

## Discriminazioni algoritmiche e tutela dei consumatori vulnerabili nell'accesso al credito

Giulia Curcuruto, Paolo Inturri\*

ALGORITHMIC DISCRIMINATION AND PROTECTION OF VULNERABLE CONSUMERS IN ACCESS TO CREDIT

ABSTRACT: Consumer credit carries risks of discrimination against certain categories of customers. This was originally due to people's involvement in evaluating credit applications. As a consequence, since the 80s intermediaries have used automated data processing systems, which are today complemented by AI models. Despite the several advantages, AI entails the risk of discriminatory consumer classification. This paper proposes an analysis of credit-scoring AI systems under the spectrum of Italian and EU legislation to understand whether they provide an adequate level of protection against the risk of algorithmic discrimination, also from a remedial point of view.

KEYWORDS: AI; consumer credit; discrimination; credit scoring; algorithms.

ABSTRACT: Il credito al consumo si caratterizza per il rischio di discriminazioni nei confronti di particolari categorie di clienti. Ciò in origine era dovuto all'impiego di persone fisiche nell'attività di verifica prodromica alla concessione del credito. Anche per tale ragione già a partire dagli anni 80' gli intermediari si sono avvalsi di sistemi automatizzati di elaborazione dati, oggi affiancati da modelli di IA. A fronte dei vantaggi, l'IA comporta rischi di classificazioni discriminatorie dei consumatori. Lo scritto propone un'analisi dell'impiego di sistemi di IA nella verifica del merito creditizio dei consumatori, alla luce della legislazione nazionale e sovranazionale, onde comprendere se fornisca un adeguato livello di tutela contro il rischio di discriminazione algoritmica, anche sotto il profilo rimediabile.

PAROLE CHIAVE: IA; credito al consumo; discriminazione; credit scoring; algoritmi.

SOMMARIO: 1. Introduzione – 2. Gli algoritmi di *credit scoring* – 3. La discriminazione algoritmica nell'accesso al credito – 3.1. La fase di raccolta dei dati – 3.2. La fase di sviluppo e addestramento – 3.3. La fase di analisi dell'*output* – 4. Il quadro normativo: l'ordinamento settoriale del credito – 5. La normativa non settoriale. Il GDPR e l'Artificial Intelligence Act – 6. Conclusioni: quale rimedio contro la discriminazione algoritmica?

---

\* Giulia Curcuruto: dottoranda di ricerca in diritto commerciale, Università di Catania. Mail: [giulia.curcuruto@phd.unict.it](mailto:giulia.curcuruto@phd.unict.it); Paolo Inturri: dottorando di ricerca in diritto costituzionale, Università di Catania. Mail: [paolo.inturri@phd.unict.it](mailto:paolo.inturri@phd.unict.it). Sebbene il lavoro sia il risultato di una riflessione comune, i paragrafi 2, 3, 3.1, 3.2 e 3.3 sono da attribuire a Paolo Inturri e i paragrafi 4 e 5 a Giulia Curcuruto. I paragrafi 1 e 6 sono riferibili ad entrambi. Contributo sottoposto a doppio referaggio anonimo.

## 1. Introduzione

**N**el settore del credito la necessità di accertare il grado di solvibilità della parte debitoria risulta impellente per almeno due motivi: la massimizzazione del profitto dell'impresa finanziatrice e il mantenimento della stabilità delle condizioni macroeconomiche di mercato<sup>1</sup>.

Per tale ragione, prima di stipulare un contratto di credito<sup>2</sup> i finanziatori espletano un procedimento di valutazione del merito creditizio (*creditworthiness*), teso a comprendere la probabilità di adempimento del potenziale beneficiario di un'erogazione.

In Italia il merito creditizio viene stimato impiegando per lo più modelli statistici econometrici<sup>3</sup>. Tuttavia, nel biennio 2023-2024 le imprese che operano nel *Fintech credit*<sup>4</sup> hanno investito 901 milioni di euro in progetti di sviluppo di tecnologie innovative, il 16,5% dei quali è destinato all'intelligenza artificiale (di seguito IA)<sup>5</sup>.

La prassi dei Paesi in cui l'IA è già in uso nel settore dell'accesso al credito ha evidenziato il rischio di discriminazione che questa comporta per i consumatori appartenenti a categorie vulnerabili.

Per tale ragione, il presente scritto indaga le cause della discriminazione algoritmica dei consumatori nel procedimento di verifica del merito creditizio, quale premessa per comprendere se l'attuale quadro normativo nazionale e sovranazionale fornisca un adeguato livello di tutela, anche sotto il profilo rimediabile.

## 2. Gli algoritmi di credit scoring

Per larga parte del XX secolo, il procedimento di verifica del merito creditizio veniva espletato ricorrendo esclusivamente a tecniche di valutazione discrezionali (*judgemental system*)<sup>6</sup>, così denominate in quanto l'analisi di ciascuna istanza di credito è rimessa alla valutazione individuale di una persona fisica.

<sup>1</sup> Sull'incidenza delle prassi di scorretta valutazione del merito di credito nella crisi dei mutui *sub prime* v., *ex multis*, F. CAPRIGLIONE, I "prodotti" di un sistema finanziario evoluto. Quali regole per le banche? Riflessioni a margine della crisi causata dai mutui sub-prime, in *Banca borsa titoli di credito*, 1, 2008, 20 ss.

<sup>2</sup> L'attività valutativa, sia pure con dinamiche parzialmente diverse, investe anche le fasi del rapporto di credito successive alla sua instaurazione: svolgimento (monitoraggio e controllo delle sopravvenienze) e chiusura (recupero, anche in via forzata, dell'erogato). Sul punto si rinvia a A.A. DOLMETTA, *La valutazione del merito del credito nell'accesso al servizio. La prospettiva del contratto di impresa*, in *Banca borsa titoli di credito*, 3, 2023, 307.

<sup>3</sup> E. BONACCORSI DI PATTI ET AL., *Intelligenza artificiale nel credit scoring. Analisi di alcune esperienze nel sistema finanziario italiano*, in *Questioni di economia e finanza (occasional papers)*, 721, 2022, 30.

<sup>4</sup> Con l'espressione ci si riferisce all'impiego di vari strumenti frutto dell'innovazione tecnologica nel settore del credito. Sul tema v. M. CIAN, C. SANDEI, *Diritto del Fintech*, Padova, 2020.

<sup>5</sup> A. SCOGNAMIGLIO, M. BERRUTI, (a cura di), *Indagine Fintech nel sistema finanziario italiano*, Roma, 2024, 7-8.

