

Faculté de droit et de criminologie

Le scoring bancaire à l'ère de l'intelligence artificielle

Portée et limites du RGPD et de l'AI Act dans la protection des emprunteurs de l'Union européenne

Auteur : **Nathan David**
Promoteur : **Pr. Alain Strowel**
Année académique **2025-2026**

DROI2MS/FI

Plagiat et erreur méthodologique grave

Le plagiat, fût-il de texte non soumis à droit d'auteur, entraîne l'application de la section 7 des articles 107 à 114 du règlement général des études et des examens.

Le plagiat consiste à utiliser des idées, un texte ou une œuvre, même partiellement, sans en mentionner précisément le nom de l'auteur et la source au moment et à l'endroit exact de chaque utilisation*.

En outre, la reproduction littérale de passages d'une œuvre sans les placer entre guillemets, quand bien même l'auteur et la source de cette œuvre seraient mentionnés, constitue une erreur méthodologique grave pouvant entraîner l'échec.

* A ce sujet, voy. notamment <http://www.uclouvain.be/plagiat>.

Engagement d'intégrité – Travaux écrits et mémoires d'étudiant.e.s

Je reconnais avoir pris connaissance des règles d'or de l'honnêteté intellectuelle ainsi que des Lignes directrices sur l'usage responsable des outils d'intelligence artificielle de l'UCLouvain (disponibles sur le site www.uclouvain.be/drt - page "règlements") et je m'engage à respecter les valeurs d'intégrité et d'honnêteté qui fondent les règles et recommandations adoptées au sein de la communauté universitaire.

En particulier :

Engagement sur l'authenticité de mon mémoire/travail écrit

- Je déclare sur l'honneur que j'ai préparé et rédigé moi-même ce mémoire/travail écrit.

Reconnaissance du plagiat comme faute

- Je suis conscient·e que le plagiat consiste à réutiliser d'autres documents et sources, même partiellement, sans mentionner le nom de l'auteur ni/ou de la source. Reproduire littéralement des passages d'un autre document, éventuellement traduits, sans les placer entre guillemets, même si l'auteur et la source de cette œuvre sont mentionnés, constitue également un plagiat.
- Je reconnais que le plagiat constitue une faute grave qui entraîne l'application de la section 7 des articles 87 à 90 du Règlement général des études et des examens (RGEE).
- Je m'engage à ce que mon mémoire/travail ne constitue pas une reprise, même partielle, d'un autre document publié ou non, attribué à une personne ou anonyme.

Engagement à citer mes sources

- Je m'engage à attribuer à leur(s) auteur(s) toutes les idées, informations, données sur lesquelles je m'appuie. Je m'engage à référencer tous les emprunts intégrés au mémoire/travail (sous la forme de phrases, graphes, cartes, schémas, tableaux, etc.). Les références (par exemple, en note de bas de page) sont conformes aux exigences académiques et scientifiques (telles que présentées dans les cours de méthodologie, les séances de formation liées au Séminaire d'accompagnement des mémoires en Master et les guides de citation).

Engagement quant à l'usage d'outils d'intelligence artificielle (IA) générative

- Je m'engage à utiliser les outils d'IA générative, en particulier les générateurs de textes, de manière responsable, comme complément de mon apprentissage et sans chercher à contourner les exigences académiques.
- Je m'engage à respecter les Lignes directrices relatives à l'usage responsable de l'IA générative. Elles m'obligent notamment à référencer adéquatement les outils d'IA lorsque je reprends de manière littérale les contenus qu'ils ont générés. En revanche, certains usages de ces outils, par exemple comme assistant linguistique (pour corriger l'orthographe, la syntaxe ou le style), ne doivent pas être mentionnés.
- Je suis conscient·e que les contenus générés par ces outils d'IA ne reflètent pas nécessairement les faits/sources et je m'engage donc à toujours vérifier l'exactitude de ces contenus dans une démarche scientifique.
- Je m'engage à respecter toutes les consignes spécifiques pour le travail/mémoire, ainsi que les exigences de transparence et de documentation du processus ayant abouti au travail/mémoire, notamment en sauvegardant les conversations avec ces outils d'IA.
- Je m'engage à fournir, sur demande, des explications sur la manière dont j'ai utilisé ces outils.
- Je reconnais que le non-respect de ces exigences et de l'intégrité académique peut constituer un abus et être considéré comme une irrégularité au titre des articles 107 et suivants du RGEE et entraîner des sanctions telles que prévues aux articles 111 et suivants du RGEE.

