es también el trabajo de SERRA RODRÍGUEZ, ADELA; “La obligación de evaluar la solvencia del deudor y la concesión de préstamo responsable”, *Revista de Derecho Patrimonial*, núm. 46, mayo-agosto 2018.

² Directiva 2008/48/CE del Parlamento Europeo y del Consejo de 23 de abril de 2008 relativa a los contratos de crédito al consumo y por la que se deroga la Directiva 87/102/CEE del Consejo, modificada mediante la Directiva 2011/90/UE, la Directiva 2014/17/UE, el Reglamento (UE) 2016/1011, el Reglamento (UE) 2019/1243 y la Directiva 2021/2167 UE, de 24 de noviembre de 2021. Existe actualmente una nueva Propuesta de Directiva de Crédito al Consumo de 30 de junio de 2021, COM (2021) 347 final, 2021/0171(COD) cuyo texto puede encontrarse en el siguiente link: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX%3A52021PC0347> (último acceso 30 septiembre 2023). Nos detendremos más adelante en esta propuesta, que incorpora novedades significativas cuando la evaluación de solvencia y la calificación crediticia del consumidor incluye el uso de sistemas de inteligencia artificial.

³ Directiva 2014/17/UE del Parlamento Europeo y del Consejo de 4 de febrero de 2014 sobre los contratos de crédito celebrados con los consumidores para bienes inmuebles de uso residencial y por la que se modifican las Directivas 2008/48/CE y 2013/36/UE y el Reglamento núm. 1093/2010.

obligación, tanto en normas de supervisión bancaria sobre control de riesgos, como en normas de protección al cliente bancario y de tutela a consumidores⁴.

Pero lo cierto es que ha sido la revolución tecnológica de los últimos años lo que ha transformado cualitativa y cuantitativamente este sector. La digitalización se ha integrado en los procesos para la toma de decisiones y en los hábitos de financiadores y financiados. En la actualidad, se imponen los procedimientos fluidos y rápidos de gestión y obtención de crédito. Cada vez más, se llevan a cabo en línea. Han aparecido, además, nuevos sujetos que operan en el mercado, como las plataformas de préstamo (entre profesionales, entre particulares, o entre aquellos y éstos), que canalizan contratos de crédito en nuevas modalidades. Entre ellas destacan los créditos a corto plazo y de alto coste. Esto afecta decisivamente a la valoración de la solvencia y el análisis de riesgo en las operaciones de financiación. Existen nuevas formas de obtener información sobre la solvencia de los consumidores y de evaluarla, utilizando sistemas automatizados y accediendo a datos que escapan a los tradicionalmente usados para la evaluación de la solvencia.

En este panorama, la prestación de servicios para evaluación de solvencia se ha profesionalizado⁵, y, en la actualidad, es una actividad empresarial que aprovecha las ventajas de la tecnología. Lo ha hecho, en realidad, desde hace décadas. Desde los años 50 del siglo XX se desarrollaron las calificaciones y perfilados basados en datos estadísticos, tratados con los incipientes programas informáticos de aquel momento⁶. Cuando en 1956 se funda en Estados Unidos la entidad Fair Isaac and Company (FICO)⁷ ya se hace bajo la convicción de que el manejo

⁴ En todo tipo de préstamos concedidos por entidades de crédito lo prevé el art. 29 de la LES (Ley 2/2011, de 4 de marzo, de Economía Sostenible). La Orden EHA/2899/2011 y la Circular 5/2012 establecen, asimismo, la obligación de evaluar la solvencia del cliente bancario. También la Ley 10/2014, de 26 de junio, de ordenación, supervisión y solvencia de entidades de crédito y la Circular 4/2016 impactan en la obligación de evaluar la solvencia, aplicándose ambas a las entidades de crédito en sus relaciones con el cliente bancario en general, sin distinguir entre persona física, jurídica o consumidora.

Aunque la obligación de evaluar la solvencia se impone a todo prestamista, su grado de exigencia difiere en caso de que se trate de un tipo de un prestamista u otro. Para el caso de prestamistas que no sean entidades de crédito, la normativa de préstamo responsable está contenida en la LCCC (Ley 16/2011, de 24 de junio, de contratos de crédito al consumo), cuyo artículo 14 establece la obligación de que las entidades prestamistas evalúen la solvencia del cliente. Por su parte, la obligación de evaluación de solvencia exige se cumpla “en profundidad” el art. 11 de la Ley 5/2019 de Contratos de Crédito Inmobiliario.

⁵ Entre las entidades dedicadas al perfilado crediticio destacan, a nivel internacional, además de FICO, Equifax (www.equifax.com), Experian (www.experian.com) o Trans Union (www.transunion.com). En Alemania, como agencia de calificación crediticia, la Schufa Holding AG, que emite las famosas acreditaciones SCHUFA (www.schufa.de). Incluso en China se han desarrollado, dentro del polémico Social Credit System, mecanismos de perfilado crediticio (“China just announced a new social credit law. Here’s what it means, Yang, Zeyi; MIT Technology Review, November 22, 2022, accessible en <https://www.technologyreview.com/2022/11/22/1063605/china-announced-a-new-social-credit-law-what-does-it-mean/> [último acceso 30 septiembre 2023]).

⁶ La historia de los sistemas de calificación crediticia y evaluación de solvencia es, sin embargo, mucho más larga. La explora, con relación a la sociedad norteamericana, desde sus comienzos en el siglo XIX, LAUER, JOSH; *Creditworthy: A History of Consumer Surveillance and Financial Identity in America*, Columbia University Press, 2017.

⁷ Actualmente, la Fair Isaac Corporation se identifica como marca registrada bajo su acrónimo FICO: <https://www.fico.com/en/about-us>

inteligente de datos masivos podía ser útiles en el mundo empresarial. En 1972 la FICO había desarrollado su primer sistema automático de procesamiento de datos para calificar crediticiamente⁸.

La digitalización también ha facilitado el uso de sistemas de evaluación de solvencia en ámbitos distintos al del mercado crediticio: empresas energéticas, de telecomunicaciones, seguros, compra de vehículos, alquileres, ofertas de empleo y un largo etcétera de sectores en los que se aplican mecanismos de evaluación de solvencia para determinar los mejores posibles deudores, clientes, arrendatarios o trabajadores. Se entremezclan los fines tanto crediticios (más tradicionales y legalmente controlados), como los de marketing y publicidad, para ofrecer de manera más personalizada productos a quien pueda/quiera pagarlos y para optimizar la selección de la contraparte en los más variados contratos de tracto continuado: de seguro, laborales, de arrendamiento. Para todos esos tipos contractuales, con fines variados, se generaliza cada vez más el uso de sistemas de evaluación y perfilado crediticio.

Es esencial que en el uso de esos sistemas se concilien todos los intereses en juego. Tanto los conectados al análisis de riesgos para la parte contractual que financia, como los de la parte contractual evaluada (sobre todo si es consumidora) que, en esa relación contractual, asume obligaciones de pago⁹. Eso nos lleva, inevitablemente, al repaso a los riesgos que esta actividad presenta. Es frecuente afirmar que los análisis de solvencia, sean artesanales o estén automatizados, se han teñido tradicionalmente de falta de transparencia y precisión, así como de sesgos y prejuicios subjetivos. Faltando parámetros objetivos y metodología científica para hacerlos, durante mucho tiempo la única forma de proceder fue confiar en lo que podía saberse, con más o menos amplitud y precisión, del historial y honorabilidad de cada persona, como garantías tanto de su intención de cumplir como de sus posibilidades financieras de hacerlo. A las imprecisiones, discrecionalidades y errores inevitables de esa forma artesanal de valorar, se han sumado siempre las desigualdades estructurales entre colectivos sociales (raza, niveles económicos, profesionales, de género, etc.) que han impactado especialmente en una peor consideración crediticia para las personas pertenecientes a colectivos socialmente vulnerables¹⁰.

⁸ <https://www.fico.com/en/history>.

⁹ Como destaca FERRETTI, FEDERICO, “while the concepts of credit risk analysis and creditworthiness may be easily confused, they are not the same and require a distinction. In fact, the temptation would be to consider that the creditors’ interest coincides with that of the debtors; if the former reduces their credit risk, is more likely that the latter would be able to repay their debts, thus diminishing the risk of becoming over-indebted. Following this temptation, however, may be folly. Lenders may increase their profitability if the borrower falls in arrears, pays penalty interests, but eventually repays the debt. Similarly, lenders may market a more expensive credit service to some consumers who, on the basis of credit risk analysis, can nonetheless repay the debt or repay it with arrears” (“Peer-to-Peer Lending and EU Credit Laws: A Creditworthiness Assessment, Credit-Risk Analysis or ... Neither of the Two?”, *German Law Journal* (2021), 22, p. 116).

¹⁰ Los análisis sobre el uso de los mecanismos de evaluación de solvencia y sus riesgos de discriminación son abundantes en la doctrina norteamericana. La evolución histórica de los mismos y su efecto como herramienta de control de los consumidores es expuesta de manera exhaustiva por LAUER, JOSH; *Creditworthy: A History of Consumer Surveillance and Financial Identity in America*, Columbia University Press, pp. 51-78, que se remonta a los primeros sistemas de calificación crediticia en el siglo XIX como antecedentes del moderno “credit scoring”. Por sus propuestas para combatir la discriminación racial en materia de calificación crediticia resulta interesante el trabajo

Con el uso de sistemas de calificación crediticia automatizados, ya sean sistemas computacionales tradicionales, ya sean sistemas de inteligencia artificial actuales (*machine Learning*), esos riesgos se mantienen, e incluso aumentan¹¹, tanto por el volumen de datos que se manejan como por la complejidad de esos sistemas en el procesado y combinación de los datos para producir un valor de salida. Comprender el funcionamiento de estos sistemas, y detectar sus desviaciones y errores, supone un reto tanto para sus operadores, como para los sujetos evaluados, las autoridades e incluso sus propios creadores, debido a la opacidad y difícil trazabilidad que su avanzada tecnología comporta. A ello se unen las limitaciones a la transparencia que surgen de las normas que protegen los derechos de propiedad industrial y secreto empresarial sobre estos softwares de calificación crediticia¹². De ahí que, como veremos enseguida, la UE, en su propuesta de Reglamento UE sobre Inteligencia Artificial¹³, conocida ya como Ley de IA, haya incorporado los sistemas de evaluación de solvencia entre los que se consideran de alto riesgo, con el propósito, ya veremos en el futuro si se consigue, de neutralizar o, al menos, atemperar, sus inconvenientes.

2. Mecánica funcional de los sistemas automatizados de evaluación de solvencia y calificación crediticia: riesgos inherentes.

El uso de la tecnología para calificar la fiabilidad crediticia y perfil de potenciales obligados presenta indudables ventajas. Los métodos usados tienen base científica, permiten ahorrar costes y son más rápidos y ágiles, lo que incrementa la eficiencia y simplifica los procesos de

de MACK, JORDAN BARTLEY, “Born in the red: How Affirmative Action could cure the Race-Credit Divide, *Houston Law Review*, Vol. 55, Issue 5, 2018, pp. 1158-1186.

¹¹ A propósito del uso de sistemas computacionales primero, y de inteligencia artificial después, otros autores, además del ya citado LAUER (*Creditworthy: A History of Consumer Surveillance and Financial Identity in America*), se han adentrado en la cuestión, ofreciendo una visión comparativa de las diferencias entre los sistemas computacionales de calificación crediticia tradicionales y los nuevos sistemas de calificación, en los que el uso de los Big Data que facilita la inteligencia artificial amplifican los riesgos de falta de transparencia y de precisión, presencia de sesgos discriminatorios y utilización para localización de consumidores vulnerables a préstamos de alto coste. Entre los más clarificadores en USA puede verse a HURLEY, MIKELLA & ADEBAYO, JULIUS: “Credit Scoring In The Era Of Big Data”, 18 YALE J.L. & TECH. 148 [2016], accesible en https://openyls.law.yale.edu/bitstream/handle/20.500.13051/7808/Hurley_Mikella.pdf [último acceso 30 de septiembre de 2023]). En el ámbito europeo, se ocupan recientemente de los riesgos vinculados a la calificación crediticia, especialmente mediante el uso de inteligencia artificial, entre otros, SPINDLER, GERALD; “Algorithms, credit scoring, and the new proposals of the EU for and AI Act and on Consumer Credit Directive”, *Law and Financial Markets Review*, Volume 15, 2021, issue 3-4, pp. 1-23, FERRETTI, *German Law Journal*, pp. 102-121, o LANGENBUCHER, KATJA, “Responsible A.I.-based Credit Scoring – A Legal Framework”, *European Business Law Review*, Volume 31, Issue 4 (2020), pp. 527-572.

¹² La tensión entre las ventajas y los inconvenientes de estos sistemas de evaluación de solvencia es destacada por la doctrina. Entre otros, Spindler, *Law and Financial Markets Review*, Volume 15, 2021, issue 3-4, pp. 8-9, Langenburger, en *European Business Law Review*, Volume 31, Issue 4 (2020), p. 541, Hurley & Adebayo, 18 YALE J.L. & TECH. 148 [2016], pp. 158, 179, 195 y 198 (accesible en https://openyls.law.yale.edu/bitstream/handle/20.500.13051/7808/Hurley_Mikella.pdf).

¹³ Propuesta de Reglamento del Parlamento Europeo y del Consejo por el que se establecen normas armonizadas en materia de Inteligencia Artificial, tras las enmiendas aprobadas por el Parlamento Europeo en 14 de junio de 2023, accesible en https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2023-0236_ES.html).

negocio. No hay duda de que, para el sector financiero, productivo o de servicios es un gran invento. A cualquier empresa, y no solo a las entidades de crédito, le gusta conocer del mejor modo la fiabilidad de sus clientes y su capacidad de cumplimiento. Y un sistema que trabaja de manera científica, sistemática, prescindiendo de opiniones humanas y contrastando un gran volumen de datos, parece, de entrada, más fiable que un ser humano. En principio, a un sistema técnico no se le puede reprochar que sea arbitrario o que peque de subjetivo.