<sup>6</sup> Per un esempio di *judgemental system* v. C.A. BANA ET AL., *Qualitative Modelling of Credit Scoring: A Case Study in Banking*, in *European Research Studies*, 5, 1-2, 2002, 37-51.

Al netto dei benefici di tali sistemi<sup>7</sup>, l'elevato grado di soggettività coinvolto implica, tra i principali rischi, quello di discriminare i consumatori nell'accesso al credito<sup>8</sup>.

Successivamente, l'evoluzione dell'impresa bancaria verso un assetto più impersonale e l'attenzione nei confronti di modelli matematici capaci di oggettivizzare e automatizzare il processo di valutazione del merito creditizio hanno condotto al progressivo abbandono dei *judgemental system* in favore dei modelli di *credit scoring*<sup>9</sup>.

Con quest'ultima espressione ci si riferisce all'impiego di metodi statistici per l'elaborazione dei dati rilevanti in *output* numerici che indicano il profilo di rischio, affidabilità e puntualità nei pagamenti di ciascun potenziale cliente. Tipicamente, maggiore è il punteggio (*credit score*) ottenuto, minore è il rischio di inadempimento<sup>10</sup>.

I sistemi di *credit scoring* si basano su modelli statistici econometrici in grado di restituire il punteggio di credito di un consumatore grazie all'esclusiva analisi delle variabili statisticamente correlate con le performance di pagamento ovvero sia tramite l'elaborazione dei c.d. dati finanziari, tradizionalmente detenuti dai finanziatori e dalle banche dati creditizie<sup>11</sup>.

Cionondimeno, la maggiore oggettività che contraddistingue i modelli in esame non li impermeabilizza dal rischio di generare risultati discriminatori. Difatti, sono esposti a errori di classificazione, tali per cui la presenza casuale di alcune caratteristiche porterà taluni richiedenti a sembrare non meritevoli, quando è ragionevole presumere il contrario. Tuttavia, si tratta di un problema attenuabile sfruttando uno storico degli errori ai fini di un aggiornamento costante. Inoltre, tali modelli permettono di ricostruire l'influenza delle variabili considerate rispetto al risultato prodotto, il che non è del tutto possibile con riferimento alle decisioni umane<sup>12</sup>.

Nonostante le performance garantite dai sistemi di *credit scoring* tradizionali, la naturale ricerca della massimizzazione del profitto ha condotto le imprese che operano nel settore del credito a cercare nell'IA uno strumento per ottenere risultati maggiormente accurati, anche in ragione della varietà e della tipologia di dati che riesce a processare<sup>13</sup>.

<sup>7</sup> Per un'analisi dei *judgemental system* v. G.G. CHANDLER, J.Y. COFFMAN, *A comparative analysis of empirical vs. judgemental credit evaluation*, in *The Journal of Retail Banking*, 1, 2, 15-26.

<sup>8</sup> Con particolare riferimento alle discriminazioni razziali negli U.S.A. v., *ex plurimis*, L. RICE, D. SWESNIK, *Discriminatory Effects of Credit Scoring on Communities of Color*, in *Suffolk University Law Review*, 46, 3, 2013, 935-942.

<sup>9</sup> Per una breve ricostruzione della storia del *credit scoring* v. L.C. THOMAS, D.B. EDELMAN, J.N. CROOK, *Credit scoring and its applications*, Philadelphia, 2017, 2-5.

<sup>10</sup> THE WORLD BANK GROUP, *Credit scoring approaches guidelines*, 2019, 3.

<sup>11</sup> Ad esempio, rientrano in tale categoria i dati bancari transazionali (registrazioni di ritardi di pagamento di crediti attuali e passati, importi e scopo dei prestiti, la storia creditizia), il numero di istanze di credito registrate dalle banche dati creditizie, i dati commerciali (scritture contabili).

<sup>12</sup> H.A. ABDOU, J. POINTON, *Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: a review of the literature*, in *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 18, 2-3, 4-6.

<sup>13</sup> Sul punto cfr. *ex plurimis*, A. FUSTER ET AL., *Predictably unequal? The effects of machine learning on credit markets*, in *The Journal of Finance*, 77, 1, 2022, 5-47. Critici sulle performance dell'IA nel *credit scoring* A. WANG ET AL., *Against Predictive Optimisation: On the Legitimacy of Decision-Making Algorithms that Optimize Predictive Accuracy*, 16 febbraio 2023.

In particolare, la capacità dell'IA di sfruttare i *big data* permette di includere nel processo di *credit scoring* anche i dati alternativi che ogni utente genera attraverso l'uso di internet<sup>14</sup>.

In tal modo, le tipologie di dati che l'IA consente di sfruttare nel *credit scoring* sono riconducibili alle seguenti quattro categorie: finanziari strutturati<sup>15</sup>; non finanziari strutturati<sup>16</sup>; finanziari non strutturati<sup>17</sup> e non finanziari non strutturati<sup>18</sup>.

Proprio la capacità di sfruttare dati alternativi permette all'IA di determinare il punteggio di credito estraendo delle variabili che non hanno una chiara relazione economica e che, pertanto, non potrebbero essere considerate da un modello basato unicamente su dati finanziari<sup>19</sup>. Ad esempio, l'impiego di dati ricavati dagli *smartphone* (geolocalizzazione, transazioni) e dai *social media* (numero e frequenza dei post, interazioni) consente all'IA di tracciare lo stile di vita dell'utente anche in termini di spese e propensione a ripagare i debiti<sup>20</sup>.

Inoltre, ciò si traduce in un accrescimento dell'inclusione finanziaria, permettendo di valutare consumatori altrimenti esclusi o penalizzati<sup>21</sup>. Difatti, il solo impiego di dati finanziari comporta l'inevitabile estromissione dal credito di quei soggetti che siano sprovvisti, per le ragioni più varie, di una storia finanziaria (giovani adulti, immigrati, minoranze etniche)<sup>22</sup>.

### 3. La discriminazione algoritmica nell'accesso al credito

Numerosi studi economici hanno da tempo evidenziato come il rischio di discriminazione, basato su fattori quali razza, etnia e genere, sia endemico al procedimento di valutazione del merito creditizio, indipendentemente dal modello adottato<sup>23</sup>.

Dal punto di vista tipologico è possibile distinguere tra discriminazione formale (*disparate treatment*) e sostanziale (*disparate impact*)<sup>24</sup>: nel primo caso, due soggetti nella medesima situazione vengono trattati diversamente, proprio in ragione dell'appartenenza ad una specifica classe; nel secondo, la

<sup>14</sup> Cfr. Per approfondire v. AA.Vv., *On the Rise of Fintechs: Credit Scoring Using Digital Footprints*, in *The Review of Financial Studies*, 2020, 33, 2020, 2845-2897.