Remerciements

La rédaction de ce mémoire marque l'aboutissement de six années d'études universitaires aussi passionnantes qu'enrichissantes. Elle m'a offert l'occasion de mobiliser les connaissances acquises tout au long de mon parcours, tout en découvrant un sujet stimulant, au croisement du droit, de la technologie et des enjeux sociétaux contemporains.

Je souhaite exprimer ma gratitude au Professeur Alain Strowel, pour son accompagnement en tant que promoteur, ses conseils éclairés, sa disponibilité et la qualité de ses échanges lors des séances de séminaire comme tout au long de ce travail. Son accompagnement a grandement contribué à enrichir ma réflexion.

Je tiens également à remercier ma famille, et tout particulièrement mes parents, pour leur soutien, tant financier que moral, ainsi que pour l'aide précieuse qu'ils m'ont apportée durant la rédaction de ce mémoire et tout au long de mon parcours académique. Je remercie aussi mes grands-parents, pour leur soutien affectif constant et pour m'avoir accueilli chez eux dans les meilleures conditions afin de rédiger ce travail sereinement.

Ma reconnaissance s'adresse également à Garance Lamand, pour sa motivation, ses conseils toujours avisés et son aide précieuse et indéfectible tout au long de mon cursus universitaire.

Enfin, je souhaite remercier l'ensemble des amis et compagnons de route rencontrés au Cercle de Droit *Chez Adele*, pour les moments de convivialité, de soutien, de partage et de camaraderie qui ont rendu ces années d'étude si riches humainement. Ils ont constitué un équilibre essentiel entre exigence académique, épanouissement personnel et instants de relâchement.

Méthodologie

L'auteur reconnaît avoir pris connaissance des règles d'honnêteté intellectuelle ainsi que des *Lignes directrices sur l'usage responsable des outils d'intelligence artificielle* de l'UCLouvain, et s'engage à respecter pleinement les valeurs d'intégrité académique.

Ce travail repose sur une analyse approfondie et croisée de trois types de matériaux :

- La doctrine : ouvrages spécialisés, articles scientifiques et commentaires issus de plateformes académiques telles que *Cairn*, *Google Scholar*, *SSRN* ou encore les sources et revues juridiques consultées via les bibliothèques universitaires.
- Les textes législatifs et réglementaires européens, en particulier le RGPD, l'AI Act et la directive sur le crédit à la consommation ainsi que les normes prudentielles applicables au secteur bancaire.
- La jurisprudence récente, notamment les arrêts *SCHUFA* et *C.K. c. Magistrat Stadt Wien – Dun & Bradstreet*, dont l'analyse constitue un élément central de ce travail.

À cela s'ajoute des sources institutionnelles provenant d'autorités reconnues (CNIL, EDPB, Commission européenne, EBA, BCE), indispensables pour interpréter les pratiques sectorielles et comprendre les orientations réglementaires.

L'ensemble de l'argumentation résulte d'un travail personnel d'analyse, de synthèse et de confrontation critique des sources.

Conformément aux directives de l'UCLouvain, les outils d'IA génératives ont été utilisés de manière responsable, en tant qu'aide à la rédaction, et non comme substitut à l'analyse juridique.

Les outils tels que ChatGPT, Microsoft Copilot et Mistral AI ont été utilisés pour : reformuler certaines phrases afin d'en améliorer la clarté ; obtenir des aides ponctuelles de structuration ou de méthodologie ; corriger des éléments de style ou de syntaxe.

Aucun texte généré automatiquement n'a été intégré sans vérification systématique, et toutes analyses juridiques, interprétations doctrinales et conclusions résultent de la réflexion personnelle de l'auteur.