En el lado negativo, sin embargo, pesan sus inconvenientes. En primer lugar, la intervención humana no está del todo ausente y el riesgo de error humano no desaparece. Los códigos de actuación (algoritmos) están diseñados e influidos, en mayor o menor medida, por sus creadores, con la carga de subjetividad (sesgos) que eso comporta y los errores que pueden haberse cometido en el diseño del algoritmo. En segundo lugar, conforme avanza y mejora la inteligencia artificial y la capacidad de aprendizaje autónomo de los sistemas, sus mecanismos profundos de toma de decisiones son más complejos, incluso para sus creadores (mucho más para los usuarios). Realizan combinaciones de datos muy variadas, no inducidas en su diseño originario ni imaginadas por sus creadores y usuarios, sino aprendidas por el sistema posteriormente. Como la experiencia ha demostrado, de esas combinaciones pueden resultar decisiones discriminatorias¹⁴. La trazabilidad de cada decisión automatizada puede ser casi imposible de despejar, dando lugar a una opacidad que no permita conocer, en realidad, cómo se ha llegado al valor que el sistema emite como resultado. Si tenemos presente que esas decisiones automatizadas se multiplican por millones, el problema se magnifica, mucho más de lo que puede acontecer cuando quienes valoran son seres humanos.

La necesidad de respuestas legales que ayuden a prevenir los riesgos, controlar su presencia y remediar sus consecuencias es, a todas luces, evidente. Para comprender mejor cómo debe afrontarse legalmente todo lo anterior, debemos situar, siquiera embrionariamente, algunos la dinámica funcional estos sistemas automatizados¹⁵.

¹⁴ Como los casos de discriminación por razón de género detectadas en el perfilado crediticio de las tarjetas de crédito. El asunto más conocido se produjo en 2019, cuando un usuario de la Apple Card denunció que su límite de crédito era 20 veces superior al de su esposa, a pesar de que su declaración de la renta era conjunta y los datos financieros de la esposa eran mejores. El Departamento de Servicios Financieros de Nueva York emprendió una investigación a la entidad gestora de la Apple Card, Goldman Sachs. En su respuesta, Goldman adujo que no se había producido discriminación alguna, puesto que el sistema no tenía instrucciones de recogida y uso de datos de género. Efectivamente, y aunque así era, la combinación del resto de datos a los que el sistema automatizado tenía acceso daba como resultado un perfilado que discriminaba a las mujeres. La paradoja, entonces, surge por la necesidad de incluir datos discriminatorios, como el género, para evitar discriminaciones indirectas o implícitas debidas a ese rasgo cuando no se tiene en cuenta (HAO, KAREN; "There's an easy way to make lending fairer for women. Trouble is, it's illegal", *MIT Technology Review*, 15 noviembre, 2019, accesible en <https://www.technologyreview.com/2019/11/15/131935/theres-an-easy-way-to-make-lending-fairer-for-women-trouble-is-its-illegal/> [último acceso 30 septiembre 2023]).

¹⁵ Una descripción de esos sistemas, precisa y al mismo tiempo accesible para los no expertos en la materia, la ofrecen HURLEY & ADEBAYO, YALE J.L. & TECH., pp. 159-183, accesible en https://openyls.law.yale.edu/bitstream/handle/20.500.13051/7808/Hurley_Mikella.pdf.

Cuando se trata de softwares tradicionales, es decir, de sistemas informáticos deterministas, previos a la inteligencia artificial actual y que funcionan sin aprendizaje profundo¹⁶, los valores que se emiten como resultado están limitados por aquello que el sistema tiene programado. Sus algoritmos (que contienen el set o código de instrucciones) pueden ser muy complejos, pero sirven solamente para ofrecer un output perfectamente predecible *ab initio*, puesto que esos algoritmos son códigos de instrucciones completos y estáticos, que no evolucionan ni permiten al sistema aprender. Su resultado está preprogramado al 100%, ya que para poder producir un «output», una solución al problema planteado, necesitan tener todas las posibles soluciones anticipadas, incorporadas al sistema y por tanto previamente pensadas y precodificadas. No puede abstraer a partir de los datos y elaborar nuevas soluciones. Aunque trabajan con millones de datos, y son sistemas expertos, en tanto que basados en altos conocimientos codificados, aplican las instrucciones del código algorítmico que tienen programado y no pueden innovar ni evolucionar.

La inteligencia artificial supone un cambio de paradigma funcional frente a esa computación tradicional. Gracias a sus sistemas de redes neurales profundas analiza, aprovecha y combina de manera autónoma los BIGDATA¹⁷, esto es, la información que en forma de datos generamos los millones de usuarios de internet, y que circula constantemente, para ofrecer resultados en forma de predicciones o valores. Con la tecnología “*machine o deep learning*” de la IA¹⁸, se incorporan nuevos algoritmos y protocolos de entrenamiento unidos a una inmensa capacidad computacional, y con el acceso a un volumen extraordinario de datos que pueden manejarse de manera inteligente, ya que el sistema es un intelecto que aprende. Aprende a partir de los datos de entrenamiento que se le suministran inicialmente, y continúa aprendiendo en su actividad posterior de análisis, proceso y combinación de los datos a los que va accediendo para finalmente emitir sus resultados, información de salida o decisión. El sistema de inteligencia artificial elabora

¹⁶ Sobre lo que significa “deep learning” puede verse a Hao, Karen; “What is machine learning”? *MIT Technology Review*, 17 noviembre 2018 (accesible en <https://www.technologyreview.com/2018/11/17/103781/what-is-machine-learning-we-drew-you-another-flowchart/> [(último acceso 30 septiembre 2023)]).

¹⁷ Hablar de *Big Data* es aludir al análisis, filtrado y procesamiento de datos masivos. Junto ese término, debe manejarse también el de *Smart Data*. De manera inicial y comprensible para los no expertos en la materia, resulta útil la definición que contiene la Revista Unir de Marketing y Comunicación (2 marzo 2022), aclarando que el concepto *Smart Data* “va un paso más allá ya que, como su terminología indica, se refiere al tratamiento inteligente de la información, de aquellos datos útiles, de calidad y con un valor estratégico para una organización. Es decir, el *Big Data* es un primer paso en el que se procesan y extraen los datos, mientras que **el *Smart Data* les aporta valor añadido para tomar decisiones más eficientes** (por ejemplo, rediseñar las rutas de los repartidores de una cadena de comida a domicilio en función de las opiniones de los clientes, horarios y días y calles con menos tráfico). Por su parte, **el *Smart Visual Data* es la representación de esos datos de forma visual** (a través de *dashboards*) para disponer de la información de forma más atractiva y sencilla. De este modo, estos paneles nos ofrecen de forma gráfica y mucho más comprensiva lo que en su origen fueron datos desorganizados e inteligibles” (accesible en <https://www.unir.net/marketing-comunicacion/revista/smart-visual-data/#:~:text=Por%20su%20parte%2C%20el%20Smart,forma%20m%Cfa3%A1s%20atractiva%20y%20sencilla> (último acceso 30 septiembre 2023)).

¹⁸ Véase la definición funcional de “machine learning” en Hao, *MIT Technology Review*, 17 noviembre 2018 (accesible en <https://www.technologyreview.com/2018/11/17/103781/what-is-machine-learning-we-drew-you-another-flowchart/> último acceso 30 septiembre 2023)).

sus propias conclusiones en respuesta al “problema u objetivo” que se le ha indicado que debe resolver.

A partir de esta base, las variables de los sistemas de inteligencia artificial son muchas, y su lógica y funcionamiento dependen, en buena medida, de la simplicidad o complejidad del problema y del propósito para el que se le ha programado y entrenado¹⁹. Cuando el objetivo o problema a resolver por un sistema automatizado es la predicción del grado de solvencia de las personas, nos encontramos ante un problema no estructurado o complejo desde el punto de vista matemático, en tanto que admite diversos rangos de respuestas, y no una única y precisa respuesta matemática²⁰. En los problemas no estructurados, por tanto, se incrementa tanto el riesgo de error por una defectuosa o incompleta formulación del problema a resolver, como los riesgos de falta de precisión, falta de transparencia y eventuales agravios comparativos y sesgos discriminatorios. La razón fundamental para ese incremento de riesgos reside en el manejo de datos masivos («big data»), como tecnología clave que multiplica exponencialmente la información disponible y la posibilidad de combinar esos datos, de manera automatizada, supervisada o no. Tratándose de resolver un problema no estructurado, esto es, de buscar respuestas no exactas, como son las predicciones sobre las probabilidades de que un sujeto cumpla o no con sus obligaciones de pago, el uso de “cuantos más datos mejor” para emitir esas predicciones supone una tentación difícil de superar para los creadores y usuarios de esos sistemas de calificación crediticia. Así, la indudable mejora científica en el proceso de evaluación de la solvencia, al sustituirse la percepción humana por la exactitud matemática, se ve acompañada del incremento de riesgo discriminatorio y de vulneración de la privacidad vinculado al manejo de un volumen ingente de datos y su tratamiento combinado.

El acceso y análisis de millones de datos, así como el establecimiento de correlaciones derivadas de ese análisis de macrodatos, supone un desafío legal tanto en lo relativo a la protección de la privacidad como en cuanto al riesgo de discriminación por el uso de esos datos. Aunque ambos riesgos ya existían en sistemas de calificación crediticia no automatizados, con los sistemas automatizados se incrementan de manera exponencial. Además, es particularmente importante la circunstancia de que ahora el perfil de riesgo crediticio de cada persona no se establece únicamente con relación a sus datos solvencia, sino acentuando la importancia de otros datos

¹⁹ Sobre las diversas maneras de funcionamiento de los sistemas de “machine learning”, HURLEY & ADEBAYO, 18 YALE J.L. & TECH. 148, pp. 159-183, accesible en https://openyls.law.yale.edu/bitstream/handle/20.500.13051/7808/Hurley_Mikella.pdf. En la doctrina española, ATIENZA NAVARRO, M^a LUISA, explica con claridad el mecanismo funcional de estos sistemas avanzados, en «La responsabilidad civil por daños causados por sistemas de inteligencia artificial. (A propósito de la Resolución del Parlamento Europeo de 16 de febrero de 2017, con recomendaciones destinadas a la Comisión sobre normas de Derecho civil sobre robótica)», en VEIGA COPO, A (Dir), *Retos y desafíos del contrato de seguro: del necesario aggiornamento a la metamorfosis del contrato Libro Homenaje al profesor Rubén Stiglitz* (Cátedra Uría Menéndez-ICADE de Regulación de los Mercados) Cizur Menor, Navarra, 2020, pp. 1095-1099.

²⁰ Determinar la solvencia de una persona es un problema no estructurado, complejo, puesto que no hay una regla simple para predecir la probabilidad de pago de un prestatario.

personales alternativos²¹. Aunque eso no es necesariamente negativo, puesto que el contraste de esos datos alternativos con la información estadística puede conducir a resultados positivos²², también es más alto el riesgo de discriminación negativa²³.

Paradójicamente, además, la abundancia de datos disponibles se produce solo en relación a los sectores de la población mundial que tienen acceso a recursos tecnológicos y desarrollan actividad en el mundo virtual. Eso contrasta con la ausencia de esos datos cuando se trata de grupos de población no conectados a internet, y de personas en riesgo de exclusión social, vulnerables y/o pertenecientes, en muchos casos, a países subdesarrollados. La falta de información virtual sobre estas personas puede funcionar, en los sistemas de calificación crediticia, como un elemento de puntuación negativa en su perfilado, lo que acentúa, en su caso por falta de datos, su potencial marginalidad y el riesgo de ser discriminados. Ese es otro riesgo más que legalmente se debe considerar. Veamos cómo enfocar estos riesgos a la luz de la propuesta europea de regulación de la inteligencia artificial.

3. Los sistemas de evaluación de solvencia en la Ley de IA.

3.1. Una norma con enfoque generalista que debe integrarse en el ecosistema normativo.

El legislador europeo, consciente de los riesgos expuestos, incluye los sistemas de evaluación de solvencia y calificación crediticia entre los que considera sistemas considerados de alto riesgo en la Ley de IA²⁴. Considera sistemas de alto riesgo, en general, a aquellos que pueden afectar negativamente a la seguridad o a los derechos fundamentales. La Exposición de Motivos insiste en que la catalogación como sistema de alto riesgo no depende únicamente de lo que ese sistema

²¹ Tal como afirma LANGENBUCHER la combinación de datos es tan variada como inesperada: no solo datos de solvencia propiamente, sino información sobre lugar de estudios, historial laboral, historial telefónico incluyendo sms enviados, lista de contactos, datos de ubicación, comportamiento en plataformas como Amazon, e incluso datos de rutinas deportivas que los “Smart watches” recogen: “A healthy workout routine may, for instance, correlate with paying back loans on time. By contrast, using keywords such as “payday loan”, “drugs” or “sick” in social media communication will often correlate with belonging to a group which has difficulty in repaying loans.¹⁷ Similarly, information which correlates with impulsive behavior may result in being allocated to the more risky “bucket” whereas information which suggests that the borrower is good at delaying gratification may put her in the more successful group” (en *European Business Law Review*, p. 530).

²² Porque puede, al menos hipotéticamente, permitir que personas que carecen de historial crediticio, pero tienen datos alternativos considerados positivos en las predicciones estadísticas sobre solvencia, como su expediente académico, por ejemplo, reciban una calificación crediticia positiva.

²³ Los macrodatos, como fuente de entrenamiento y alimentación de los sistemas de calificación crediticia actuales, permiten que la previsión sobre las probabilidades de cumplimiento de una persona deudora se determine en forma de un porcentaje de fiabilidad crediticia, que puede tener en cuenta de una parte la información real y concreta sobre su situación patrimonial y su comportamiento financiero (historial de solvencia pasada y presente). Pero también, de otra, el contraste que presentan sus datos pasados y actuales tanto de solvencia como de otro tipo, con las probabilidades estadísticas de que sujetos en esas mismas circunstancias se comporten de un modo similar. El riesgo de discriminación, en tal caso, es innegable, por más solvente que esa persona en concreto haya demostrado ser en el cumplimiento de sus obligaciones pasadas.