<sup>15</sup> Ad esempio, indicatori patrimoniali ed economico-finanziari sull'andamento dei conti, dei pagamenti, del mercato.

<sup>16</sup> Come i dati di tipo sociodemografico.

<sup>17</sup> Si tratta dei dati ricavati dall'analisi delle transazioni e dall'attività di *open banking*.

<sup>18</sup> È il caso del *digital footprint*, dei dati di navigazione e dei social network.

<sup>19</sup> E. BONACCORSI DI PATTI ET AL., *op. cit.*, 14-15.

<sup>20</sup> In generale sulla possibilità di utilizzare i *big data* per ricavare il comportamento degli agenti economici v. B. DESAMPARADOS, J. DOMENECH, *Big Data Sources and Methods for Social and Economic Analyses*, in *Technological Forecasting and Social Change*, 130, 2018, 99-113.

<sup>21</sup> Sui vantaggi in termini di inclusione finanziaria dell'impiego di dati alternativi v. M.M. SMITH, C. HENDERSON, *Beyond Thin Credit Files*, in *Social Science Quarterly*, 99, 2018, 24-42.

<sup>22</sup> Così, E. TEDESCHI, *Credit scoring algoritmico: benefici e rischi della creditworthiness tramite artificial intelligence alternative data e digital footprints*, in C. CAMARDI (a cura di), *La via europea per l'intelligenza artificiale. Atti del Convegno del Progetto Dottorale di Alta Formazione in Scienze Giuridiche*, Venezia, 2021, 328.

<sup>23</sup> Per una rassegna di letteratura in materia, con particolare riferimento alla discriminazione algoritmica, v. A.C.B. GARCIA, M.G.P. GARCIA, R. RIGOBON, *op. cit.*

<sup>24</sup> S. BAROCAS, A.D. SELBST, *Big Data's Disparate Impact*, in *California Law Review*, 104, 3, 2016, 694-711.

diseguaglianza costituisce il risultato di una pratica commerciale formalmente neutra, ma fattivamente svantaggiosa per determinati gruppi sociali.

Sotto il profilo degli effetti, le discriminazioni nell'accesso al credito si traducono nel diniego dell'istanza di credito oppure in una discriminazione di prezzo<sup>25</sup>.

Ciò che contraddistingue i procedimenti di *credit scoring* basati sull'IA sono le cause della discriminazione. Infatti, determinanti in tal senso non potranno che essere le scelte adottate nelle diverse fasi di sviluppo dell'algoritmo, le quali volontariamente o involontariamente possono determinare esiti discriminatori.

### 3.1. La fase di raccolta dei dati

Innanzitutto, nella fase di raccolta dei dati risulteranno fondamentali le decisioni che riguardano la composizione del *dataset* di addestramento.

Poiché gli algoritmi di ML apprendono per esempi, non possono che generare *output* influenzati dai dati su cui sono stati allenati. Dunque, se questi ultimi presentano dei bias, l'algoritmo potrebbe riprodurli nei risultati<sup>26</sup>.

Nel caso in cui il *dataset* ricomprenda dati tradizionali i pregiudizi possono derivare da una inadeguata rappresentatività del campione di consumatori di riferimento, tale per cui specifiche categorie di individui risulteranno sovrarappresentate, sottorappresentate o escluse. Nonostante esistano approcci statistici consolidati per l'attività di campionamento, la generazione e la raccolta dei dati implica un ineliminabile grado di soggettività, che può viziarli con forme di bias storici o istituzionali.

Inoltre, taluni pregiudizi possono derivare dall'etichettatura dei dati di addestramento degli algoritmi di ML supervisionato, in cui l'algoritmo è addestrato alla modellazione della variabile dipendente attraverso dei dati di addestramento contrassegnati con delle *class label*.

Più nello specifico, durante il procedimento di etichettatura possono presentarsi dei casi di cui non è pacifico l'inserimento in una delle *class label* predeterminate. Così, ad esempio, se si cerca di determinare il merito creditizio dei consumatori utilizzando i dati relativi ai pagamenti delle rate delle carte di credito, risulta del tutto discrezionale il numero di rate inadempite superato il quale un consumatore deve essere etichettato come immeritevole<sup>27</sup>.

Invece, nell'ipotesi di un *dataset* composto esclusivamente da dati alternativi non è possibile realizzare un campionamento rappresentativo, poiché può essere costituito soltanto da quei consumatori che hanno lasciato una impronta digitale, ad eccezione, quindi, di tutti quegli individui esclusi o scarsamente presenti nell'infosfera<sup>28</sup> per ragioni, ad esempio, anagrafiche, culturali, economiche<sup>29</sup>. Tuttavia,

<sup>25</sup> Il fenomeno della discriminazione di prezzo si realizza allorché il medesimo bene è venduto a prezzi differenti a diverse categorie di acquirenti, in presenza del medesimo costo di produzione. Così, A. KOUTSOYIANNIS, *Modern Microeconomics*. Londra, 1979, 192. Sulle discriminazioni di prezzo nell'accesso al credito v. A.C.B. GARCIA, M.G.P. GARCIA, R. RIGOBON, *op. cit.*, 3-4.

<sup>26</sup> Approfonditamente sul punto S. BAROCAS, A.D. SELBST, *op. cit.*, 680-687.

<sup>27</sup> Sul punto v. J.H. DAVID, *Classifier Technology and the Illusion of Progress*, in *Statistical Science*, 21, 1, 2006, 10.

<sup>28</sup> L. FLORIDI, *La quarta rivoluzione. Come l'infosfera sta cambiando il mondo*, Milano, 2017.

<sup>29</sup> Sull'esclusione dai *big data* v. J. LERMAN, *Big Data and Its Exclusions*, in *Stanford Law Review. Online*, 66, 2013, 55-63.

ove impiegati congiuntamente ai dati strutturati, incrementano la rappresentatività del campione grazie all'alto livello di ricchezza e granularità.

Infine, indipendentemente dalla tipologia di dati considerati, i risultati discriminatori possono risultare dalla selezione delle caratteristiche (*feature*) di *creditworthiness*<sup>30</sup>.

### 3.2. La fase di sviluppo e addestramento

Ulteriori risultati discriminatori possono derivare dalla fase di sviluppo e addestramento del modello di IA<sup>31</sup>.

A volte l'algoritmo aderisce con eccessiva fedeltà ai dati di allenamento, dando luogo a un modello incapace di prevedere accuratamente allorché alimentato con *input* diversi dai dati di addestramento (c.d. *overfitting*).

Al contempo, è possibile che il modello sviluppato risulti troppo semplice per cogliere puntualmente la relazione tra le variabili di *input* e di *output*, producendo, conseguentemente, dei risultati connotati da un elevato tasso di errore (c.d. *underfitting*).