Table des matières

Remerciements	3
Méthodologie	4
Table des matières	5
Introduction	7
Partie I – Les méthodes traditionnelles de scoring et leurs limites	8
Chapitre 1 : Préambule du crédit	8
1.1. Définition	8
1.2. Principe et fonctionnement	9
1.3. Usages et implications	9
Chapitre 2 : Les principales méthodes de scoring bancaire traditionnel	10
2.1. Les modèles statistiques historiques	10
2.2. Le rôle des agences de notation de crédit et leurs approches	12
Chapitre 3 : L’encadrement juridique du scoring traditionnel	14
Chapitre 4 : Les limites et faiblesses du scoring bancaire traditionnel	16
Partie II – L’utilisation de l’intelligence artificielle dans le scoring	19
Chapitre 1 : L’émergence de l’intelligence artificielle dans le scoring de crédit	19
Chapitre 2 : Les principales méthodes d’intelligence artificielle utilisées dans le scoring bancaire	21
2.1. Introduction	21
2.2. Machine learning et méthodes d’ensemble	22
2.3. Le deep learning	25
2.4. L’intelligence artificielle générative	26
2.5. Les approches récentes et émergentes de l’IA appliquées au scoring bancaire	28
Chapitre 3 : Les bénéfices de l’IA dans le domaine du scoring bancaire	30
3.1. Amélioration de la performance et de la fiabilité des modèles de scoring	30
3.2. Une transformation opérationnelle et organisationnelle au service de l’efficacité bancaire	31
3.3. Une exploitation accrue des données et un levier d’inclusion financière	32
Chapitre 4 : Les risques et défis de l’IA dans le scoring de crédit	34
4.1. Limites techniques et opérationnelles	34
4.2. Les risques éthiques et sociétaux liés à l’automatisation du scoring	35
4.3. Les défis réglementaires et prudentiels	37
Partie III – L’encadrement juridique du scoring bancaire algorithmique	38
Chapitre 1 : Le RGPD, un cadre de protection des données dont les limites sont révélées par le scoring automatisé	39

1.1. L'article 5 du RGPD et le scoring bancaire : des principes fondamentaux sous pression	39
1.2. L'article 22 du RGPD : une protection théorique contre les décisions exclusivement automatisées	42
1.3. Les obligations de transparence et d'explicabilité : un défi structurel pour les IA modernes.	45
1.4. Les apports et les limites de l'arrêt SCHUFA	47
Chapitre 2 : L'AI Act : un encadrement suffisamment renforcé pour le scoring bancaire ?	50
2.1. Le scoring bancaire classé comme "système d'IA à haut risque"	51
2.2. Les obligations concrètes imposées aux banques	53
2.3. Conformité, audits et sanctions : une structure ambitieuse.....	56
2.4. Arrêt C.K. c. Magistrat Stadt Wien	59
Chapitre 3 : Les implications pratiques et perspectives d'amélioration	63
3.1. Une protection du consommateur encore insuffisante	64
3.2. Le potentiel de la XAI pour renforcer la transparence et la conformité	66
3.3. Vers un cadre de scoring bancaire plus responsable	69
Conclusion.....	72
Bibliographie	74
Législations.....	74
Directives européennes	74
Règlements européens	74
Normes comptables.....	75
Jurisprudences	76
Cour de justice de l'Union européenne.....	76
Doctrines	77
Doctrines académiques.....	77
Doctrines en ligne.....	85

Introduction

Lorsqu'un individu sollicite un crédit, la décision paraît souvent immédiate : soit sa demande est acceptée ou refusée. Pourtant, derrière cette simplicité apparente se cache un dispositif technique et juridique complexe, aujourd'hui largement fondé sur des systèmes algorithmiques d'évaluation de la solvabilité. Le score de crédit, devenu la clé d'accès à des services essentiels, repose désormais de plus en plus sur des modèles d'intelligence artificielle, dont la puissance prédictive s'accompagne de risques nouveaux pour les droits des consommateurs.

Mais qui, ou plutôt quoi, prend réellement cette décision ? Ce chiffre, en apparence anodin, conditionne l'accès à un logement, à un crédit à la consommation ou même à certains contrats de services. Véritable clé numérique, il ouvre ou ferme des portes décisives dans la vie financière des individus.