²⁴ Propuesta de Reglamento del Parlamento Europeo y del Consejo por el que se establecen normas armonizadas en materia de Inteligencia Artificial, tras las enmiendas aprobadas por el Parlamento Europeo en 14 de junio de 2023, accesible en https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2023-0236_ES.html).

hace, sino también de para qué se usa. Eso justifica, claramente, que entre estos sistemas de alto riesgo se incluyan los de evaluación de solvencia y calificación crediticia. Se refiere a su alto riesgo el Considerando 37, por tratarse de instrumentos que “deciden si dichas personas pueden acceder a recursos financieros o servicios esenciales como la vivienda, la electricidad y los servicios de telecomunicaciones. Los sistemas de IA usados con este fin pueden discriminar a personas o grupos y perpetuar patrones históricos de discriminación, por ejemplo, por motivos de origen racial o étnico, género, discapacidad, edad u orientación sexual, o generar nuevas formas de efectos discriminatorios”²⁵. Y, en lógica consecuencia, los incluye en su Anexo III²⁶, que recoge la lista de sistemas de alto riesgo de acuerdo con lo dispuesto en el art. 7.

Fuera de estas dos menciones, no hay más referencias directas a los sistemas de evaluación de solvencia en todo el articulado, puesto que esta Ley de IA tiene un carácter generalista, centrado en diseñar un régimen transversal común para todos los sistemas de IA en tanto que tales, sin entrar en cuestiones vinculadas al tipo concreto de sistema, su finalidad o sus riesgos específicos²⁷. Tampoco entra en el régimen de responsabilidad por los daños que pueden causar los sistemas de IA. El legislador europeo deriva lo relativo a los posibles daños derivados de estos productos de IA, así como a la exigencia de responsabilidad, a las dos directivas proyectadas en esta materia: la futura Directiva sobre responsabilidad por los daños causados por productos defectuosos²⁸ que sustituirá a la actual Directiva 85/374/CEE, y la propuesta de Directiva relativa a la adaptación de las normas de responsabilidad civil extracontractual a la inteligencia artificial (Directiva sobre responsabilidad en materia de IA)²⁹.

La aplicación de esta ley a los sistemas de evaluación de solvencia y perfilado crediticio deberá combinarse, así, con todas aquellas normas que incidan, desde una u otra perspectiva, en este ámbito de actividad profesional de evaluación de solvencia y la calificación crediticia. Entre ellas, estarán las mencionadas directivas de responsabilidad por daños, así como las normas sobre actividad crediticia y supervisión bancaria antes aludidas. Pero sobre todo, de manera directa e imprescindible, en lo que a funcionamiento y control de los sistemas automatizados se refiere, su aplicación estará esencialmente conectada con el Reglamento General de Protección de datos (RGPD)³⁰ acompañado, en España, de la Ley Orgánica 3/2018, de 5 de diciembre, de Protección

²⁵ Considerando 37 de la Propuesta de Ley de IA tras las enmiendas de 14 de junio de 2023 (https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2023-0236_ES.html).

²⁶ Anexo III de la propuesta de Ley de IA, párrafo 1, punto 5 letra b: https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2023-0236_ES.html.

²⁷ SPINDLER, *Law and Financial Markets Review*, p. 4.

²⁸ Propuesta de DIRECTIVA DEL PARLAMENTO EUROPEO Y DEL CONSEJO sobre responsabilidad por los daños causados por productos defectuosos (<https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX%3A52022PC0495>). Téngase en cuenta el texto remitido por el Comité de Representantes Permanentes (Coreper) el pasado 14 de junio, accesible en <https://data.consilium.europa.eu/doc/document/ST-10694-2023-INIT/en/pdf>.

^{29,29} <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX%3A52022PC0496>.

³⁰ 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 (<https://www.boe.es/doue/2016/119/L00001-00088.pdf>).

de Datos Personales y garantía de los derechos digitales (LOPDGDD). Sobre esa cuestión nos detendremos más tarde.

3.2. Ámbito objetivo de aplicación: «alto riesgo» e «inteligencia artificial» como parámetros delimitadores

Conforme al art. 3.1 de la propuesta de Ley de IA, los sistemas sometidos a esta regulación son aquellos que encajan en el concepto de “sistema de inteligencia artificial” que ese artículo define. En consecuencia, a aquellos sistemas de perfilado y calificación crediticia que no encajen en esa definición del art. 3.1 no les será de aplicación esta regulación, ya que la consideración como sistemas de alto riesgo por razón de su finalidad solo adquiere relevancia si el sistema en cuestión se encuentra dentro del alcance objetivo del art. 3.1.

Que un sistema sea o no sistema de inteligencia artificial, de acuerdo con este art. 3.1, no es algo evidente, especialmente tras las enmiendas realizadas por el Parlamento europeo el 14 de junio de 2023. Esas enmiendas restringen el concepto de IA del art. 3.1, que ahora define como sistema de IA aquel “sistema basado en máquinas diseñado para funcionar con diversos niveles de autonomía y capaz, para objetivos explícitos o implícitos, de generar información de salida — como predicciones, recomendaciones o decisiones— que influya en entornos reales o virtuales”³¹.

Con el texto actual del art. 3.1, el Parlamento europeo se alinea con la definición adoptada actualmente por la OCDE³², pero el nuevo texto resulta, cuando menos, más ambiguo e impreciso que el contenido en la propuesta previa³³. La “autonomía”, como cualidad elevada a esencial en esta definición, no termina de ser un concepto preciso, menos todavía si tenemos presente que en realidad se acepta que existan “diversos niveles de autonomía”, sin que sepamos ni qué debemos entender por autonomía ni qué grado de autonomía autoriza a considerar que un sistema pueda ser llamado “de inteligencia artificial” de acuerdo con esta ley. Para mayor ambigüedad, con estas últimas enmiendas se suprime también el Anexo I, que acompañaba la anterior definición del art. 3.1 y que aclaraba, con una propuesta descriptiva, qué mecanismos (los llamaba “estrategias”) encajaban en el concepto de IA. Suprimida esa descripción, y con la simple mención del art. 3.1, no queda claro si debemos entender que todo sistema automatizado que produzca información de salida en forma de predicciones, recomendaciones o decisiones se incluye bajo la órbita la ley o si, por el contrario, los sistemas denominados expertos, pero

³¹ Texto de la propuesta de Ley de IA tras las enmiendas disponible en https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2023-0236_ES.html.

³² BERTUZZI, LUCA; AI Act moves ahead in EU Parliament with key committee vote (<https://www.euractiv.com/section/artificial-intelligence/news/ai-act-moves-ahead-in-eu-parliament-with-key-committee-vote/> [último acceso 30 septiembre 2023]).

³³ En la redacción inicial del art. 3.1 se definían los sistemas de inteligencia artificial como “el software que se desarrolla empleando una o varias de las técnicas y estrategias que figuran en el anexo I y que puede, para un conjunto determinado de objetivos definidos por seres humanos, generar información de salida como contenidos, predicciones, recomendaciones o decisiones que influyan en los entornos con los que interactúa.” Esas técnicas y estrategias descritas en el Anexo I permitían acotar con precisión el concepto.

deterministas, deberían quedar fuera, porque al carecer de capacidad de aprendizaje deben ser considerados como carentes de todo nivel de autonomía. En la propuesta inicial estos sistemas expertos estaban claramente incluidos bajo el ámbito de aplicación de la ley porque quedaban claramente recogidos en la enumeración contenida en el Anexo I ahora suprimido³⁴.

Así que dada la vaguedad del concepto debemos preguntarnos: ¿son o no son sistemas de IA los sistemas deterministas?

Son, sin duda, sistemas complejos, en tanto que manejan ingentes cantidades de datos, lo que podría permitir incluirlos en la definición de sistemas “basados en máquinas y diseñados para funcionar con cierto grado de autonomía” si ese grado de autonomía se interpreta de manera amplia³⁵. Sin embargo, carecen de tecnología “*machine o deep learning*”, lo que podría ser imprescindible en la nueva definición del art. 3.1 si se interpreta de manera restrictiva. Ya hay voces que avanzan, respecto de esta nueva definición del art. 3.1, su carácter más restrictivo³⁶. Sea de un modo o del otro lo que es evidente, ahora mismo, es que la propuesta no determina con claridad a qué sistemas alcanza. Si además tenemos presente que la interpretación de toda norma corresponde a la autoridad judicial, que no necesariamente posee conocimientos sobre tecnología avanzada, las dudas que a todas luces generará confirman la conveniencia de acompañar el concepto del art. 3.1 de una descripción exhaustiva, como la del primigenio Anexo I.

Así pues, la primera duda en la aplicación de esta ley de IA a los sistemas automatizados de evaluación de solvencia y perfilado crediticio es nada menos si los alcanza a todos o solamente a los que utilizan tecnología “*machine o deep learning*”. Actualmente la mayoría de los sistemas de evaluación de solvencia, y sobre todo los de perfilado crediticio, funcionan de manera experta, pero no utilizan exclusivamente tecnología “*machine o deep learning*”. Aunque la tendencia de futuro sea avanzar hacia sistemas “*machine learning*” y quizá en eso esté pensando el Parlamento europeo, excluir los sistemas deterministas (es decir, sistemas expertos pero que carecen de

³⁴ Este Anexo, en la descripción de lo que se consideraban técnicas y estrategias de inteligencia artificial, detallaba las siguientes: “Estrategias de aprendizaje automático, incluidos el aprendizaje supervisado, el no supervisado y el realizado por refuerzo, que emplean una amplia variedad de métodos, entre ellos el aprendizaje profundo. Estrategias basadas en la lógica y el conocimiento, especialmente la representación del conocimiento, la programación (lógica) inductiva, las bases de conocimiento, los motores de inferencia y deducción, los sistemas expertos y de razonamiento (simbólico). Estrategias estadísticas, estimación bayesiana, métodos de búsqueda y optimización”.

³⁵ Entendiendo como autonomía al menos su capacidad de acceso a la información y procesado de la misma.

³⁶ Lo destacó ya en marzo de 2023 la web de noticias de investigación BiometricUpdate.com, tras aclarar, además, que esta definición, que se corresponde con la adoptada por la OCDE, ya nacía algo desfasada, puesto que según parece, la OCDE tiene el propósito de modificarla en un futuro cercano suprimiendo el calificativo “*machine-based*” como rasgo de los sistemas de IA. Se afirma, además, que la definición de IA adoptada por el Parlamento europeo en junio de 2023 es más cercana a la defendida por partidos conservadores que a la que sostienen los progresistas: “the narrower definition of AI is more in line with conservative political groupings as left-of-center politicians had been pushing for a broader, more encompassing understanding of the technology” (<https://www.biometricupdate.com/202303/eu-ai-act-definition-of-ai-aligns-with-oecd-definition-biometric-risk-updated> [(último acceso 30 septiembre 2023)]).

aprendizaje autónomo), podría además dar pie a una práctica empresarial perversa, manteniendo el uso de sistemas deterministas para evitar los mecanismos de control que esta Ley de IA incorpora, y que son muy exigentes, frente a la ausencia total de control en la que quedarían los sistemas no alcanzados por la norma. Recordemos que la justificación para llamar a los sistemas de evaluación de solvencia y perfilado crediticio como “de alto riesgo” se encuentra precisamente en la posibilidad de que sus resultados o decisiones incluyan sesgos discriminatorios, principalmente para personas que pertenecen a grupos especialmente vulnerables. Ese riesgo existe tanto en los sistemas de IA que incluyen tecnología “*machine learning*” como en los sistemas deterministas. Aunque en estos segundos sea posible trazar el proceso y combinación de datos que ha llevado a la decisión final y así poder detectar en qué fase de ese proceso aparecen sesgos discriminatorios, esa mayor trazabilidad no erradica el riesgo de discriminación, ni justificaría que existiesen medidas de control y supervisión para los sistemas con aprendizaje autónomo y no para otros sistemas automatizados.

La segunda duda, respecto del ámbito de aplicación de la ley de IA a los sistemas de calificación y perfilado crediticio tiene conexión con la acotación del término “alto riesgo”. Surge de la lectura combinada del Considerando 37 y del punto 5 letra b del Anexo III que permiten dudar acerca de si solamente los sistemas de evaluación de solvencia vinculados al acceso a servicios esenciales deben ser considerados “de alto riesgo”. Así lo ha dudado algún autor³⁷ al considerar que el punto 5 del Anexo III acota así su contenido, ya que su encabezado se refiere a sistemas de alto riesgo que impactan en el “acceso y disfrute de servicios públicos y privados esenciales y sus beneficios”.

Aun siendo técnicamente plausible esa interpretación, dejando así fuera a los sistemas de evaluación de solvencia que no presenten vinculación directa con servicios esenciales, desde un punto de vista teleológico resultaría, a todas luces, ambigua y escasamente eficiente, puesto que potencialmente todos los sistemas de evaluación de solvencia y calificación crediticia se diseñan para poder ser utilizados en todo tipo de evaluación, con independencia de la finalidad posterior a la que sirva esa evaluación. Y resultará que en la fase inicial de diseño y entrenamiento de los sistemas es vital que se aplique la Ley de IA como garantía de control de su funcionamiento futuro. Ése es argumento suficiente para extender la consideración de “alto riesgo” a todo sistema de IA de evaluación de solvencia y la calificación crediticia. Esa idea queda reforzada tras repasar, en toda su extensión, tanto del punto 5 b) del Anexo III como el Considerando 37. En primer lugar, porque ese Considerando 37 vincula la condición de sistemas de “alto riesgo” al impacto que los mecanismos de evaluación de solvencia tengan no solo en el acceso a servicios esenciales sino también en el acceso a “recursos financieros”. En segundo lugar, porque tanto el punto 5 b) como el mismo considerando mencionan una única excepción en la consideración de “alto riesgo” para los sistemas de evaluación y calificación crediticia, relativa a los que se empleen para detectar fraudes financieros. Eso permite entender, *a sensu contrario*, que los restantes

³⁷ SPINDLER, *Law and Financial Markets Review*, pp. 5-6.

sistemas de evaluación y calificación crediticia entran en la clasificación de “sistemas de alto riesgo”.