In entrambi i casi, il modello non potrà raggiungere un grado di generalizzazione tale per assegnare dei punteggi in grado di rispecchiare l'effettiva *creditworthiness* dei consumatori.

Ancora, può accadere che non venga adeguatamente considerata la tipologia di errore nei risultati generati dal modello.

Nello specifico, i sistemi di *credit scoring* possono dar luogo a diversi tipi di errore.

Oltre alle ipotesi di sovrastima e sottostima — quando ad un consumatore meritevole viene attribuito rispettivamente uno *score* maggiore o inferiore rispetto a quello corretto, con ciò che ne consegue sotto il profilo delle condizioni contrattuali — il sistema può dar luogo a falsi positivi, quando il credito viene concesso ad un consumatore immeritevole, e falsi negativi, quando il credito viene negato ad un consumatore meritevole.

Ebbene, durante l'addestramento è imprescindibile scegliere quali errori minimizzare oltretutto spiegare al modello se, ad esempio, sia preferibile che per errore ad un consumatore meritevole non venga concesso credito o, viceversa, che ad uno non meritevole venga concesso.

Indipendentemente dall'imperizia degli sviluppatori rispetto al problema *de qua*, la scelta non appare di poco conto. I finanziatori preferiscono che venga data prevalenza ai falsi negativi, in modo da minimizzare il rischio di impresa dovuto alle insolvenze. Tuttavia, ove tale errore sia dovuto a forme di bias contenuti nei dati, la mancata considerazione della tipologia di errore si traduce in una sistematica esclusione dal credito dei consumatori danneggiati dal pregiudizio.

Analoghi problemi possono derivare dalla mancata considerazione di variabili influenti sul risultato o nella scorretta aggregazione dei dati.

In breve, tali omissioni possono condurre al paradosso di *Simpson*<sup>32</sup> oltretutto l'inversione o la distorsione nella relazione tra due variabili quando si analizzano dati aggregati, rispetto a quando si

<sup>30</sup> Sul tema v. S. BAROCAS, A.D. SELBST, *op. cit.*, 688-690.

<sup>31</sup> Per una sintetica esposizione del problema v. E. BONACCORSI DI PATTI ET AL., *op. cit.*, 21- 22.

<sup>32</sup> E.H. SIMPSON, *The Interpretation of Interaction in Contingency Tables*, in *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 13, 2, 1951, 238-41.

considerano disaggregati. Ad esempio, se i dati di addestramento contengono solo esempi di consumatori meritevoli di età anziana, la mancata considerazione della variabile anagrafica potrebbe tradursi in risultati detrimenti per i giovani adulti.

Infine, è anche possibile che gli effetti discriminatori si realizzino allorché le variabili effettivamente necessarie per valutare il merito creditizio siano al contempo *proxy* circa l'appartenenza ad una classe di consumatori svantaggiata<sup>33</sup>. In altri termini, è possibile che i dati impiegati per la misura della *creditworthiness* costituiscano, al contempo, una variabile alternativa per profilare indirettamente i consumatori in termini di appartenenza ad una specifica classe, sicché una volta categorizzati in tal modo l'algoritmo potrebbe discriminarli in ragione dei bias esistenti a detrimento di tali gruppi.

### 3.3. La fase di analisi dell'output

L'ultima fase in cui può darsi luogo a fenomeni di discriminazione è quella dell'analisi dei risultati generati dall'algoritmo, nei casi in cui, la decisione di erogazione credito non sia totalmente automatizzata<sup>34</sup>.

Numerose sono le ragioni che possono condurre ad una scorretta interpretazione dell'*output* generato dall'algoritmo, per cui, lungi dall'enumerarle<sup>35</sup>, ci si limita a rilevare come esse siano la conseguenza dell'ineliminabile soggettività e fallibilità di ogni attività umana.

Tuttavia, ciò che contraddistingue in tale fase l'impiego dell'IA dai modelli econometrici tradizionali è la difficoltà di interpretarne i risultati e di ricostruirne i processi logici, in ragione della complessità del modello (c.d. *black box effect*).

Di conseguenza, in presenza di un risultato discriminatorio l'analista non potrebbe agevolmente comprenderne le cause, in assenza di sistemi di *explainable AI*<sup>36</sup>, e, soprattutto, potrebbe manifestare ritrosie in tal senso derivanti dall'inconscio affidamento nelle superiori capacità computazionali dell'IA (c.d. *anchoring effect*)<sup>37</sup>.

Alla luce di tutto quanto sopra affermato, emerge che i rischi di *output* discriminatori non possono essere cancellati del tutto secondo un modello di tutela *by design*, stante l'ineliminabile tasso di soggettività coinvolto.

In caso contrario, il rischio è quello di generare un ciclo di feedback in cui nel tempo la distorsione è confermata e rinforzata. In altri termini, la negazione sistematica del credito a danno di specifici gruppi sociali causata da un modello non a regola d'arte, contribuisce a determinare un bias storico nei dati, che si rifletterà nei campioni estratti dalla popolazione, sulla base dei quali verrà aggiornato lo stesso modello distorto<sup>38</sup>.

<sup>33</sup> S. BAROCAS, A.D. SELBST, *op. cit.*, 21-22.

<sup>34</sup> A.C.B. GARCIA, M.G.P. GARCIA, R. RIGOBON, *op. cit.*, 5.

<sup>35</sup> Per una rassegna sintetica v. E. BONACCORSI DI PATTI ET AL., *op. cit.*, 21- 22.

<sup>36</sup> Sulla cd. *explainable AI* v. R. CALEGARI, A. OMICINI, G. SARTOR, *Explainable and Ethical AI: A Perspective on Argumentation and Logic Programming*, in M. BALDONI, S. BANDINI (a cura di), *AIXIA 2020 – Advances in Artificial Intelligence, AIXIA 2020. Lecture Notes in Computer Science*, Berlino, 2020, 12414.

<sup>37</sup> A. SIMONCINI, S. SUWEIS, *Il cambio di paradigma nell'intelligenza artificiale e il suo impatto sul diritto costituzionale*, in *Rivista di filosofia del diritto*, 1, 2019, 100.

<sup>38</sup> E. BONACCORSI DI PATTI ET AL., *op. cit.*, 20.

Tuttavia, orientare la programmazione e l'impiego delle tecnologie di IA in chiave antidiscriminatoria implica dei costi aggiuntivi per le imprese, i quali potrebbero non essere ritenuti adeguatamente bilanciati dai benefici che ne derivano (ad esempio in termini di *corporate reputation*).