Longtemps basé sur l'expertise humaine du conseiller bancaire, le scoring repose aujourd'hui sur des modèles algorithmiques capables d'analyser des milliers de variables en quelques millisecondes. L'intelligence artificielle transforme ainsi un outil traditionnel d'évaluation du risque en un dispositif technique puissant, mais aussi complexe dont les modalités de fonctionnement échappent souvent aux personnes concernées. Cette évolution soulève des interrogations profondes : comment ces scores sont-ils construits ? Quels types de données en déterminent le résultat ? Et surtout, la décision issue de ces systèmes peut-elle être considérée comme pertinente, juste, transparente et conforme aux droits fondamentaux des emprunteurs ?

Face à ces enjeux, l'Union européenne a mis en place un cadre juridique visant à encadrer l'usage de l'intelligence artificielle dans le secteur financier. Le Règlement général sur la protection des données constitue la première pierre de cet encadrement, en posant des principes de minimisation, de loyauté, d'exactitude, ainsi qu'un droit à ne pas faire l'objet d'une décision basée exclusivement sur un traitement automatisé. Plus récemment, l'adoption de l'AI Act marque une nouvelle étape. Pour la première fois, le scoring bancaire destiné aux personnes physiques est explicitement qualifié de système d'IA à haut risque, soumis à des obligations renforcées de gestion des risques, de gouvernance des données, de supervision humaine et de transparence.

Toutefois, malgré l'ambition de ces textes, des incertitudes majeures persistent quant à leur effectivité. Les modèles modernes d'apprentissage automatique restent largement opaques, difficiles à expliquer et susceptibles de reproduire des biais historiques. L'articulation entre les garanties *ex post* du RGPD et les exigences *ex ante* de l'AI Act n'est pas encore stabilisée. La

mise en œuvre concrète des obligations de supervision humaine ou d'explicabilité demeure, elle aussi, complexe dans un secteur largement automatisé.

Dans ce contexte, une question centrale se pose : Dans quelle mesure le cadre juridique européen, principalement le RGPD et l'AI Act, permet-il d'encadrer efficacement l'utilisation croissante de l'intelligence artificielle dans le scoring bancaire, au regard des bénéfices qu'elle apporte, des risques qu'elle soulève et des exigences de protection des consommateurs ?

Pour y répondre, l'analyse s'articulera en trois temps. La première partie met en lumière les transformations du scoring bancaire sous l'effet de l'intelligence artificielle, ainsi que les bénéfices et risques associés à son déploiement. La deuxième examine les apports et les limites du RGPD et de l'AI Act dans l'encadrement du scoring algorithmique. Enfin, la troisième identifie les défis persistants et propose des pistes d'évolution pour renforcer la protection des consommateurs et améliorer la gouvernance des systèmes d'IA dans le secteur financier.

Partie I – Les méthodes traditionnelles de scoring et leurs limites

Chapitre 1 : Préambule du crédit

1.1. Définition

Le crédit scoring est un procédé d'évaluation statistique utilisé par les établissements financiers, comme les banques, afin d'estimer la probabilité qu'un individu respecte ses obligations financières. Fondé sur une exploitation de données relatives au comportement de crédit passé, à la situation financière ou encore aux caractéristiques socioéconomiques de l'emprunteur, il vise à fournir un indicateur synthétique du risque de défaut de ce dernier. Le scoring bancaire a un double objectif, il facilite la prise de décision pour les prêteurs, les établissements financiers, et assure une allocation du crédit plus rapide, plus homogène et théoriquement plus objective que l'évaluation humaine traditionnelle afin de satisfaire plus rapidement le consommateur, l'emprunteur dans le cas du scoring bancaire¹.

Le score produit constitue ainsi une probabilité de défaut convertie en indice ou catégorie, utilisée comme élément déterminant de l'octroi, du coût ou des conditions du crédit. Au fil du

¹ J. LAZARUS, « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *Raisons politiques*, 2012/4, n° 48, pp. 103 à 118 ; Y. GADHOUM, J.-P. GUEYIE et M. K. SIALA, « La décision de crédit : Procédure et comparaison de la performance de quatre modèles de prévision d'insolvabilité », *La Revue des Sciences de Gestion*, 2007, n° 224-225(2), pp. 177 à 183 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *Revue d'économie financière*, 2019, n° 135(3), pp. 21 à 50.

temps, cette technique est devenue un outil central de gestion des risques dans les établissements financiers².