3.3. Régimen aplicable a los sistemas de alto riesgo: cuatro novedades destacables.

Como hemos comentado, los llamados sistemas de alto riesgo ocupan un lugar central en el Reglamento de IA. Su directa regulación se extiende a lo largo del Título III (arts. 6 a 50), si bien prácticamente todas las normas de este Reglamento les son aplicables en mayor o menor medida. Especialmente destacables, por su carácter programático general, son los principios generales aplicables a todo sistema de IA, que se recogen en el art. 4 bis: principio de intervención y vigilancia humana; principio de solidez y seguridad técnica; principio de privacidad y gobernanza de datos; principio de transparencia; principio de diversidad, no discriminación y equidad y principio de bienestar social y medioambiental. Todos juntos conforman un eje vertebrador de esta Ley de IA, al marcar los criterios fundamentales de interpretación e integración de todas sus reglas.

Para los sistemas de alto riesgo, estos principios generales se precisan en forma de requisitos y obligaciones concretas en los capítulos 2 y 3 del Título III así como el régimen de sanciones del art. 71.

Cuatro novedades normativas me parecen especialmente destacables ahora, considerando su impacto en los sistemas de evaluación de solvencia y perfilado crediticio.

En primer lugar, la regulación en detalle de los sistemas de control de calidad y de gestión de riesgos, tal como es habitual en otras normas europeas sobre seguridad de bienes y productos. El capítulo 2 del Título III (arts. 8 a 15) fija los requisitos imperativos generales de los sistemas de alto riesgo, incluyendo un régimen de control permanente sobre estos sistemas cuyo cumplimiento debe verificarse de manera continuada mientras el sistema esté activo. El capítulo 3 (arts. 16 a 29) los desgrana en obligaciones concretas, derivadas de esos requisitos, y dirigidas en general a todos los “operadores” de los sistemas, pero con variaciones según se trate proveedores, implementadores, representantes autorizados, importadores y distribuidores, como categorías de sujetos que contempla el art. 3.1 dentro del término “operadores” para definir a quienes utilizan o ponen en servicio esos sistemas.

El régimen propuesto es complejo y presenta un detalle que complicará su aplicación. Entre las previsiones más destacables, dentro de la obligación de gestión y buen gobierno que se impone, se encuentra la regulación de un sistema permanente de control y gestión de los riesgos razonablemente previsibles (art. 9) junto con la correspondiente obligación de establecer sistemas de gestión de calidad que garanticen el cumplimiento del Reglamento (art. 17). La gestión de riesgos se prevé como un “proceso iterativo continuo planificado y ejecutado durante todo el ciclo de vida de un sistema de IA de alto riesgo”, lo que impone obligaciones de actualizaciones sistemáticas periódicas, de detección y análisis de los riesgos previsibles más probables durante las pruebas previas a su comercialización, la evaluación de otros riesgos que pudieran surgir con el análisis de datos obtenidos postcomercialización y la adopción de las

medidas que sean oportunas para gestionar esos riesgos. Dadas las dificultades que entraña el cumplimiento de esta obligación de seguimiento constante, en diciembre de 2022, el Consejo de la UE, tras elaborar hasta cinco versiones, consensua una posición común con relación a la propuesta de Reglamento, que atenúa las previsiones iniciales en materia de riesgos, matizando que los riesgos a que se refiere “son únicamente aquellos que pueden mitigarse o eliminarse razonablemente durante el desarrollo o el diseño del sistema de IA de alto riesgo, o mediante el suministro de información técnica adecuada”³⁸. Esa atenuación del rigor en la gestión de riesgos se recoge en las enmiendas al artículo 9 introducidas por el Parlamento en junio de 2023. Se pone así de relieve, sutilmente, uno de los escollos con los que tropieza esta nueva regulación europea, que es la tensión entre seguridad y protección de un lado, y flexibilidad y desarrollo, de otro. Entre ciudadanos/sujetos objeto de los sistemas de IA, y sujetos desarrolladores, fabricantes, usuarios y beneficiarios económicos directos de la utilización de estos sistemas.

Todo el sistema de gobernanza y gestión de riesgos se acompaña de un detallado régimen de requisitos y obligaciones de documentación y registro (arts. 11, 12, 16, 18) que afecta, en mayor o menor medida, a todos los operadores y usuarios de los sistemas de IA. Se hace especial énfasis en algunas obligaciones, como las de información, transparencia y conformidad del sistema (arts. 13, 19 y 20) sin que quede del todo claro quién es el sujeto destinatario de esas obligaciones³⁹. En lo que afecta a los sistemas de evaluación de solvencia y perfilado crediticio, respecto de la gobernanza, habrá que conciliar el cumplimiento las normas de esta Reglamento con el de las normas de gobierno interno específicas del sector financiero y bancario (arts. 9.9, 11. 3 bis, y art. 29.4 y 5). Eso, sin duda, incrementará su complejidad.

La segunda norma reseñable en general, y muy interesante con relación a los sistemas de evaluación de solvencia y perfilado crediticio, es el art. 10. Este artículo se ocupa de fijar las pautas que deben regir el uso de datos para el entrenamiento, validación y prueba de modelos fundacionales de IA⁴⁰. Sabemos que uno de los retos en los sistemas de evaluación de solvencia y perfilado crediticio es el de la corrección de sesgos discriminatorios resultantes, muchas veces, de la combinación de datos estadísticos previamente manejados por el sistema para su entrenamiento y que determinan posteriores calificaciones crediticias discriminatorias. Por tanto, el control de los datos que se usan para entrenar el sistema es esencial para minimizar,

³⁸ <https://data.consilium.europa.eu/doc/document/ST-14954-2022-INIT/es/pdf>.

³⁹ Parecen obligaciones dirigidas a los diseñadores, y fabricantes de los sistemas, si bien ninguno de ellos forma parte de los sujetos a quienes esta propuesta de Ley alude entre los “operarios” que contempla el art. 3 y que parecen ser los sujetos obligados naturales de la misma.

⁴⁰ De acuerdo con el Considerando 60 (sexies) “los modelos fundacionales son un avance reciente en el que se desarrollan modelos de IA a partir de algoritmos diseñados para optimizar la generalidad y versatilidad de la información de salida. A menudo, estos modelos se entrenan con un amplio abanico de fuentes de datos y grandes volúmenes de datos a fin de llevar a cabo una extensa gama de tareas posteriores, incluidas algunas para las que no han sido desarrollados y entrenados específicamente. El modelo fundacional puede ser unimodal o multimodal, y entrenarse con diferentes métodos como el aprendizaje supervisado o el aprendizaje reforzado. Los sistemas de IA con una finalidad prevista específica o los sistemas de IA de uso general pueden constituir aplicaciones concretas de un modelo fundacional, lo que significa que cada modelo fundacional puede reutilizarse en innumerables sistemas de IA de etapas posteriores o sistemas de IA de uso general”.

desde el comienzo, el riesgo de discriminación. En el epígrafe 2 del art. 10 se detallan las medidas para una adecuada gestión y gobernanza de esos datos, imponiendo, entre otros, el deber de elección de diseños adecuados, que las operaciones de tratamiento de datos sean las oportunas y que se formulen los supuestos pertinentes, atendiendo a la información que los datos miden y representan, se evalúe previamente la disponibilidad, la cantidad y la adecuación de los conjuntos de datos necesarios. Se exige además que entre las prácticas de gobernanza y gestión de los datos se incluya el examen de posibles sesgos que puedan dar lugar a algún tipo de discriminación prohibida por el Derecho de la Unión, la detección de posibles lagunas o deficiencias en los datos y la forma de subsanarlas.

En esta norma, que es acorde con los principios del art. 5 del RGPD, también se exige que los conjuntos de datos de entrenamiento, validación y prueba sean pertinentes, suficientemente representativos, debidamente evaluados por lo que respecta a los errores y tan completos como sea posible en vista de la finalidad prevista (art. 10.3), así como que posean las propiedades estadísticas adecuadas, en lo que respecta a las personas o los grupos de personas con los que se pretenda utilizar el sistema de IA de alto riesgo. Yendo más allá que el RGPD, también incorpora este art. 10 la precaución de que, atendida la finalidad prevista para un determinado sistema que se entrena con datos, se contemplen las características o elementos particulares del contexto geográfico, conductual o funcional específico en el que se pretende utilizar el sistema de IA de alto riesgo.

Discretamente añade el art. 10 una medida que puede resultar sorprendente a primera vista, pero que tiene una clara utilidad. Se trata de la posibilidad de que los proveedores de los sistemas de IA traten las categorías especiales de datos personales que contempla el art. 9 RGPD cuando sea estrictamente necesario para garantizar la vigilancia, la detección y la corrección de los sesgos asociados a los sistemas de IA de alto riesgo. La pertinencia de una autorización para el uso de este tipo de datos personales, especialmente protegidos⁴¹, se justifica por la necesidad de compensar los sesgos discriminatorios negativos que el sistema, de modo automático, aplique tras contrastar la información sobre una persona con datos estadísticos comparables. Puede abrir paso a medidas de discriminación positiva como las propuestas por algún autor, en el sistema norteamericano de calificación crediticia⁴². La posibilidad de tratar este tipo de datos especiales

⁴¹ Datos personales que revelen el origen étnico o racial, las opiniones políticas, las convicciones religiosas o filosóficas, o la afiliación sindical, y el tratamiento de datos genéticos, datos biométricos dirigidos a identificar de manera unívoca a una persona física, datos relativos a la salud o datos relativos a la vida sexual o la orientación sexuales de una persona física. El tratamiento de estos datos podría enmarcarse en la autorización que contempla el art. 9.2 letra i RGPD.

⁴² “Using race as a factor for credit risk determinations provides the kind of direct and necessary solution needed for the pervasive and discriminatory problem of credit availability in the United States. While race should not be a mechanical plus factor or blindly provide an increase in credit score, it should be considered as a general plus factor to be tempered or magnified by other relevant factors” (Mack, Jordan Bartley, “Born in the red: How Affirmative Action could cure the Race-Credit Divide, *Houston Law Review*, Vol. 55, Issue 5, 2018, p. 1182).

se acompaña de las necesarias garantías. En particular se limita la reutilización de esos datos y, cuando la anonimización de los mismos no permita detectar y corregir los sesgos discriminatorios, se aplicarán cautelas como la seudonimización, la adopción de medidas técnicas adecuadas para su protección, la limitación de acceso a esos datos solo a personas concretas autorizadas, bajo deber de confidencialidad, la no transmisión o consulta por terceros, la custodia especialmente garantizada y su supresión cuando el sesgo se haya corregido.

Volveremos enseguida al tratamiento de los datos en los sistemas automatizados de evaluación de solvencia y perfilado crediticio. Concluamos, de momento, que todo el contenido del art. 10 resulta esencial en materia de protección de datos. A eso se suma otra consecuencia interesante. Más allá de sus reglas concretas, a veces no del todo precisas en sus términos, su contenido sirve para delimitar el grado de diligencia exigible a quienes lleven a cabo las prácticas de entrenamiento, validación y prueba que contempla. Si bien la Ley de IA, como hemos advertido antes, no regula el régimen de responsabilidad por los daños que estos sistemas causen, ya que esa regulación se ha derivado a las dos directivas proyectadas en esta materia⁴³, las pautas definidas en este precepto pueden ser decisivas a la hora de valorar si un operador de sistemas de IA ha incurrido o no en algún tipo de negligencia al entrenar modelos fundacionales. Eso no obsta, sin embargo, a reconocer que su aplicación no es fácil, dada la complejidad de funcionamiento de los sistemas con tecnología “*machine o deep learning*”, capaces de combinar los datos y elaborar predicciones en modos que van mucho más allá de su inicial entrenamiento, y que resultan indescifrables incluso para sus creadores (modelos black-box). De ahí que la duda sobre el establecimiento o no de sistemas de responsabilidad objetiva, o cuasi-objetiva, para estos operadores, no pueda cerrarse prematuramente. Sobre responsabilidad resulta algo menos sorprendente el contenido del art. 10 en su apartado 6 bis⁴⁴. Esa norma contempla la imputación de responsabilidad al implementador (persona que introduce el sistema por primera vez en el mercado para uso profesional) cuando el proveedor que utiliza ese sistema, suministrado por el implementador, no tiene acceso a los datos a que se refiere el art. 10 porque el implementador no se los ha facilitado. La previsión establece que el implementador “podrá ser responsable, en virtud de un contrato”, por todas las infracciones del art. 10 que se cometan en ese caso. La precisa inteligencia de esta curiosa imputación de responsabilidad por vía contractual abre interrogantes que aquí no corresponde resolver, pero que deberán ser despejados en su futura aplicación⁴⁵.

⁴³ La futura Directiva sobre responsabilidad por los daños causados por productos defectuosos <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX%3A52022PC0495>) y la propuesta de Directiva relativa a la adaptación de las normas de responsabilidad civil extracontractual a la inteligencia artificial (Directiva sobre responsabilidad en materia de IA, <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX%3A52022PC0496>).

⁴⁴ Introducido como enmienda 291 el 14 de junio de 2023.

⁴⁵ Por ejemplo, entre otros muchos interrogantes: ¿ese pacto de imputación de responsabilidad exonera al proveedor de su propia responsabilidad? ¿Estamos ante una responsabilidad civil, administrativa, o ambas? ¿Cómo debe articularse la cesión de los datos a que se refiere el art. 10 del implementador al proveedor?