Per tale ragione il paragrafo successivo è dedicato alla ricostruzione del quadro normativo in materia, onde comprendere se fornisca un adeguato livello di tutela avverso l'adozione di decisioni sul merito creditizio basate su *output* discriminatori generati dall'IA.

#### 4. Il quadro normativo: l'ordinamento settoriale del credito

L'accertamento del grado di solvibilità degli aspiranti prenditori rileva, anzitutto, sul piano della disciplina prudenziale, per tale intendendosi l'insieme di regole volte garantire la stabilità degli intermediari e del sistema finanziario nel suo complesso. Invero, la corretta stima della *probability of default* costituisce il primo presidio per il contenimento del rischio di credito e consente l'esatta determinazione della dotazione patrimoniale regolamentare della banca<sup>39</sup>.

A questo scopo, le disposizioni di vigilanza della Banca d'Italia richiedono al finanziatore di acquisire, in fase precontrattuale, «*tutta la documentazione necessaria per effettuare un'adeguata valutazione del merito di credito del prenditore, sotto il profilo patrimoniale e reddituale*» e di adottare procedure di sfruttamento delle informazioni che forniscano «*indicazioni circostanziate sul livello di affidabilità del cliente (ad es., attraverso sistemi di credit scoring e/o di rating)*»<sup>40</sup>.

Le prescrizioni, pur non essendo riferite direttamente all'utilizzo dell'IA, sono da ritenere applicabili indipendentemente dalle tecniche di stima adottate dagli intermediari; se ne deduce, quale presupposto minimo ed indefettibile, che la valutazione algoritmica deve almeno essere in grado di restituire una rappresentazione veritiera della solvibilità del cliente.

Diversamente, gli Orientamenti ABE in materia di concessione e monitoraggio dei prestiti (EBA/GL/2020/06) prendono in considerazione l'ipotesi in cui la concessione avvenga a seguito del trattamento automatizzato dei dati, o persino avvalendosi di *tecnologie innovative*. In questi casi, gli intermediari devono dotarsi di politiche o di procedure dalle quali risultino le condizioni per l'applicazione di decisioni automatizzate<sup>41</sup>; devono essere in grado di comprendere il funzionamento dei modelli, i dati inseriti, le ipotesi, i limiti e i risultati; devono prevenire possibili distorsioni; devono accompagnare al modello automatizzato meccanismi di controllo del risultato e di «*override*» che incorpori il giudizio di esperti<sup>42</sup>. Nell'ipotesi (ulteriore e diversa) in cui vengano utilizzate tecnologie definite

<sup>39</sup> V., *ex multis*, C. BRESCIA MORRA, *Il diritto delle banche. Le regole dell'attività*, Bologna, 2020, 202 ss.; P. BONTEMPI, *Diritto bancario e finanziario*, Milano, 2023, 93 ss.

<sup>40</sup> V. Circolare della Banca d'Italia n. 285 del 17 dicembre 2013 Parte I, Tit. IV, Cap. 3, Allegato A. Disposizioni identiche, con riferimento agli intermediari di cui al Titolo V del t.u.b., sono contenute nella Circolare della Banca d'Italia n. 288 del 3 aprile 2015, Parte I, Tit. III, Cap. I, Sez. VII, par. 2.

<sup>41</sup> In particolare, al paragrafo 4.3, punto 38, lettera g) degli Orientamenti viene specificato che «*Le politiche e procedure relative al rischio di credito dovrebbero specificare [...] le condizioni per l'applicazione di decisioni automatizzate nel processo di concessione del credito, compresa l'identificazione dei prodotti, segmenti e limiti per i quali sono consentite le decisioni automatizzate*».

<sup>42</sup> Cfr. i punti 54 e 55 degli Orientamenti.

*innovative*, come l'IA, gli enti devono, altresì, essere in grado di comprendere e prevenire i rischi specifici legati al funzionamento della tecnologia in uso<sup>43</sup>.

Infine, all'interno della disciplina prudenziale, è utile volgere lo sguardo al Regolamento (UE) n. 575/2013 (c.d. *Capital Requirements Regulation*, di seguito CRR) applicabile agli intermediari che utilizzano, previa autorizzazione dell'autorità di vigilanza, modelli interni per la misurazione del rischio di credito (*internal ratings-based* o IRB)<sup>44</sup>. Difatti, fermo restando che tali norme sono applicabili soltanto ai modelli destinati al calcolo dei requisiti patrimoniali, esse forniscono indicazioni utili per lo sviluppo di buone prassi nell'impiego di sistemi di IA<sup>45</sup>.

In particolare, l'art. 174 CRR descrive le caratteristiche che devono possedere i modelli statistici e gli altri metodi automatici per l'assegnazione delle esposizioni a classi o a pool relativi a debitori o ad operazioni. Le prescrizioni più interessanti ai nostri fini sono quelle relative alla selezione del campione di dati e alla necessità dell'intervento umano. Più in dettaglio, la norma richiede che i dati siano accurati, completi e pertinenti, nonché rappresentativi dell'effettiva popolazione di debitori o di esposizioni dell'ente e che il modello statistico sia combinato con la valutazione e la revisione umana<sup>46</sup> «*in modo da verificare le assegnazioni effettuate in base al modello e da assicurare che i modelli siano utilizzati in modo appropriato*» (lett. e).

Dall'insieme delle disposizioni che compongono la disciplina prudenziale può evincersi che l'intermediario, qualora intenda avvalersi dell'IA per l'adozione di decisioni sulla concessione del credito, dovrebbe essere in grado di comprendere il funzionamento dei modelli, di monitorare gli *output* e, eventualmente, di superare le determinazioni dell'algoritmo. La finalità esclusiva di tali disposizioni resta, tuttavia, quella di garantire la stabilità dell'intermediario e, in ultima istanza del sistema, essendo estranea agli scopi della normativa prudenziale la tutela dei soggetti vulnerabili, demandata alla normativa sulla trasparenza delle operazioni e dei servizi bancari e finanziari.

Quest'ultima, in via diretta, persegue l'obiettivo di assicurare la correttezza del comportamento contrattuale degli intermediari nei confronti dei clienti e, soltanto in via indiretta, concorre alla loro sana e prudente gestione<sup>47</sup>. Le norme in tema di trasparenza sono contenute nel Titolo VI del Testo unico

<sup>43</sup> Cfr. il punto 53 degli Orientamenti.