1.2. Principe et fonctionnement

Historiquement, le scoring repose sur des méthodes statistiques classiques, notamment la régression logistique³, mobilisées pour identifier les variables les plus prédictives du comportement de remboursement. Le processus s'appuie sur un échantillon de données représentatif d'emprunteurs dont les comportements passés sont connus, permettant d'entraîner un modèle capable de distinguer les "bons" et "mauvais" payeurs, les emprunteurs qui feront potentiellement défaut ou non⁴.

Une fois calibré, le modèle attribue un score à chaque demandeur de crédit en fonction de sa demande et des caractéristiques fournies. Les établissements bancaires définissent ensuite des seuils d'acceptation, parfois complétés par des règles internes ou l'intervention d'analystes lorsqu'une demande est plus complexe. La standardisation de ces modèles a progressivement homogénéisé les pratiques de décision au sein du secteur financier, ce qui a participé à une rationalisation du processus d'octroi de crédit, mais en soulevant des enjeux contemporains liés à l'explicabilité et à la transparence des modèles⁵.

1.3. Usages et implications

Le scoring bancaire est aujourd'hui employé dans l'ensemble du cycle du crédit, allant de l'évaluation initiale de la solvabilité à la tarification du risque, en passant par la gestion du portefeuille de l'emprunteur et à la détection précoce de soldes impayés. Il ne prédit pas le comportement d'un individu isolé, mais estime la probabilité de défaut de paiement au sein d'un groupe présentant des caractéristiques similaires. Sur cette base, les établissements financiers ajustent le taux d'intérêt demandé à l'emprunteur afin de compenser les pertes probables et définissent les seuils d'acceptation ou de rejet de la demande de crédit⁶.

² *Ibidem.* p. 8.

³ Voy. *infra* p. 10.

⁴ J. LAZARUS, *op. cit.*, pp. 103 à 118 ; Y. GADHOUM, J.-P. GUEYIE et M. K. SIALA, « La décision de crédit : Procédure et comparaison de la performance de quatre modèles de prévision d'insolvabilité », *La Revue des Sciences de Gestion*, 2007, n° 224-225(2), pp. 177 à 183 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *Revue d'économie financière*, 2019, n° 135(3), pp. 21 à 50.

⁵ *Ibidem.*

⁶ Y. GADHOUM, J.-P. GUEYIE et M. K. SIALA, *op. cit.*, pp. 177 à 183 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; S. SERVE, « L'octroi de crédit bancaire aux PME françaises depuis les réformes de Bâle. Sociologie d'une évaluation », *Revue Française de Socio-Économie*, 2022, n° 28(1), pp. 179 à 199 ; J. LAZARUS, *op. cit.*, pp. 103 à 118.

Son usage généralisé a plusieurs implications, D'une part, il permet aux institutions financières de réduire leurs coûts opérationnels, d'accroître la rapidité de traitement et de sécuriser les décisions grâce à une approche statistique fondée. D'autre part, pour les emprunteurs, il permet de contribuer, en théorie, à une plus grande transparence et à une réduction des biais individuels. Cependant, cela soulève des questions d'équité, d'accès au crédit et de compréhension des critères utilisés. Le scoring conditionne ainsi l'accès au financement des consommateurs, influençant directement leur inclusion financière et la croissance économique⁷.

Chapitre 2 : Les principales méthodes de scoring bancaire traditionnel

2.1. Les modèles statistiques historiques

Les modèles statistiques ont constitué les premiers instruments de formalisation du risque de crédit. Les décisions intuitives des prêteurs ont été petit à petit remplacées par une méthodologie basée sur des données objectives. Avant leur apparition, l'évaluation reposait sur des pratiques subjectives exposant les emprunteurs à des traitements inégaux et parfois discriminatoires, basés sur des critères non financiers tels que l'âge, le sexe ou la profession. L'introduction de méthodes quantitatives visait donc à améliorer l'objectivité, la transparence et l'équité des décisions. Cependant, l'objectivité statistique ne supprime pas tous les biais mais elle tend plutôt à les déplacer vers les données utilisées pour entraîner les modèles⁸.