La tercera novedad destacable, en esta panorámica básica sobre el título III, se encuentra en el artículo 14, que impone la vigilancia humana como requisito esencial en todos los sistemas de IA de alto riesgo. Son precisamente las dificultades para prevenir, controlar y corregir los riesgos que implican estos sistemas, incluido el de sesgos discriminatorios, las que hacen imprescindible que existan sistemas de vigilancia humana sobre el sistema de IA, tanto cuando el sistema se utiliza conforme a su finalidad como cuando se le da un uso indebido, pero razonablemente previsible. La vigilancia humana actúa como factor corrector de aquellos efectos “jurídicos o significativos de otro tipo”, que sean perjudiciales para las personas o grupos de personas que son objeto de las decisiones que adopta el sistema automatizado. El art. 14.4 detalla cómo se garantizará la efectividad y eficiencia de esa vigilancia humana. Su redactado cambia tras las enmiendas aprobadas el 14 de junio de 2023, que siguen las orientaciones generales del Consejo de la UE en esta cuestión, atenuándose así el grado de competencias exigidas en la persona vigilante para desarrollar su función⁴⁶. Se recortan precisiones y ciertas garantías de control que parecían excesivas, “en pro de un mayor equilibrio para los intereses en juego”⁴⁷. El temor que no se expresa en esa justificación del Consejo pudiera ser el de la evidente imposibilidad de que la vigilancia humana garantice una comprensión completa, y una total detección de anomalías, problemas de funcionamiento y comportamientos inesperados del sistema. Pero asumido que el control humano total no es viable, surge nuevamente la duda sobre el tipo de responsabilidad que cabrá exigir cuando esta vigilancia no funcione. Es, nuevamente, una cuestión a resolver en otro ámbito, que solamente queda aquí apuntada.

La cuarta novedad destacable en esta revisión se refiere al régimen de sanciones por infracciones del Reglamento que contiene el art. 71. Aunque se delega en los Estados miembros la concreción de ese régimen sancionatorio, se prevén las sanciones máximas ante la infracción de preceptos estratégicos. A modo de ejemplo, el incumplimiento de las obligaciones contenidas en el art. 5 está sujeto a multas administrativas de hasta cuarenta millones de euros o, si el infractor es una empresa, de hasta el 7 % de su volumen de negocio total anual mundial del ejercicio financiero anterior, si esta cuantía fuese superior. La infracción del art. 10, antes comentado, comporta la imposición de multas de hasta veinte millones de euros o el 4% del volumen de negocio total anual mundial. Las multas previstas, de considerable cuantía, revelan cierto carácter ejemplarizante junto con la importancia económica y estratégica de este sector de negocio.

⁴⁶ Puede verse el contraste entre ambos textos del art. 14.4, tras la enmienda número 318, en las Enmiendas aprobadas por el Parlamento Europeo el 14 de junio de 2023 sobre la 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)0206 – C9-0146/2021 – 2021/0106(COD)), accesible en https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2023-0236_ES.html.

⁴⁷ Según afirmaba la nota de prensa del Consejo de la UE (<https://www.consilium.europa.eu/es/press/press-releases/2022/12/06/artificial-intelligence-act-council-calls-for-promoting-safe-ai-that-respects-fundamental-rights/> [último acceso 30 septiembre 2023]).

Avancemos alguna conclusión. Ya hemos visto que la sujeción de los sistemas de evaluación de solvencia y calificación crediticia al régimen de los sistemas de alto riesgo en general, y a estas novedades en particular, se justifica, de acuerdo con el considerando 37, por el riesgo discriminatorio y sus consecuencias en forma de limitación o encarecimiento en el acceso a recursos financieros considerados básicos. Lograr el máximo grado de “trazabilidad y transparencia” y hacer identificables los modos de funcionamiento y de toma de decisión es un objetivo instrumental para prevenir, detectar y corregir sesgos discriminatorios, explícitos o implícitos, en las valoraciones que realicen de manera automatizada.

Precisamente por eso, además, es esencial que los datos empleados en estos procesos de evaluación de solvencia sean, tal como dispone el considerando 44, y reitera el art. 10.4, “suficientemente pertinentes y representativos, adecuadamente examinados en busca de errores y tan completos como sea posible”. No resuelve la Ley de IA, por no ser esa su función, en qué consisten esas cualidades de los datos, así como tampoco se ocupa de regular las condiciones y límites al acceso y tratamiento de los datos que alimentan estos sistemas. El régimen legal de acceso y tratamiento de los datos, que es piedra angular en esta Ley de IA, debe conciliarse y combinarse con la legislación sobre protección de datos. A esa conciliación, siquiera embrionaria, se dedica el siguiente y último epígrafe de estas páginas.

4. Inteligencia artificial, datos y ficheros de solvencia.

4.1. La importancia de los datos de entrenamiento y el control de acceso a los mismos.

Los sistemas automatizados de evaluación de solvencia y calificación crediticia realizan dos tipos de procesos: la elaboración de perfiles y las decisiones automatizadas. El perfilado o elaboración de perfiles, que define el art. 4.4 RGPD⁴⁸, valora y puntúa numéricamente a cada persona concreta, fijando así su mayor o menor grado de solvencia a partir de la comparación de sus datos con los datos que estadísticamente se han contrastado de manera agregada para deducir rasgos generalizados por categorías y grupos de sujetos.

La decisión automatizada, por su parte, es aquella que se adopta sin la intervención humana directa, y que puede estar basada en un perfilado o no. No habrá perfilado previo en el que se base la decisión cuando una persona solicite un crédito y, atendidos únicamente sus datos personales, un sistema automatizado decida la concesión o no de crédito. En tal caso la decisión solo se basa en información concreta sobre ese sujeto, y no en su posición en un ranking crediticio. Más frecuente será, sin embargo, que la decisión automatizada se sustente en un previo perfilado de la persona, quizá reforzado además por algún dato personal adicional.

⁴⁸ Art. 4.4. RGPD: A efectos del presente Reglamento se entenderá por: «elaboración de perfiles»: 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 personales, intereses, fiabilidad, comportamiento, ubicación o movimientos de dicha persona física;”.

Recordemos, de lo visto antes, la dinámica funcional de los sistemas automatizados. Los sistemas deterministas, de computación tradicional, funcionan a partir de un código o algoritmo inicial que contiene toda la información e instrucciones predeterminadas que el sistema aplica y que le llevan a una decisión automatizada predecible. Los sistemas, propiamente llamados, de inteligencia artificial, una vez entrenados para identificar un determinado concepto o patrón, en este caso, lo que es la solvencia, evolucionan y aprenden a partir de todos los datos que se le siguen suministrando. Si se le ofrecen al sistema, como datos de entrenamiento, datos masivos relativos a personas con determinado nivel de renta, sin impagos y con un historial crediticio determinado, con la pauta de tratarse de personas solventes, identificará posteriormente a aquellas personas que cumplan ese patrón, e irá añadiendo y combinando nueva información relativa todos los casos con los que ha trabajado a su toma decisiones, para en el futuro, evaluar y decidir sobre la solvencia de futuras personas atendiendo a las posibles combinaciones de datos que pueda realizar. Cuando el sistema detecta nuevos parámetros (por ejemplo, que la mayoría de los sujetos que ha valorado como solventes son de una determinada raza) aprende a valorarlos. En el futuro es posible que el sistema discrimine a los sujetos que no cumplan ese parámetro adicional (pertenecer a esa raza) que ha aprendido a valorar.

Ambos tipos de sistemas necesitan de datos de entrenamiento, validación o prueba como paso previo a su puesta en funcionamiento. Eso convierte el régimen de acceso y tratamiento de estos datos, regulado en la normativa de protección de datos, en una cuestión estratégica que debe acompañar la aplicación del art. 10. Con carácter general, la vía de acceso a estos datos, de acuerdo con el art. 6.1 a) del RGPD y el art. 6 LOPDPGDD, será el consentimiento del titular⁴⁹. La forma de prestar ese consentimiento será, en muchas ocasiones, mediante la aceptación de “cookies” navegando por internet. Esa aceptación suele ser mecánica o inconsciente⁵⁰, por más que el art. 6.1 LOPDPGDD pretenda garantizar la prestación de un consentimiento inequívoco, real, preciso y adecuado a fines determinados, explícitos y legítimos⁵¹. Cuando los datos son de

⁴⁹ Este consentimiento tiene una importancia crucial. Según aclara la AEPD “La extinción de una base jurídica de legitimación, como puede ser la retirada del consentimiento, no tiene un efecto retroactivo con relación a los resultados obtenidos en un tratamiento ya realizado. Por ejemplo, cuando los datos personales se han empleado para entrenar un componente de IA, la extinción de la base jurídica no invalida la explotación del modelo, aunque el responsable del tratamiento ha de prestar atención a las solicitudes del ejercicio de derechos en materia de protección de datos. Si el responsable del tratamiento utiliza para el entrenamiento de un componente IA conjuntos de datos de terceros, deberá mostrar la debida diligencia en la comprobación de la legitimidad de la fuente de datos adquirida, incluyendo en el contrato de compra o de prestación del servicio las cláusulas contractuales que reclamen evidencias y compromisos de dicha legitimidad” (*Adecuación al RGPD de tratamientos que incorporan Inteligencia Artificial. Una introducción*, febrero de 2020, accesible en <https://www.aepd.es/sites/default/files/2020-02/adecuacion-rgpd-ia.pdf> [último acceso 30 de septiembre de 2023]).

⁵⁰ “Many users will click on cookies, which appear on websites asking for acceptance of data processing, in a more or less mechanical way. A typical mixture of information overload and rational apathy on the side of retail users may require more scrutiny when assessing “consent given for data processing” (LANGENBUCHER, en *European Business Law Review*, p. 530-531).

⁵¹ Sobre la precisa interpretación del consentimiento a que se refiere el art. 6.1 RGPD véase el exhaustivo e interesante trabajo de MAS BADIA, MARÍA DOLORES; *Sistemas privados de información crediticia. Nueva regulación entre la protección de datos y el crédito responsable*, Tirant lo Blanch, Valencia, 2021, pp. 57-63.

carácter público, al estar accesibles en redes sociales, a través del internet de las cosas o en diversos dispositivos conectados a la red, también es necesario el consentimiento del titular, al no recogerse como causa legitimadora de su uso el hecho de ser abiertamente accesibles⁵². No es este el lugar para profundizar ahora en esta cuestión, pero sí para aprovechar que tan importante como una legislación garantista, en esta materia, es la información y formación de los ciudadanos en su comportamiento y derechos digitales, y en la importancia de prestar un consentimiento responsable al uso de sus datos.

Como vía adicional de acceso a los datos para entrenamiento de nuevos sistemas, podemos considerar la previsión del art. 5.1b en concordancia con el art. 89 RGPD. Se permite el tratamiento de datos personales con fines distintos a aquellos para los que se recogieron inicialmente, siempre que sean fines compatibles. ¿Son compatibles los fines de entrenamiento, validación y prueba? Para responder a eso podemos acudir al texto del artículo, que aclara la compatibilidad de algunos tipos de actuación sobre datos. Se refiere a las operaciones de tratamiento ulterior con fines de archivo en interés público, fines de investigación científica e histórica o fines estadísticos como operaciones de tratamiento de datos compatibles y, por tanto, lícitas, con las garantías y excepciones establecidas en el artículo 89 del RGPD. ¿Cabría entender incluido el uso de datos para entrenamiento entre estas acciones compatibles? Quizá entendiendo que se trata de un uso para fines de investigación científica o para fines estadísticos. Aunque resulta algo forzado, no cabe descartarlo sin más.

4.2. Datos relevantes para evaluación de solvencia y calificación crediticia: vías de licitud para su uso en sistemas de alto riesgo.

4.2.1. Pautas generales de acceso a datos de solvencia.

No es posible cerrar esta reflexión sobre los sistemas de evaluación de solvencia en la nueva Ley de IA sin abordar, siquiera embrionariamente, la cuestión central cuando se analizan los ficheros de solvencia: ¿qué datos son relevantes para evaluar la solvencia?

Responder esta cuestión obliga a distinguir categorías de datos, y revisar brevemente el régimen general de esos datos. Es evidente que los primeros datos a considerar son aquellos que directamente reflejan el historial crediticio y las posibilidades actuales de afrontar el cumplimiento de las obligaciones dinerarias. Son aquellos que han manejado tradicionalmente las entidades de crédito y que se conocen actualmente como datos de solvencia, positivos y negativos. La manera de acceder a esa información de solvencia, además de la información que cada acreedor ya posea, por tener un historial de relaciones crediticias con la persona deudora, y la que facilite el propio deudor, son los ficheros SIC (sistemas de información crediticia). Los SIC no forman parte, necesariamente de los sistemas de IA que define el art. 3 del Reglamento de IA.

⁵² A diferencia de lo que sucedía con la LOPD 15/1999 que, sin permitir un acceso completamente libre a estos datos, sí que abría la posibilidad de cierto uso de estos (art. 6.2 LOPD).

Son, en esencia, repositorios de datos de solvencia, que funcionan como bases de consulta entre los operadores de créditos para facilitar la valoración sobre la fiabilidad del deudor y, así, la conveniencia de financiarlo y las condiciones para hacerlo⁵³. No todos los ficheros son iguales, ni en los datos que almacenan y tratan, ni en los sujetos que pueden acceder, ni en su régimen legal. La primera distinción importante, al hablar de los sistemas de IA sobre evaluación de solvencia, es la que separa datos negativos y positivos, como categorías de datos que se archivan o almacenan en los SIC (sistemas de información crediticia).