<sup>44</sup> In questa sede basti ricordare che l'accordo di Basilea del 2004 ha introdotto la possibilità di adottare due diversi metodi per misurare la rischiosità delle esposizioni: il metodo standard e il metodo dei *rating* interni. Il metodo standard prevede la suddivisione delle esposizioni in classi di rischio, a tali esposizioni viene attribuita una ponderazione sulla base della valutazione del merito creditizio fatta da agenzie esterne di valutazione del merito di credito (ECAI), riconosciute sulla base di una procedura stabilita da un regolamento europeo. Il metodo dei *rating* interni prevede, invece, due varianti: "di base" e "avanzato". Nel primo, la banca stima direttamente la probabilità di insolvenza; nel secondo, destinato unicamente agli intermediari che soddisfano determinati requisiti, è rimessa alla banca anche la stima delle variabili di rischio. V., per un quadro generale, C. BRESCIA MORRA, *op. cit.*, p. 205.

<sup>45</sup> E. BONACCORSI DI PATTI ET AL, *op. cit.*, 21 ss.

<sup>46</sup> Critico sul requisito normativo del controllo umano B. GREEN, *The flaws of policies requiring human oversight of government algorithms*, in *Computer Law & Security Review*, 45, 2022, 1-22.

<sup>47</sup> Sul tema v., *ex multis*, A. MIRONE, *Le regole dell'attività: la tutela del cliente*, in M. CIAN (a cura di), *Manuale di diritto commerciale*, Torino, 2021, 734 ss.; A. MIRONE, *La trasparenza bancaria*, Padova, 2012.

bancario e, nello specifico, gli articoli 124 *bis*<sup>48</sup> e 120 *undecies*<sup>49</sup> sono dedicati alla verifica del merito creditizio.

Entrambe le disposizioni, pur fornendo indicazioni sulla quantità e la qualità delle informazioni da utilizzare ai fini di una corretta valutazione, non prendono in considerazione l'ipotesi in cui l'elaborazione dei dati avvenga in maniera automatizzata oppure ricorrendo all'IA. L'unico laconico avvertimento è contenuto all'art. 120 *undecies*, comma 5, ai sensi del quale «*quando la domanda di credito è respinta, il finanziatore informa il consumatore senza indugio del rifiuto e, se del caso, del fatto che la decisione è basata sul trattamento automatico di dati*».

Il vigente quadro normativo è stato, perciò, reputato insufficiente a fornire un adeguato livello di tutela del consumatore alla luce della digitalizzazione che ha investito il mercato del credito, ragion per cui il legislatore dell'U.E. è tornato sul tema con la Direttiva 2023/2225/UE (di seguito CCD II)<sup>50</sup>.

Innanzitutto, il legislatore euro-unitario ha fissato rigidi limiti alla tipologia di dati che possono essere utilizzati, facendo divieto di impiegare quelli «*che rivelino l'origine razziale o etnica, le opinioni politiche, le convinzioni religiose o filosofiche, o l'appartenenza sindacale, nonché trattare dati genetici, dati biometrici intesi a identificare in modo univoco una persona fisica, dati relativi alla salute o alla vita sessuale o all'orientamento sessuale della persona*» e i dati tratti dai *social network*<sup>51</sup>.

<sup>48</sup> L'art. 124 *bis* è stato introdotto in recepimento dell'art. 8 della Direttiva 2008/48/CE, oggi abrogata e sostituita dalla Direttiva 2023/2225/UE, relativa ai contratti di credito ai consumatori. L'articolo in parola prevede che, prima della conclusione del contratto di credito, il finanziatore debba valutare il merito creditizio del cliente sulla base di informazioni adeguate o fornite dallo stesso o, se necessario, reperite attraverso la consultazione di banche dati. Il secondo comma impone al finanziatore di aggiornare le informazioni finanziarie di cui dispone se le parti convengono di modificare l'importo totale del credito dopo la conclusione del contratto e di ripetere la valutazione qualora si proceda ad un aumento significativo dell'importo totale del credito. V. R. DE CHIARA, *Commento all'art. 124 bis*, in F. CAPRIGLIONE (a cura di), *Commentario al Testo Unico delle leggi in materia bancaria e creditizia*, III, Padova, 2016, 2161.

<sup>49</sup> L'art. 120 *undecies* è stato introdotto in recepimento dell'art. 18 della Direttiva 2014/17/UE in merito ai contratti di credito ai consumatori relativi a beni immobili residenziali. La norma ha imposto al finanziatore lo svolgimento di «*una valutazione approfondita del merito creditizio del consumatore, tenendo conto dei fattori pertinenti per verificare le prospettive di adempimento da parte del consumatore degli obblighi stabiliti dal contratto*». Le informazioni da utilizzare per la valutazione devono riguardare la situazione economica e finanziaria e devono essere necessarie, sufficienti, proporzionate e verificate. Tali informazioni possono essere fornite dallo stesso consumatore al quale il finanziatore può richiedere chiarimenti (comma 2). L'articolo richiede che la capacità di rimborso debba essere valutata prescindendo dall'eventuale presenza di garanzie. Inoltre, detta valutazione deve essere ripetuta, sulla base di informazioni aggiornate, prima di procedere ad un aumento significativo dell'importo concesso a credito (comma 4). V.R. GRASSO, *Articolo 120-undecies. Verifica del merito creditizio*, in F. CAPRIGLIONE (a cura di), *Commentario al Testo Unico delle leggi in materia bancaria e creditizia*, III, Padova, 2016.

<sup>50</sup> La Direttiva 2023/2225/UE è stata pubblicata il 30 ottobre 2023 sulla G. U. dell'U. E. e dovrà essere adottata dagli stati membri entro il 20 novembre 2025, sarà applicabile ai contratti di credito in corso al 20 novembre 2026. Esplicativo è il considerando n. 4 «*La digitalizzazione ha contribuito a sviluppi di mercato che non erano previsti quando la direttiva 2008/48/CE è stata adottata. I rapidi sviluppi tecnologici registrati dall'adozione di tale direttiva hanno difatti apportato cambiamenti significativi al mercato del credito al consumo, sia sul versante dell'offerta che su quello della domanda, come la comparsa di nuovi prodotti e l'evoluzione del comportamento e delle preferenze del consumatore*».

<sup>51</sup> Il principio è codificato, oltre che al considerando n. 57, negli articoli 18, comma 3 («*Obbligo di verifica del merito creditizio del consumatore*») secondo il quale «*i social network non sono considerati una fonte esterna ai fini della presente direttiva*» e 19 («*Banche dati*») secondo il quale «*I creditori e gli intermediari del credito non trattano le categorie particolari di dati di cui all'articolo 9, paragrafo 1, del regolamento (UE) 2016/679 e i dati*

In secondo luogo, la tutela del consumatore è stata realizzata attraverso la previsione di una serie di obblighi informativi a carico del finanziatore<sup>52</sup>. In particolare, gli aspiranti prenditori dovranno essere informati ogni volta che la concessione, la determinazione del *pricing* o il diniego del prestito sia l'esito di una procedura di trattamento automatizzato dei dati «*in modo che gli stessi possano prendere in considerazione i potenziali rischi nella loro decisione di acquisto*»<sup>53</sup>.