Deux approches se sont imposées au fil du développement du scoring statistique. La première est l'analyse discriminante qui consiste à rechercher une combinaison linéaire de variables, comme le revenu, l'endettement ou encore la stabilité professionnelle, permettant de distinguer les emprunteurs "solvable" des emprunteurs "à risque". Ce modèle a été largement diffusé dans les années 1970 à 1980 en raison de sa simplicité⁹. La seconde approche, celle qui domine de nos jours, est la régression logistique. Cette méthode estime directement la probabilité de défaut d'un emprunteur en fonction de plusieurs variables explicatives, sans reposer sur des hypothèses statistiques trop restrictives, comme c'était le cas avec l'analyse discriminante. Les

⁷ *Ibidem.* p. 9.

⁸ Y. GADHOUM, J.-P. GUEYIE et M. K. SIALA, *op. cit.*, pp. 177 à 183 ; A. BENTHAMI, « Les limites de l'outil de notation interne appliqué par les banques aux petites et moyennes entreprises (PME) : Cas du Maroc », *Techniques Financières et Développement*, 2016/3, n° 124, p. 141 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; COMARCH, « Qu'est-ce que le scoring de crédit ? Types, modèles et méthodes », Comarch Belgique – Services financiers, 14 mars 2024, disponible sur : <https://www.comarch.be/fr/services-financiers/news/quest-ce-que-le-scoring-de-credit-types-modeles-et-methodes/> (consulté le 4 octobre 2025) ; G. CAZABAT, S. GRAMA-VIGOUROUX, S. SAIDI et M. SELLAMI, « Microcrédit en France : femmes et hommes face à la solvabilité », *Management & Avenir*, 2020/1 N° 115, Éditions Management Prospective Éditions, pp. 63 à 89.

⁹ J.-M. BOUROCHE et G. SAPORTA, « Les méthodes et les applications du credit-scoring. », *34° Riunione Scientifica della Società Italiana di Statistica*, Società Italiana di Statistica, Apr 1988, Siena, Italie, pp. 19 à 26 ; Y. GADHOUM, *op. cit.*, pp. 177 à 183.

banques comparent ensuite cette probabilité à un seuil afin d'accepter, de refuser ou de soumettre la demande à un examen manuel complémentaire en cas d'incertitude¹⁰.

Dans ce contexte de recherche d'objectivité, certains modèles de score ont vu le jour. Le Z-score d'Altman a marqué une étape importante en introduisant une combinaison de ratios financiers pour prédire la faillite des entreprises. Concrètement, ce modèle calcule une note à partir de cinq indicateurs comptables afin d'estimer la probabilité de défaut d'une entreprise. Bien qu'orienté vers les sociétés et non les particuliers, il a inspiré la logique moderne du scoring avec notamment la standardisation des données, la combinaison d'indicateurs pertinents et la classification selon un seuil¹¹. Aux Etats-Unis, le score FICO constitue la principale illustration de cette standardisation appliquée aux particuliers. Ce modèle, fondé sur des informations de l'emprunteur telles que son historique de paiement ou son endettement, a été largement adopté par les établissements prêteurs aux Etats-Unis¹². Cependant, il contraste avec l'approche européenne, davantage marquée par le développement de modèles internes¹³.

En Europe, la trajectoire a été différente. Les accords de Bâle, une série de normes adoptée à partir de la fin des années 1980 par le Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, ont progressivement instauré un cadre prudentiel international visant à harmoniser la gestion du risque de crédit au sein des établissements financiers en fixant des exigences minimales de fonds propres proportionnées au niveau de risque des actifs bancaires¹⁴. Dans ce contexte, les

¹⁰ C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; Y. GADHOUM, *op. cit.*, pp. 177 à 183 ; A. BENTHAMI, *op. cit.*, p. 141.

¹¹ E. ALTMAN, « Financial ratios discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy », *traduction en français* dans F. GIRAULT et R. ZISSWILLER (éditeurs), *Finances modernes : théories et pratiques*, Tome 1, Éditions Dunod, 1973, pp. 30 à 60 ; M. CHEVALLIER, « Z-Score d'Altman : formule et interprétation », LeanPay Blog, 6 mars 2025, disponible sur : <https://www.leanpay.io/blog/z-score-d-altman-formule-et-interpretation> (consulté le 28 septembre 2025) ; Y. GADHOUM, *op. cit.*, pp. 177 à 183 ; FASTERCAPITAL, « Analyse du risque de crédit – évaluation de la solvabilité – le rôle du score Altman Z dans l'analyse du risque de crédit », 6 mai 2025, disponible sur : <https://fastercapital.com/fr/contenu/Analyse-du-risque-de-credit---evaluation-de-la-solvabilite---le-role-du-score-altman-z-dans-l-analyse-du-risque-de-credit.html> (consulté le 28 septembre 2025) ; N. YEDDOU, « Stabilité du système bancaire européen : banques coopératives versus banques commerciales », *Rev. fr. écon.*, 2020/4, Vol. XXXV, pp. 167 à 195.