Los ficheros negativos o ficheros de morosos (“*black list*”)⁵⁴ son los que incorporan la información de solvencia negativa del deudor, es decir, sus incumplimientos su historial de impagos, si ha sido declarado en concurso de acreedores o si tiene ejecuciones o embargos pendientes. La pertinencia de acceder a estos datos es evidente⁵⁵, tanto para evitar que deudores irresponsables propaguen sus incumplimientos como para fomentar la intención de cumplir ante la presión de ser tachado de poco fiables, y por ello de alto riesgo, con el consiguiente encarecimiento de las condiciones en futuras financiaciones⁵⁶. Encontramos, por otro lado, los datos de solvencia positivos. Los ficheros positivos (“*white list*”) o mixtos incluyen información relativa no solo a los incumplimientos del deudor, sino también a la situación patrimonial activa y pasiva, a los riesgos que ha asumido, a otros créditos concedidos, a garantías otorgadas y otros datos relativos a su comportamiento. Los ficheros positivos, sin ser una garantía de la concesión de crédito, ofrecen una imagen más completa y próxima a la realidad del comportamiento y situación del deudor.

¿Quién está legitimado, en general, para acudir a estos ficheros de datos y en qué condiciones?

En general, el acceso a los datos negativos de solvencia está legitimado a través de la vía que ofrece el art. 6.1 letra f del RGPD al referirse al interés legítimo prevalente de un tercero (el acreedor y el interés general en realizar un adecuado análisis de solvencia de quien solicita

⁵³ PASCUAL HUERTA, P. define estos ficheros como “la pluralidad de elementos, incluyendo a personas físicas o jurídicas, que están involucradas en el intercambio organizado de información a través de tecnologías avanzadas, conforme a unos procedimientos previamente acordados, con el propósito de recopilar, elaborar, compartir y/o suministrar información sobre solvencia de particulares y empresarios” (en “Definición, funciones y estructura de los sistemas de información crediticia. El impacto del reglamento general de protección de datos de la Unión Europea. Cap. I” en VVAA, *La prevención del sobreendeudamiento privado. Hacia un préstamo y consumo responsables*, CUENA CASAS, M. (Dir), Ed. Thomson Reuters, 2017, pp. 121-252).

⁵⁴ Los más conocidos son Asnef-Equifax, gestionado por la Asociación Nacional de Entidades de Financiación y Equifax Ibérica S.L.; BADEXCUG, de Experian Bureau de Crédito S.A. que recopilan información de personas físicas y jurídicas y RAI, del Centro de Cooperación Interbancaria (CCI) que únicamente recopila información de personas jurídicas.

⁵⁵ Lo detalla con rigor CUENA CASAS, “en AAVV, *La Prevención del Sobreendeudamiento Privado. Hacia un Préstamo y Consumo Responsables*, pp 295 y ss.

⁵⁶ JAPPELLI, T. y PAGANO, M. ; The rolle and effects of credit information sharing, en *The economics of consumer credit European Experience and Lessons from the U.S.*, (editado por Giuseppe Bertola, Richard Disney, and Charles Grant), MIT Press, Cambridge, abril 2005, accessible en: https://www.academia.edu/29384183/Role_and_Effects_of_Credit_Information_Sharing (último acceso 30 de septiembre de 2023).

financiación)⁵⁷. Esta vía queda confirmada por la presunción de licitud (presunción iuris tantum, por tanto no absoluta) de tratamiento de datos sobre incumplimiento de obligaciones dinerarias que a tal efecto dispone el art. 20.1 de la LOPDGDD. Esta forma de acceso a los datos se matiza cuando hablamos de perfilados y decisiones automatizadas, ya que entonces la presunción de licitud de interés legítimo prevalente puede decaer aplicando el art. 20.3 LOPDGDD cuando los datos de solvencia negativos se asocian, por la entidad que mantuviera el sistema, a informaciones adicionales, relacionadas con el deudor y obtenidas de otras fuentes, a fin de llevar a cabo un perfilado del mismo, en particular mediante la aplicación de técnicas de calificación crediticia. Cuando se trata, por tanto, de realizar perfilados y calificaciones (credit scoring) no cabe acudir a esta presunción de licitud.

En los ficheros positivos la cuestión del acceso a los datos se complica. Debemos distinguir, en primer lugar, según se trate del acceso a datos de solvencia para el que se legitima al fichero público oficial de referencia, la CIRBE, del que se permite a los ficheros privados de Información crediticia positiva. La CIRBE (Central de Información de Riesgos del Banco de España), que tiene como principal objetivo supervisar el sistema financiero en el que las entidades declarantes están obligadas a declarar el riesgo crediticio, opera también como mecanismo para proveer de información sobre la solvencia de los clientes a las entidades financieras. Su acceso a estos datos de solvencia queda legitimado, sin más, por la propia Exposición de motivos de la LOPDGDD⁵⁸, en clara conexión con la obligación que tienen las entidades de crédito de comunicar datos de solvencia de sus clientes de acuerdo con el art. 60 segundo de la Ley 44/2002, de 22 de noviembre, de Medidas de Reforma del Sistema Financiero (art. 60.5 de la Ley 44/2002)⁵⁹.

⁵⁷ MAS BADIA *Sistemas privados de información crediticia. Nueva regulación entre la protección de datos y el crédito responsable*, p. 55.

⁵⁸ “Se regulan asimismo las posibles habilitaciones legales para el tratamiento fundadas en el cumplimiento de una obligación legal exigible al responsable, en los términos previstos en el Reglamento (UE) 2016/679, cuando así lo prevea una norma de Derecho de la Unión Europea o una ley, que podrá determinar las condiciones generales del tratamiento y los tipos de datos objeto del mismo así como las cesiones que procedan como consecuencia del cumplimiento de la obligación legal, Este es el caso, por ejemplo, de las bases de datos reguladas por ley y gestionadas por autoridades públicas que responden a objetivos específicos de control de riesgos y solvencia, supervisión e inspección del tipo de la Central de Información de Riesgos del Banco de España regulada por la Ley 44/2002, de 22 de noviembre, de Medidas de Reforma del Sistema Financiero, o de los datos, documentos e informaciones de carácter reservado que obren en poder de la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones de conformidad con lo previsto en la Ley 20/2015, de 14 de julio, de ordenación, supervisión y solvencia de las entidades aseguradoras y reaseguradoras” (Preámbulo LOPDGDD).

⁵⁹ Art. 60 quinto ley 44/2002: Quinto. La declaración de los datos sobre riesgos referidos a personas físicas que las entidades declarantes realicen a la CIR conforme a lo previsto en la presente Ley no precisa de su consentimiento. No obstante, las entidades declarantes deberán informar a las personas físicas que sean sus acreditados de la citada declaración obligatoria de datos a la CIR y del alcance de la misma, haciendo mención expresa, cuando se trate de riesgos de empresarios individuales actuando en el ejercicio de su actividad empresarial, a que se hará constar tal condición [...].

El panorama de acceso a los datos se torna más confuso cuando hablamos de ficheros privados de solvencia positiva. Sobre estos, y a pesar de que autorizadas autoras⁶⁰ defienden la conveniencia de permitir el acceso y tratamiento de datos positivos de solvencia bajo criterios de legitimación similares a los que justifican el acceso a datos negativos (interés legítimo prevalente y presunción de licitud del 20.1 LOPDGDD), de momento la vía para acceder a los mismos no se ha equiparado a la de los datos negativos. No se incluyen en la presunción de licitud aplicable a los datos negativos. Y no está claro si la única vía es el consentimiento del titular de los datos (art. 6. 1 letra a RGPD), o más bien, como parece, el legislador no lo tiene claro y prefiere estar al caso concreto, aplicando los diferentes criterios de licitud del RGPD en función de cada caso.

En este sector de ficheros privados de solvencia positiva es donde podemos encontrarnos con más frecuencia con sistemas de IA para evaluación de solvencia y perfilado crediticio. Es donde quedan, por ejemplo, las plataformas de financiación participativa, que no son entidades declarantes a la CIRBE, y por tanto no participan de los controles y supervisiones vinculados a esta ni acceden a la información que ésta facilita. Por tanto, buscan información sobre solvencia a través de otros sistemas, cada vez más a través de sistemas de IA. Se trata de un sector opaco en el mercado que puede perfectamente buscar los huecos dentro de la indefinición en la que quedan. Su manera de operar suele incluir la fijación de una prima de riesgo de cada sujeto. La determinación de esa prima pasa por indagar sobre los bienes, ingresos y reputación financiera de esa persona, así como todo su comportamiento crediticio⁶¹. Con todo ello, elaboran un perfil calificando crediticiamente a cada persona, utilizando para ello, habitualmente, sistemas automatizados.

4.2.2. El tratamiento automatizado de los datos de solvencia

Cuando el tratamiento de los datos se realiza a través de sistemas automáticos, las vías de licitud cambian sensiblemente. Aunque el marco regulatorio general lo siguen ofreciendo el art. 6, enmarcado por los principios del art. 5⁶², ambos del RGPD, cuando, como aquí, se trata de someter los datos de un sujeto a un sistema automatizado que tomará una decisión que puede tener para él efectos significativos, la norma fundamental es el art. 22 RGPD, que define los límites en el tratamiento de datos en caso de decisiones basadas únicamente en el tratamiento automatizado, incluida la elaboración de perfiles, que produzcan efectos jurídicos en el titular de esos datos o que le afecten significativamente de modo similar.

⁶⁰ Como CUENA CASAS en obras como *La Prevención del Sobreendeudamiento Privado. Hacia un Préstamo y Consumo Responsables*, pp. 281-416 y MAS BADIA, *Sistemas privados de información crediticia. Nueva regulación entre la protección de datos y el crédito responsable*, pp. 98-101.

⁶¹ Desarrolla esta idea en profundidad FONT GORGORIO, Natalia; *El sobreendeudamiento del consumidor: prevención y reacción en el ordenamiento español*, tesis doctoral inédita en https://www.tdx.cat/bitstream/handle/10803/688876/Tesi_NataliaIngrid_Font.pdf?sequence=2&isAllowed=y, p. 353.

⁶² Que analiza en profundidad MÁS BADIA, *Sistemas privados de información crediticia. Nueva regulación entre la protección de datos y el crédito responsable*, p. 100.

La aplicación del art. 22 exige que estemos ante una decisión únicamente amparada en un tratamiento automatizado. Así, cuando se sometan los datos de una persona a un sistema de evaluación de solvencia y/o calificación crediticia, en el que la decisión no se ampare únicamente en un tratamiento automatizado, no saldremos del ámbito de aplicación del art. 6.1 RGPD en combinación con los arts. 6 y 20 LOPDGDD principalmente. Cuando se trate de adoptar decisiones automatizadas, sin embargo, la norma de referencia será el art. 22 RGPD.

A partir de esas normas y sin entrar ahora en la profundidad y matices que merecen, el régimen de acceso lícito a los datos de solvencia será el siguiente:

Para evaluaciones de solvencia que escapan del ámbito de aplicación del art. 22 (ergo, no basadas únicamente en un tratamiento automatizado), y que no incluyan el perfilado, los datos de solvencia negativos se manejan sin necesidad de consentimiento, bajo la presunción de licitud del art. 20.1 LOPDGDD. Fuera de ese caso, se requieren otras vías de licitud. Así, para toda evaluación de solvencia, el manejo de datos positivos por entidades que gestionen ficheros privados de solvencia dependerá principalmente del consentimiento de su titular, por estar muy limitadas las demás vías de legitimación del art. 6.1 RGPD. No hay presunción de licitud y no está claro que puedan ostentar un interés legítimo prevalente (salvo casos contados⁶³). Además, son muy limitados los supuestos de hallarse cumpliendo una obligación legal de evaluación de solvencia. Aunque existen obligaciones de evaluación en múltiples normas sobre control de las

⁶³ Podría considerarse la existencia de un interés legítimo acorde con el art. 6.1.f cuando exista una norma legal que faculta para la consulta de estos datos (tal como sucede, por ejemplo, en el art. 12 LCCI). Cuando el perfilado, siquiera automatizado, no sea la única base para la decisión (eso habrá que demostrarlo), cabe plantearse si existen situaciones de interés legítimo prevalente. Podemos defender su viabilidad en algunos casos. Primero los que encajan en la LCCI, que faculta a los concedentes de crédito inmobiliario para comunicar a ficheros privados de solvencia los datos personales de los deudores a quienes se ha concedido préstamos (art. 12 LCCI). ¿Habrá otros supuestos en los que el interés de un acreedor en el tratamiento de datos de solvencia sea prevalente al interés del titular de esos datos y legitime su tratamiento? Pues sí, pero deberá ponderarse caso por caso (la llamada prueba de sopesamiento), puesto no siempre hay una previsión legal facultando a hacerlo como sucede en la LCCI. Deberá ser un interés lícito, claro y actual (no una especulación, expectativa difusa, etc.). Y siempre estará condicionado por la finalidad del tratamiento. Tratar datos sobre cultura, creencias religiosas o raza, por ejemplo, será difícilmente conectable con el interés legítimo prevalente a cobrar un crédito. Es actualmente un tema en discusión si la legitimación basada en el interés prevalente puede generalizarse más allá de supuestos tan claros como el de la LCCI. Reconocidas autoras como MAS BADIA (*Sistemas privados de información crediticia. Nueva regulación entre la protección de datos y el crédito responsable*, pp. 70-74) así lo defienden. Si bien en el ámbito de las entidades financieras sometidas a la supervisión del Banco de España es razonable (aunque éstas ya acceden a la información de la CIRBE), genera cierta intranquilidad admitirlo en otros sectores que también evalúan la solvencia (como las grandes compañías energéticas, arrendadores o entidades aseguradoras de arrendadores, etc.). Deberá quedar claro y acotado el interés, real, concreto, el dato concreto a tratar y el motivo para tratarlo. Y desde luego no puede tratarse, en ningún caso, de toma de decisiones de modo exclusivamente automatizado.

entidades financieras (art. 29 LES, art. 11 LCCI, art. 14 LCCC), eso no siempre habilita para consultar bases de datos sobre solvencia⁶⁴.

Para evaluaciones y perfilados automatizados, solo el consentimiento explícito a esa manera de tratar los datos, o la clara habilitación legal para hacerlo, legitimarán ese tratamiento (art. 22.1 RGPD). Conforme a los arts. 6.1. letra c, y 22.2b, además, no bastará con que la entidad que trata los datos esté obligada a evaluar la solvencia, sino que deberá quedar claro que puede hacerlo utilizando exclusivamente mediante un tratamiento automatizado.