Inoltre, al consumatore è attribuito un diritto di reazione<sup>54</sup>, consistente nella possibilità di chiedere una spiegazione “chiara e comprensibile” del funzionamento del trattamento automatizzato comprese le sue principali variabili, la sua logica, e i suoi rischi, di ottenere una revisione della procedura, verosimilmente attraverso un operatore umano (pur non essendo specificato nella norma).

Infine, la CCD II, per la prima volta, include una disposizione esplicitamente finalizzata a prevenire condotte discriminatorie nell'accesso al credito in ragione «*della cittadinanza o del luogo di residenza o per qualsiasi motivo di cui all'articolo 21 della Carta dei diritti fondamentali dell'Unione europea*»<sup>55</sup>.

## 5. La normativa non settoriale. Il GDPR e l'Artificial Intelligence Act

Al di fuori dell'ordinamento settoriale del credito, rivestono particolare importanza la normativa euro-unitaria in materia di privacy (Regolamento (UE) 2016/679, di seguito GDPR) e il recente Regolamento sull'Intelligenza Artificiale (di seguito AI Act).

Nello specifico, il GDPR, all'art. 15, par. 1, lett. h), riconosce all'interessato il diritto di essere informato dell'esistenza di un processo decisionale automatizzato che lo riguarda<sup>56</sup>.

Ancora, all'art. 22, prevede il diritto a non essere sottoposto ad una decisione basata unicamente sul trattamento automatizzato dei dati<sup>57</sup>; nelle ipotesi in cui ciò sia consentito<sup>58</sup> al titolare deve essere

---

*personali trattati dai social network che potrebbero essere contenuti nelle banche dati di cui al paragrafo 1 del presente articolo».*

<sup>52</sup> Tra le disposizioni, assume particolare rilevanza l'art. 10 («*Informazioni precontrattuali*») il quale prevede che il consumatore sia informato (in maniera chiara e comprensibile) se «*il prezzo è stato personalizzato sulla base di un trattamento automatizzato, inclusa la profilazione*» (par. 5 lett. m). Una disposizione identica è contenuta all'art. 11 par. 4 lett. h con riferimento ai contratti di credito di cui all'articolo 2, paragrafo 6 o 7.

E ancora all'articolo 18, comma 9 si aggiunge che «*Se del caso, il creditore è tenuto a informare il consumatore del fatto che la valutazione del merito creditizio è basata sul trattamento automatizzato di dati come anche del diritto del consumatore a una valutazione umana e della procedura per contestare la decisione*».

<sup>53</sup> Cfr. il considerando n. 46 della CCD II.

<sup>54</sup> È quanto previsto dall'art.18 comma 8, secondo il quale il consumatore ha il diritto: «*a) di chiedere ed ottenere dal creditore una spiegazione chiara e comprensibile della valutazione del merito creditizio, compresi la logica e i rischi derivanti dal trattamento automatizzato dei dati personali nonché la rilevanza e gli effetti sulla decisione; b) di esprimere la propria opinione al creditore; e c) di chiedere un riesame della valutazione del merito creditizio e della decisione relativa alla concessione del credito da parte del creditore*».

<sup>55</sup> Cfr. art. 6 CCD II.

<sup>56</sup> A ben vedere, la disposizione è accostabile all'art. 120 *undecies*, comma 5, ma ha un contenuto più ampio, poiché il diritto di accesso è riconosciuto indipendentemente dalla circostanza che la richiesta di credito sia stata rifiutata.

<sup>57</sup> Tra queste ipotesi il considerando n. 71 del GDPR include proprio «*il rifiuto automatico di una domanda di credito online*».

<sup>58</sup> Perché, ai sensi del paragrafo 2 dello stesso articolo, «*a) sia necessaria per la conclusione o l'esecuzione di un contratto tra l'interessato e un titolare del trattamento [...] c) si basi sul consenso esplicito dell'interessato*».

riconosciuto almeno il diritto «*di ottenere l'intervento umano [...] di esprimere la propria opinione e di contestare la decisione*». Un'interpretazione estensiva della norma, preferibile anche alla luce dell'art.18 comma 8, della CCD II, permetterebbe all'interessato di esigere dal titolare del trattamento la "spiegazione" della logica sottesa alla decisione algoritmica<sup>59</sup>, che, tuttavia, non pare potersi estendere ad una piena *disclosure* del codice coperto da segreto industriale.

L'AI Act, invece, classifica «*i sistemi di IA utilizzati per valutare il merito di credito o l'affidabilità creditizia delle persone fisiche come sistemi di IA ad alto rischio, in quanto determinano l'accesso di tali persone alle risorse finanziarie o a servizi essenziali quali l'alloggio, l'elettricità e i servizi di telecomunicazione*».

I modelli ad alto rischio possono «*portare alla discriminazione di persone o gruppi e perpetuare modelli storici di discriminazione, ad esempio in base all'origine razziale o etnica, alle disabilità, all'età o all'orientamento sessuale, o dar vita a nuove forme di effetti discriminatori*<sup>60</sup>».

Per queste ragioni, i fornitori devono rispettare i requisiti previsti dal Titolo III, Capo II del Regolamento, volti a garantire un'elevata qualità dei dati, metodologie e pratiche idonee a prevenire distorsioni, la tracciabilità dei risultati nonché il controllo di esperti.

## 6. Conclusioni: quale rimedio contro la discriminazione algoritmica?

Nel prossimo futuro, è altamente probabile che un numero crescente di intermediari del credito italiani impiegherà sistemi di IA nei procedimenti di *credit scoring* e ciò determinerà un inevitabile aumento dei casi di discriminazione algoritmica.

L'ordinamento non prevede disposizioni che regolano appositamente il fenomeno. Al più, l'analisi sopra condotta evidenzia un quadro frammentato di prescrizioni nazionali e sovranazionali più propriamente volte a disciplinare l'IA e il settore del credito. Soltanto il già menzionato art. 6 della CCD II introduce un divieto di discriminazione nell'accesso al credito, rimettendone, tuttavia, agli Stati membri le concrete modalità di attuazione e tutela.

In tale ottica, al consumatore sono riconosciuti una serie di strumenti che gli consentono di venire a conoscenza delle logiche sottese alla decisione automatizzata. L'Arbitro Bancario e Finanziario, pronunciandosi su un caso di diniego del credito sulla base di sistemi di *credit scoring* automatici<sup>61</sup>, ha ribadito il diritto del cliente a conoscerne le ragioni in osservanza dei doveri di correttezza, buona fede e "collaborazione attiva" che ormai segnano la disciplina della trasparenza bancaria, configurandosi in assenza di siffatta motivazione un diritto al risarcimento<sup>62</sup>.