¹² J. LAZARUS, « The Ambition of Credit Scoring: Forecasting Credit Failure », *Raisons polit.*, 2012/4, n° 48, pp. 103 à 118 ; R. DIDIER, « Chapitre 9. La crise. », dans *Les grands mécanismes de l'économie en clair*, Ellipses, 2023, pp. 211 à 230. ; A. LABYE, « La crise financière actuelle : une application du modèle de Minsky ? », *Revue d'économie financière*, 2011/2 N° 102, Éditions Association Europe Finances Régulations, pp. 263 à 284. ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50.

¹³ *Ibidem*.

¹⁴ P. BECUE, « Assurance crédit privée », dans *Traité pratique de l'assurance*, pp. II.9.2-01 à II.9.2-115 ; É. FARVAQUE et C. REFAIT-ALEXANDRE, « Les exigences de transparence des accords de Bâle : aubaine ou fardeau pour les pays en développement ? », *Mondes en développement*, 2016/1, n° 173, pp. 131 à 147 ; J. LAZARUS, « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *op. cit.*, pp. 103 à 118 ; K. BOUAISS, « Réglementation bâle II et architecture organisationnelle : le cas du groupe banque populaire », *Vie & sciences de l'entreprise*, 2010/1, n° 183-184, pp. 9 à 32 ; O. BRUNO, A. CARTAPANIS et E. NASICA, « Modelling bank leverage and financial fragility under the new minimum leverage ratio of Basel III regulation », *Finance*, 2017/3,

banques européennes ont été autorisées à recourir à des modèles internes de notation, notamment le modèle *Internal Ratings-Based*, ou IRB, pour estimer des paramètres essentiels du risque tels que la probabilité de défaut, la perte en cas de défaut ou encore l'exposition au défaut de l'emprunteur¹⁵. Il existe deux versions de ce modèle : la méthode *Foundation*, où seule la probabilité de défaut est estimée, et la méthode *Advanced*, où l'ensemble des paramètres est déterminé en interne afin d'estimer tous les risques en cas de défaut. Validés par les autorités prudentielles européennes, ces modèles ont profondément transformé les pratiques bancaires en renforçant la standardisation des données, la formalisation des processus et la centralisation des décisions¹⁶.

L'intégration des modèles IRB a eu des implications organisationnelles et économiques majeures, parmi lesquelles la recentralisation des dossiers sensibles, une délégation accrue pour les dossiers standards, une formalisation renforcée du contrôle interne et des investissements importants en expertise, en ressources humaines et en infrastructures numériques. Elle a également réduit l'appréciation qualitative du client au profit d'indicateurs quantitatifs objectivés. Cependant, si l'approche *Advance* IRB permet une allocation plus efficiente du capital, elle s'accompagne également de coûts élevés et d'un risque de rigidité méthodologique¹⁷.

2.2. Le rôle des agences de notation de crédit et leurs approches

En Europe, l'évaluation du risque de crédit repose à la fois sur les modèles internes développés par les établissements bancaires et sur des sources externes d'information, dont le contenu et le degré de standardisation varient selon les pays. Deux grandes catégories d'acteurs peuvent cependant être distinguées dans ces sources externes : les agences de notation et les centrales ou bureaux de crédit¹⁸.

Les agences de notation, telles que *Moody's*, *Standard & Poor's*¹⁹, évaluent principalement la solvabilité des Etats, des grandes entreprises et de certains produits financiers. Leurs notations

vol. 38, pp. 45 à 84 ; J.-M. FIGUET et D. LAHET, « Basel II and its Implications for Foreign Banks Financing Emerging Countries », *Revue d'économie du développement*, 2007/5, vol. 15, pp. 47 à 67 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine Learning and IRB Capital Requirements: Advantages, Risks, and Recommendations », *SSRN*, 5 décembre 2023, pp. 2 à 43.