En ningún caso será viable, creo, justificar un uso de datos conforme a la causa de legitimación basada en la ejecución de un contrato prevista tanto en el art. 6.1 letra b como en el 22.2 letra a)⁶⁵.

⁶⁴ Las entidades que concedan préstamos inmobiliarios dentro del ámbito de la Ley 5/2019, están obligadas a evaluar la solvencia. El artículo 11 regula la obligación de evaluación de solvencia, e incluso el art. 11.6 menciona la posibilidad de que se haya denegado el préstamo y que la decisión se haya basado en un tratamiento automático de datos, aspecto del que debe informarse. El art. 12 las obliga a consultar la información que conste en la base de datos de la CIRBE, y las legitima para consultar otras. Forzando un poco la interpretación podríamos aceptar que en este caso la ley presume la posibilidad de decidir exclusivamente conforme al tratamiento automatizado. Aun así, lo habitual será que la evaluación se realice incorporando también métodos no automatizados: el art. 11.1, al describir la obligación de evaluación, establece que “los prestamistas deberán evaluar en profundidad la solvencia del potencial prestatario, fiador o garante antes de celebrar un contrato de préstamo. Dicha evaluación tendrá debidamente en cuenta los factores pertinentes para verificar la capacidad del cliente para cumplir con las obligaciones derivadas del préstamo, entre otros la situación de empleo, los ingresos presentes, los previsibles durante la vida del préstamo, los activos en propiedad, el ahorro, los gastos fijos y los compromisos ya asumidos”. En la LCCC se menciona la posible consulta a bases de datos para cumplir la obligación de evaluación (art. 14. 1). Pero respecto de esta norma la habilitación para evaluar consultando ficheros de solvencia, queda lejos de ser una habilitación para decidir únicamente con base a ellos y mucho menos para que la decisión se tome de manera automatizada. Además, se remite a la antigua LOPD, cuya legitimación para consultar ficheros se refería clara y únicamente a los negativos. También la CIRBE maneja los datos de solvencia con base a una habilitación legal. A esta institución están obligadas a facilitar datos de solvencia positivos las entidades de crédito y ella facilita informes sobre solvencia a las entidades de manera periódica (mensualmente). Distinta es la facultad prevista en el art. 12 LCCI, que faculta, pero no obliga, a las entidades de crédito, a facilitar datos sobre préstamos concedidos, y que supondría más bien una confirmación legal de hallarnos ante un interés legítimo prevalente.

⁶⁵ En rigor, el tratamiento de datos que está legitimado por ser necesario para la ejecución de un contrato o la aplicación de medidas precontractuales pedidas por el interesado debe ser algo imprescindible para la ejecución instrumental del contrato y no para valorar si procede o no su formalización. Se daría, por ejemplo, con relación a datos de ubicación que sean necesarios para poder enviar los bienes adquiridos, o respecto a los datos de pago, puesto que sin esos datos el contrato no se puede ejecutar. Si para la ejecución material del contrato los datos no son necesarios, no está justificado el tratamiento bajo esta causa. En materia de solvencia la vía de licitud basada en la “necesidad para la ejecución de un contrato” no será la vía habitual. En primer lugar, porque si hablamos de evaluación por parte de entidades de crédito obligadas legalmente a ello, de lo que se trata es de cumplir una obligación legal, y no de un requisito necesario para ejecutar el contrato, por lo que la vía de licitud ya es otra. Además, para el acreedor, como parte de la relación contractual, los datos de solvencia se valoran antes de la celebración, pero no como elemento esencial para la ejecución del contrato. Y si entramos en fase de problemas de ejecución esta causa de licitud ya queda desplazada por otras vías de licitud (aquí la del art. 6.1. f sobre satisfacción de intereses legítimos). Además, puesto que hablamos de la entidad titular de un fichero de solvencia, que elabora

En las decisiones automatizadas, finalmente, será decisivo acotar qué significa que una decisión se basa únicamente en un tratamiento automatizado, incluida la elaboración de perfiles. Está claro que así es cuando es directamente el sistema quien valora una solicitud de préstamo online y toma la decisión de concederlo o no y en qué condiciones. Pero también cabe considerarlo así cuando es un humano quien termina diciendo sí o no, pero su decisión se basa únicamente en el resultado de la calificación automática. En todo caso, deberá ser el responsable del tratamiento quien deba demostrar que la decisión cumple con lo exigido por el 22, bien por no ser automatizada, bien por situarse en alguna de las excepciones del art. 22.2 RGPD⁶⁶.

Con relación a los datos de solvencia, una última cuestión merece recordatorio: deben cumplirse, en todo caso, los requisitos del art. 5. 1 b RGPD y del art. 6.2 LOPDGDD. Eso determina que, cuando los fines perseguidos en el tratamiento de los datos sean múltiples, debe constar de manera precisa e inequívoca que se presta el consentimiento para todos ellos. Si la finalidad inicial de acceso y tratamiento es únicamente la evaluación de solvencia para determinar la concesión o ampliación de préstamos solicitados por el titular de los datos, las valoraciones de solvencia que tengan otros fines (comerciales, por ejemplo, de oferta de productos financieros a esa misma persona) no estarán legitimadas conforme a esa vía de acceso legal inicial. Especialmente cuando la base para el acceso inicial a estos datos haya sido distinta al consentimiento del titular, esto es, bajo el fundamento de existir un interés legítimo prevalente o una obligación legal. Para estos otros fines no cabrá hablar ni de interés legítimo prevalente ni de obligación legal, y el tratamiento de los datos de solvencia para esos otros fines deberá legitimarse por la vía del consentimiento del titular. Cuando, además, el fin buscado sea realizar un perfilado automatizado, debe ser un consentimiento explícito a ese modo de tratamiento (art. 22.2 RGPD), informando en las condiciones que incorpora el art. 13.2 RGPD, y concretamente

perfiles de solvencia, la ejecución de un contrato difícilmente amparará el tratamiento porque las entidades que elaboran perfiles no tienen relación contractual alguna con el titular de esos datos.

⁶⁶ Así parece que lo interpreta la AEPD, que aclara que en este tipo de decisiones automatizadas se debe “*Los responsables que adquieren este tipo de soluciones y sistemas deben proporcionar información precisa y formación específica a su personal sobre las limitaciones del sistema de IA. Cuando el tratamiento sea una herramienta de ayuda a la toma de decisión, es necesario adoptar medidas para gestionar el riesgo de que el elemento humano se comporte como una mera correa de transmisión de las inferencias realizadas por una solución IA. Estas medidas incluyen información al operador (como se ha indicado anteriormente), formación y auditorías de su comportamiento. Por otro lado, hay que prevenir errores de interpretabilidad por parte de los operadores. Los valores inferidos han de representarse de forma que reflejen la realidad de la inferencia y sus límites a los operadores humanos o a las fases posteriores del tratamiento. A la hora de la explotación del sistema, es necesario ofrecer información en tiempo real al operador o usuario final de los valores de exactitud y/o calidad de la información inferida en cada momento. Cuando la información inferida no alcance unos umbrales mínimos de calidad, se ha de indicar, de forma explícita, que dicha información es nula o no tiene ningún valor. En el caso de que las soluciones sean adquiridas a un tercero, este ha de proporcionar información suficiente al responsable para que pueda gestionar estos riesgos, así como sobre la mejor forma de hacerlo.*” (Adecuación al RGPD de tratamientos que incorporan Inteligencia Artificial. Una introducción, Febrero de 2020, <https://www.aepd.es/sites/default/files/2020-02/adecuacion-rgpd-ia.pdf>. [último acceso en 30 de septiembre de 2023]).

cumpliendo lo dispuesto en la letra f (información significativa sobre la lógica aplicada, así como la importancia y las consecuencias previstas de dicho tratamiento para el interesado).

4.2.3. Régimen de acceso y tratamiento de datos alternativos.

Vayamos ahora a otros datos distintos a los de solvencia, y hagamos un repaso rápido de las bases legales para su tratamiento. Alguna mención han merecido estos datos al comienzo de estas páginas, ya que los datos alternativos, que componen un conjunto adicional de información personal, variada y variable⁶⁷, se contemplan cada vez más en las evaluaciones de solvencia y en los perfilados crediticios. Se usan de un modo asistemático y heterogéneo, pero con una importancia creciente⁶⁸. En muchos casos se trata de información circunstancial que nada revela, aisladamente considerada, de la solvencia de su titular. Otra cosa es que estos datos alternativos, tratados estadísticamente, revelen patrones de comportamiento crediticio habituales en un determinado grupo social. Es entonces cuando se consideran interesantes o reveladores para realizar perfilados predictivos (usando el término del art. 4.4 RGPD) del futuro proceder financiero de una persona. Pero conviene advertir que, aunque una multitud de datos trabajados estadísticamente se consideren interesantes para realizar predicciones de futuros comportamientos, eso no debe considerarse base suficiente para valorar si una persona concreta merece o no ser llamada solvente⁶⁹. Esos datos, que pueden ser interesantes o útiles en perfilados publicitarios y de marketing, por ejemplo, al indicar inclinaciones y tendencias de consumo, no ofrecen justificación objetiva similar cuando se trata de analizar la solvencia. Sin necesidad de que sean, aisladamente considerados, datos discriminatorios, su utilización resultará cuanto menos impertinente y, en muchos casos, discriminatoria, cuando de evaluar la solvencia se trata, puesto que no podrá fijarse una relación directa entre los mismos y la solvencia

⁶⁷ Cuya definición precisa no está del todo clara, tal como destacó en su día el Banco Mundial en su informe Data Protection and Privacy for Alternative Data, GPFI- FCPL SUB-GROUP DISCUSSION PAPER -DRAFT- MAY,4 2018, p. 10, accesible en [https://www.gpfi.org/sites/gpfi/files/documents/Data Protection and Privacy for Alternative Data WBG.pdf](https://www.gpfi.org/sites/gpfi/files/documents/Data%20Protection%20and%20Privacy%20for%20Alternative%20Data%20WBG.pdf) (último acceso 30 septiembre 2023).

⁶⁸ La lista de datos que cabe considerar como alternativos es variada y cambiante. El Banco Mundial (vid supra, p. 18) menciona los siguientes: "(i) transaction data (this includes more granular information from payment services, such as credit cards as well as other digitally tracked transactions such as through e-commerce); (ii) telecommunications, rent and utility data; (iii) social profile/social media data; (iv) audio and text data (often collected through recorded customer service, application or collection calls and outreach); (v) app and clickstream data (collected as a customer uses an app or, for clickstreams, moves through a website); (vi) social network analysis (can include compiling a comprehensive data file for a customer across providers and data sources and/or analyzing the people with whom a customer is connected); (vii) Internet of Things (IoT) which includes data from smart grids, smart devices and shipping and transport systems; (viii) crowdsourced data such as reviews from online communities and specialized social networks; (ix) weather and satellite data; and (x) survey and questionnaire data including psychometrics" (íbidem).

⁶⁹ Como apunta CASTAÑER CODINA, JOAQUIM, "(e)l score de una persona debe basarse en sus características individuales, y no debe estar condicionado por circunstancias relativas al grupo de pertenencia de esa persona" ("La evaluación de la solvencia de las personas mediante el uso de algoritmos", en HUERGO LORA, ALEJANDRO JOSÉ (DIR.) Y DÍAZ GONZÁLEZ, GUSTAVO MANUEL (coord.), *La regulación de los algoritmos*, Thomson Reuters Aranzadi, 2020, p. 265.

del individuo. En estos casos el riesgo de error en la evaluación es demasiado alto como para considerarlo aceptable y justificado, incluso bajo el argumento de ser necesario para la buena marcha global del negocio crediticio vista esa marcha como interés general (en la necesaria ponderación de derechos e intereses legítimos en juego).

Curiosas muestras de lo anterior aparecen en el sistema de Estados Unidos, cuya legislación, tradicionalmente más permisiva en el acceso y tratamiento de datos, ha servido de banco de pruebas acerca de los riesgos discriminatorios derivados del uso de datos alternativos para perfilados crediticios. Se han detectado evaluaciones de solvencia, finalmente discriminatorias, que utilizan variables aparentemente inocuas. A modo de ejemplo, los casos reportados en los que se puntuaba en los perfilados la velocidad con la que un sujeto recorre las condiciones generales de un contrato antes de aceptarlas, como muestra de su grado de responsabilidad⁷⁰, la zona de residencia y el tipo de vivienda, las asociaciones de las que se forma parte⁷¹, o los lugares en los que se usa la tarjeta de crédito⁷².

Ni que decir, tiene, como hemos relatado en el comienzo de estas páginas, de lo discriminatorio que puede resultar, a estos efectos, el uso de datos que ya son, en sí mismos, sensibles por motivos de discriminación (raza, ideología, religión, sexo, orientación sexual, sindicatos, estado civil, nacionalidad)⁷³ y que, por supuesto, el sistema legal norteamericano también prohíbe, con mayor o menor éxito⁷⁴.

En la UE, y en España, la normativa de protección de datos aplicable a estos datos alternativos (art. 9, 22 y 5 RGPD, art. 9 LOPGDDD) vincula la licitud de su uso a criterios muy estrictos que no permiten, en buena parte de los casos, su tratamiento para evaluaciones de solvencia. En primer lugar, no cabe usar los datos relativos al origen étnico o racial, las opiniones políticas, las convicciones religiosas o filosóficas, o la afiliación sindical, la vida o la orientación sexuales. Su

⁷⁰ Lo hacía la entidad Zestfinance, especializada en perfilado crediticio, tal como relatan HURLEY & ADEBAYO, "CREDIT SCORING IN THE ERA OF BIG DATA", 18 YALE J.L. & TECH., p. 164, https://openyls.law.yale.edu/bitstream/handle/20.500.13051/7808/Hurley_Mikella.pdf

⁷¹ YU, LEVY & MCLAUGHLIN, Big Data, a Big Disappointment for Scoring Consumer Credit Risk, p. 18 <https://www.nclc.org/resources/big-data-big-disappointment-for-scoring-consumer-credit-risk/>.