Cionondimeno, siffatti diritti conoscitivi presentano due ordini di problemi.

<sup>59</sup> L. AMMANNATI, G.L. GRECO, *Il credit scoring "intelligente": esperienze, rischi e nuove regole*, in *Rivista di Diritto Bancario*, 3, 2023, 479.

<sup>60</sup> V. Considerando n. 58.

<sup>61</sup> ABF, Collegio di coordinamento, 29 novembre 2013, n. 6182, in [www.arbitrobancario-finanziario.it](http://www.arbitrobancario-finanziario.it) (ultima consultazione 30/06/2024); ABF, Collegio di Napoli, 7 aprile 2016, n. 3196, *ivi*; ABF, Collegio di Napoli, 21 settembre 2016, n. 8100, *ivi*; ABF, Collegio di Roma, 16 novembre 2021, n. 23570, *ivi*;

<sup>62</sup> ABF, Collegio di Bari, 08 ottobre 2021, n. 21103, in [www.arbitrobancario-finanziario.it](http://www.arbitrobancario-finanziario.it) (ultima consultazione 30/06/2024).

In primo luogo, innanzi all'esercizio degli stessi i finanziatori possono opporre tanto l'inspiegabilità del sistema quanto il segreto industriale.

In secondo luogo, ci si chiede se le informazioni così ottenute possano essere prodromiche all'esercizio del diritto di difesa in sede giurisdizionale ovvero se si pone la questione circa i rimedi esperibili dal consumatore nel caso di diniego di credito a cagione di una discriminazione algoritmica.

A ben vedere, nel caso di specie i nuovi problemi delle applicazioni dell'IA celano la necessità di riaffrontare temi giuridici tradizionali come quello della sindacabilità della decisione della banca di concedere o denegare credito. Infatti, anche il *credit scoring* algoritmico, in quanto funzionale alla valutazione del merito di credito, rimane secondo l'opinione tradizionale nella sfera di assoluta discrezionalità della banca, non potendosi configurare un diritto al credito<sup>63</sup>.

Tuttavia, tali considerazioni non possono condurre ad escludere il settore del credito dall'ambito di applicazione del diritto antidiscriminatorio e, dunque, dalla possibilità di esperire le azioni civili contro la discriminazione di cui agli art. 44 d.lgs. n. 286/1998, art. 4 d.lgs. n. 215/2003, art. 3 l. n. 67/2006, art. 55-*quinquies* d.lgs. n. 198/2006, regolate dal rito semplificato di cognizione ai sensi dell'art. 28 d.lgs. n. 150/2011<sup>64</sup>.

In particolare, il co. 4 dell'articolo da ultimo citato consente di superare il problema dell'effetto *black box* e del segreto industriale: all'allegazione del ricorrente di elementi di fatto, desunti da dati di carattere anche statistico, dai quali si può presumere l'esistenza di *pattern* discriminatori il legislatore riconnette un'inversione dell'onere della prova tale per cui spetterà al soggetto finanziatore dimostrare che l'IA non ha generato un risultato secondo una logica discriminatoria.

Sul piano dei contenuti della sentenza, il co. 5 attribuisce il diritto di rivolgersi al giudice per ottenere: il risarcimento del danno anche non patrimoniale, la cessazione dell'atto discriminatorio pregiudizievole, ogni altro provvedimento idoneo a rimuoverne gli effetti e l'ordine di adozione di un piano di rimozione delle discriminazioni.

Più nel dettaglio, bisogna interrogarsi se la cessazione dell'atto discriminatorio e l'adozione di ogni altro provvedimento idoneo possano tradursi in un ordine di rivalutazione del richiedente previa eliminazione dei bias riscontrati nell'IA, nonché se l'ordine di adozione di un piano di rimozione delle discriminazioni possa consistere in una ridefinizione delle politiche e delle procedure interne volte a prevenire i rischi legati all'utilizzo dei modelli automatizzati<sup>65</sup>.

<sup>63</sup> P. ABBADESSA, *Obbligo di far credito*, in *Enc. dir.*, XXIX, 1979, 529 ss.; N. SALANITRO, *Le banche e i contratti bancari*, in F. VASSALLI (diretto da) *Trattato di diritto civile*, VIII, 3 1983, 42; in giurisprudenza si rinvia a Trib. Brindisi, 07 agosto 2021, in [www.ilcaso.it](http://www.ilcaso.it) (ultima consultazione 30/06/2024), secondo il quale resta fuori dalla cognizione del Giudice la verifica della sussistenza dei presupposti, sotto il profilo contabile, per la concessione del finanziamento da parte della banca, al pari di ogni altra transazione economica fra privati.

<sup>64</sup> In generale, sull'applicabilità del diritto antidiscriminatorio alla valutazione del merito creditizio K. LANGENBUCHER, *Consumer Credit in The Age of AI—Beyond Anti-Discrimination Law*, in *ECGI Working Paper Series in Law*, 663, 2022.

<sup>65</sup> Dello stesso parere G. MATTARELLA, *Big data e accesso al credito degli immigrati: discriminazioni algoritmiche e tutela del consumatore*, in *Giurisprudenza commerciale*, 4, 2020, 711, il quale addirittura prospetta la possibilità di ottenere giudizialmente la stipula del contratto attraverso un risarcimento del danno in forma specifica oppure nel caso di condizioni contrattuali peggiori rispetto a quelle normalmente praticate di ottenere una rettifica del contratto.

Una risposta in senso affermativo non solo sembra consentita da un'interpretazione letterale delle disposizioni, ma soprattutto da un'interpretazione sistematica che tenga conto tanto dell'art. 6 della CCD II quanto dei principi costituzionali.

Infatti, l'art. 47 della Costituzione nel prevedere che la Repubblica «*disciplina, coordina e controlla l'esercizio del credito*» implica necessariamente che a tale disciplina partecipino gli stessi principi costituzionali, sovranazionali e internazionali e con essi il principio di uguaglianza (artt. 3 Cost. e 21 Carta di Nizza e 14 CEDU)<sup>66</sup>.

---

<sup>66</sup> Per una lettura del settore del credito alla luce dei principi costituzionali v. A. LANZAFAME, *Credito e costituzione: dal risparmio come «bene comune» al principio di accessibilità. Temi e problemi di democrazia economica*, in [www.costituzionalismo.it](http://www.costituzionalismo.it) (ultima consultazione 20/06/2024), 1, 2019.