⁷² El caso, curioso, de American Express, rebajando el crédito de sus tarjetas al perfilar peor a sus clientes si habían comprado en tiendas en las que otros compradores tenían mal historial de pagos. El caso se expone en LIEBER, R. "American Express Kept a (very) Watchful Eye on Charges, The New York Times, 30 enero 2009, <https://www.nytimes.com/2009/01/31/your-money/credit-and-debit-cards/31money.html> (último acceso 30 septiembre 2023).

⁷³ Vid supra, p. 5 y, en particular, nota al pie 14.

⁷⁴ Especialmente destacable es Equal Credit Opportunity Act, como norma que prohíbe a las entidades de crédito dar un trato discriminatorio, positivo o negativo, en la concesión de crédito, basándose en datos personales como la raza, la religión el sexo y orientación sexual o el estado civil. La norma extiende la prohibición tanto al trato discriminatorio directo (disparate treatment) como al indirecto (disparate impact), que puede producirse cuando en el perfilado se utilizan datos alternativos, como la zona de residencia, que revelan la pertenencia a un colectivo racial, religioso o cultural determinado. Se llega entonces a resultados discriminatorios porque quienes residen en esas determinadas zonas obtienen una puntuación baja y resulta que se trata de zonas en las que población es mayoritariamente de una determinada raza, religión o tendencia cultural. Sobre las dificultades e ineficiencias de esta Equity Credit Opportunity Act profundiza MACK, en *Houston Law Review*, p. 1174-1175.

uso viene vetado por el art. 9.1 LOPDGDD en armonía con el 9.1 RGPD. Ambos preceptos se refieren a estas categorías especiales de datos prohibiendo su uso como punto de partida, para después permitirlo, con muchas restricciones, en casos determinados. Hay que tener presente, por tanto, que la norma general es la prohibición y que las excepciones que legitiman su uso deben interpretarse restrictivamente.

Es el art. 9. 2 RGPD el que admite diversas vías (hasta 10) para legitimar el uso de estas categorías especiales de datos. Cuando nos ceñimos a los sistemas automatizados para la evaluación de solvencia y perfilado nos encontramos dentro del ámbito de aplicación del art. 22. Puesto que el uso directo y concreto de este tipo de datos para valorar a una persona será siempre discriminatorio, solo cabrá imaginar su uso implícito o indirecto, esto es, como indicadores que quedan revelados involuntariamente al manejarse, para llegar un perfilado, los datos estadísticos generales en contraste con los datos personales de un sujeto⁷⁵. De entrada, las posibilidades de uso lícito se limitan a los dos casos que el art. 22.4 RGPD legitima, por remisión al art. 9.2 letras a) y g) RGPD. Cuando los datos tratados pertenezcan a las categorías especiales de ese art. 9. 2, solamente si a) existe consentimiento “explícito” al uso de los mismo para una finalidad concreta (letra a) o b) existe un interés público esencial, sobre la base del Derecho de la Unión o de los Estados miembros, que debe ser proporcional al objetivo perseguido, y en ambos casos se hayan tomado medidas adecuadas para salvaguardar los derechos y libertades y los intereses legítimos del interesado, estaría legitimado el uso de estos datos para una evaluación de solvencia o un perfilado crediticio automatizado. Estimo que esta segunda opción, del interés público esencial, debe quedar descartada. En una evaluación de solvencia el único interés público contemplable debe ser relativo a la fortaleza del sistema económico. Y por más que ése sea un interés público, que lo es, ni podemos añadirle el calificativo de interés público esencial, ni podemos darle mayor importancia que el respeto al principio de no discriminación por razón de raza, sexo, religión u orientación sexual.

En cuanto a la legitimación por vía de consentimiento, en España hay que añadir la previsión, aún más restrictiva que la contenida en el art. 9.2 letra a) del RGPD, que impone el art. 9.1 LOPDGDD que no permite levantar la prohibición de uso de esos datos por simple consentimiento, excepcionando así la aplicación del art. 9.2 letra a) RGPD, tal como el propio RGPD permite⁷⁶. En realidad, incluso prescindiendo de nuestra ley nacional, se podría ab initio cuestionar el empleo de este tipo de datos para previsiones estadísticas sobre solvencia, acudiendo a los principios del art. 5 RGPD y, en particular, al de minimización de datos, adecuación y pertinencia.

⁷⁵ Esto es, al identificar al sujeto evaluado dentro de los grupos estadísticos con los que coincide se revelan características personales cuyo uso directo es discriminatorio.

⁷⁶ Tal como destaca TRONCOSO REIGADA, ANTONIO; “Las categorías especiales de datos personales en el Reglamento General de Protección de Datos de Unión Europea”, en *ElDerecho.com*, 10 de julio 2019, <https://elderecho.com/las-categorias-especiales-de-datos-personales-en-el-reglamento-general-de-proteccion-de-datos-de-union-europea> (último acceso 30 septiembre 2023).

Para el uso de otros datos alternativos (como los antes mencionados, sobre código postal, ubicación, perfil como consumidor, datos de redes sociales, etc.) distintos a los que recoge el art. 9, como categorías especiales de datos personales, acudiremos a las normas generales de uso del art. 6 RGPD. Recuperan aquí un especial protagonismo los principios del art. 5 RGPD. Especialmente relevantes serán los principios de minimización de datos y de proporcionalidad: no todo dato será pertinente para cualquier evaluación de solvencia, sino solamente aquellos que contribuyan a la precisa finalidad para la que se evalúa la solvencia. Eso marcará, necesariamente, la licitud o no del uso de datos alternativos en cada caso concreto⁷⁷. E implicará también valorar si se trata de datos indirectamente sensibles, que puedan conducir, implícitamente, a una discriminación o sesgo como resultado. Algo que, como hemos visto, también el Reglamento de IA prohíbe.

5. Bibliografía consultada

AGENCIA ESPAÑOLA DE PROTECCIÓN DE DATOS; *Adecuación al RGPD de tratamientos que incorporan Inteligencia Artificial. Una introducción*, febrero de 2020, accesible en <https://www.aepd.es/sites/default/files/2020-02/adecuacion-rgpd-ia.pdf> [último acceso 30 de septiembre de 2023]).

ATIENZA NAVARRO, M^a LUISA; “La responsabilidad civil por daños causados por sistemas de inteligencia artificial. (A propósito de la Resolución del Parlamento Europeo de 16 de febrero de 2017, con recomendaciones destinadas a la Comisión sobre normas de Derecho civil sobre robótica)”, en VEIGA COPO, ABEL (Dir), *Retos y desafíos del contrato de seguro: del necesario aggiornamento a la metamorfosis del contrato Libro Homenaje al profesor Rubén Stiglitz* (Cátedra Uría Menéndez-ICADE de Regulación de los Mercados) Cizur Menor, Navarra, 2020, pp. 1093-1104.

BANCO MUNDIAL; *Data Protection and Privacy for Alternative Data*, GPFI- FCPL SUB-GROUP DISCUSSION PAPER - DRAFT- MAY, 4 2018, p. 10, accesible en [https://www.gpfi.org/sites/gpfi/files/documents/Data Protection and Privacy for Alternative Data WBG.pdf](https://www.gpfi.org/sites/gpfi/files/documents/Data%20Protection%20and%20Privacy%20for%20Alternative%20Data%20WBG.pdf) (último acceso 30 septiembre 2023).

BERTUZZI, LUCA; AI Act moves ahead in EU Parliament with key committee vote (<https://www.euractiv.com/section/artificial-intelligence/news/ai-act-moves-ahead-in-eu-parliament-with-key-committee-vote/>) [último acceso 30 septiembre 2023]).

CUENA CASAS, MATILDE;

.- “Préstamo responsable, información crediticia y protección de datos personales”, *Revista de Derecho Concursal y Paraconcursal*, núm. 20, Wolters Kluwer, 2014, pp. 161-185.

.- “Ficheros positivos de solvencia, privacidad y mercado de crédito (Cap. III)”, en AAVV, *La Prevención del Sobreendeudamiento Privado. Hacia un Préstamo y Consumo Responsables*, CUENA CASAS, M. (Dir), Ed. Thomson Reuters, 2017, pp. 281-416.

.- “Préstamo responsable y datos de solvencia patrimonial en la Ley Reguladora de los Contratos de Crédito Inmobiliario”, *Actualidad Civil*, septiembre, Wolters Kluwer, 2019.

⁷⁷ Como destaca CASTAÑER CODINA, algo así ya contempla la normativa aplicable a las entidades de crédito. Respecto de la obligación de evaluación de la solvencia establece en el Anejo 6 de la Circular del Banco de España 5/2012 una regla de proporcionalidad entre las políticas, métodos, y procedimientos de estudio y concesión de préstamos o créditos a la clientela y las características de la operación. En esa correlación “parece exigir que los datos que se soliciten y evalúen de la persona que solicita financiación se ajusten o guarden correlación con las características del crédito que ha solicitado o que se le va a ofertar” (en *La regulación de los algoritmos*, p. 264).

CASTAÑER CODINA, JOAQUIM, “La evaluación de la solvencia de las personas mediante el uso de algoritmos”, en HUERGO LORA, ALEJANDRO JOSÉ (DIR.) Y DÍAZ GONZÁLEZ, GUSTAVO MANUEL (coord.), *La regulación de los algoritmos*, Thomson Reuters Aranzadi, 2020, pp. 255-272.

FERRETTI, FEDERICO; “Peer-to-Peer Lending and EU Credit Laws: A Creditworthiness Assessment, Credit-Risk Analysis or ... Neither of the Two?”, *German Law Journal* (2021), 22, pp. 102-121.

FONT GORGORIO, Natalia; *El sobreendeudamiento del consumidor: prevención y reacción en el ordenamiento español*, tesis doctoral inédita.

HAO, KAREN;

“There’s an easy way to make lending fairer for women. Trouble is, it’s illegal”, *MIT Technology Review*, 15 noviembre, 2019, accesible en <https://www.technologyreview.com/2019/11/15/131935/theres-an-easy-way-to-make-lending-fairer-for-women-trouble-is-its-illegal/> [último acceso 30 septiembre 2023]).

“What is machine learning”? *MIT Technology Review*, 17 noviembre 2018 (accesible en <https://www.technologyreview.com/2018/11/17/103781/what-is-machine-learning-we-drew-you-another-flowchart/> [último acceso 30 septiembre 2023]).

HURLEY, MIKELLA & ADEBAYO, JULIUS; “Credit Scoring In The Era Of Big Data”, 18 YALE J.L. & TECH. 148 [2016], accesible en https://openyls.law.yale.edu/bitstream/handle/20.500.13051/7808/Hurley_Mikella.pdf [último acceso 30 de septiembre de 2023]).

JAPPELLI, T. y PAGANO, M. ; The rolle and effects of credit information sharing, en *The economics of consumer credit European Experience and Lessons from the U.S.*, (editado por *Giuseppe Bertola, Richard Disney, and Charles Grant*), MIT Press, Cambridge, abril 2005, accesible en: https://www.academia.edu/29384183/Role_and_Effects_of_Credit_Information_Sharing (último acceso 30 de septiembre de 2023).

LANGENBUCHER, Katja, “Responsible A.I.-based Credit Scoring – A Legal Framework”, *European Business Law Review*, Volume 31, Issue 4 (2020), pp. 527-572.

LAUER, JOSH; *Creditworthy: A History of Consumer Surveillance and Financial Identity in America*, Columbia University Press, 2017.

LIEBER, R. “American Express Kept a (very) Watchful Eye on Charges, The New York Times, 30 enero 2009, <https://www.nytimes.com/2009/01/31/your-money/credit-and-debit-cards/31money.html> (último acceso 30 septiembre 2023).

MACK, JORDAN BARTLEY; “Born in the red: How Affirmative Action could cure the Race-Credit Divide, *Houston Law Review*, Vol. 55, Issue 5, 2018, pp. 1158-1186.

MAS BADIA, MARÍA DOLORES; *Sistemas privados de información crediticia. Nueva regulación entre la protección de datos y el crédito responsable*, Tirant lo Blanch, Valencia, 2021.

PASCUAL HUERTA, P. “Definición, funciones y estructura de los sistemas de información crediticia. El impacto del reglamento general de protección de datos de la Unión Europea. Cap. I” en VVAA, *La prevención del sobreendeudamiento privado. Hacia un préstamo y consumo responsables*, CUENA CASAS, MATILEDE (Dir), Ed. Thomson Reuters, 2017, pp. 121-252.

SERRA RODRÍGUEZ, ADELA; “La obligación de evaluar la solvencia del deudor y la concesión de préstamo responsable”, *Revista de Derecho Patrimonial*, núm. 46, mayo-agosto 2018.

SPINDLER, GERALD; “Algorithms, credit scoring, and the new proposals of the EU for and AI Act and on Consumer Credit Directive”, *Law and Financial Markets Review*, Volume 15, 2021, issue 3-4, pp. 1-23.

TRONCOSO REIGADA, ANTONIO; “Las categorías especiales de datos personales en el Reglamento General de Protección de Datos de Unión Europea”, en EIDerecho.com, 10 de julio 2019, <https://elderecho.com/las-categorias-especiales-de-datos-personales-en-el-reglamento-general-de-proteccion-de-datos-de-union-europea> (último acceso 30 septiembre 2023).

YANG, ZEYI; “China just announced a new social credit law. Here’s what it means”; MIT Technology Review, November 22, 2022, accessible en <https://www.technologyreview.com/2022/11/22/1063605/china-announced-a-new-social-credit-law-what-does-it-mean/> [último acceso 30 septiembre 2023]).

YU, LEVY & MCLAUGHLIN, Big Data, a Big Disappointment for Scoring Consumer Credit Risk, p. 18 <https://www.nclc.org/resources/big-data-big-disappointment-for-scoring-consumer-credit-risk/>.