¹⁵ *Ibidem*.

¹⁶ *Ibidem*.

¹⁷ *Ibidem*.

¹⁸ P. CLAUSS et F. PANSARD, « Chapitre 9. L'évaluation du risque de crédit », dans *Économie bancaire. Analyse financière, régulation et gestion des risques : Analyse financière, régulation et gestion des risques*, Ellipses, 2021, pp. 283 à 334.

¹⁹ Les **Moody's**, **Standard & Poor's** ou **Fitch Ratings** sont les trois principales agences de notation financière internationales. Leur rôle est d'évaluer la solvabilité des emprunteurs, qu'il s'agisse d'États, d'entreprises ou

influencent directement la perception du risque sur les marchés et conditionnent l'accès au financement des acteurs notés²⁰. En raison de leur rôle systémique, elles sont soumises à un encadrement réglementaire strict, renforcé après la crise de 2008 par le règlement européen (CE) n°1060/2009. Cependant, leur intervention demeure marginale dans l'analyse du risque de crédit des particuliers²¹.

Pour les particuliers et les petites entreprises, les établissements financiers s'appuient davantage sur les centrales de crédit. Ces centrales servent de registres en recensant les engagements financiers d'un emprunteur et offrent ainsi aux prêteurs une vision globale de son niveau d'endettement et de son comportement de paiement²². Ils peuvent être publics, comme la Centrale des crédits aux particuliers en Belgique²³, ou privés, à l'image de la SCHUFA en Allemagne²⁴. En France, le Fichier des incidents de remboursement des crédits aux particuliers (FICP), géré par la Banque de France, signale les situations d'impayés et contribue à la prévention du surendettement²⁵. Leur fonctionnement est encadré par le Règlement général sur

d'instruments financiers, en leur attribuant une note de crédit qui reflète le risque de défaut. N. GAILLARD, « I / L'industrie de la notation », dans *Les agences de notation*, La Découverte, 2022, pp. 5 à 15.

²⁰ T. BRAND, « Le rôle des agences de notation », *Regards croisés sur l'économie*, 2008/1 n° 3, Éditions La Découverte, pp. 265 à 266 ; J.-G. DEGOS et O. BEN HMIDEN, « Le rôle et le pouvoir des agences de notation ont-ils changé au fil des accords de Bâle I, Bâle II et Bâle III ? », *Revue d'économie financière*, 2015/4 n° 120, Éditions Association Europe Finances Régulations, pp. 239 à 254 ; COUR DES COMPTES EUROPÉENNE, « Rapport spécial n° 22/2015 – Évaluation de l'efficacité opérationnelle de l'Autorité européenne des marchés financiers (AEMF/ESMA) », Luxembourg, 2015.

²¹ Règlement (CE) n° 1060/2009 du Parlement européen et du Conseil du 16 septembre 2009 sur les agences de notation de crédit, *J.O.U.E.*, L 302 du 17 novembre 2009, pp. 1 à 31 ; FASTERCAPITAL, « Agences de notation de crédit – le rôle et l'impact de leurs notations sur les marchés financiers », *s.d.*, disponible sur : <https://fastercapital.com/fr/contenu/Agences-de-notation-de-credit--le-role-et-l-impact-de-leurs-notations-sur-les-marches-financiers.html> (consulté le 1 octobre).

²² G. VALIN, « Pour une initiative franco-allemande des Banques Centrales en faveur des fonds propres des entreprises de taille moyenne », *Allemagne d'aujourd'hui*, 2020/3 N° 233, Éditions Association pour la connaissance de l'Allemagne d'aujourd'hui, pp. 154 à 166.

²³ SERVICE PUBLIC FÉDÉRAL ÉCONOMIE, « Centrale des crédits aux particuliers », *s.d.*, disponible sur : <https://economie.fgov.be/fr/themes/services-financiers/centrale-des-credits-aux>. (consulté le 1 octobre) ; BANQUE NATIONALE DE BELGIQUE, « Centrale des crédits aux particuliers (CCP) », *s.d.*, disponible sur : <https://www.nbb.be/fr/activites/centrales-des-credits/centrale-des-credits-aux-particuliers-ccp>. (consulté le 1 octobre).

²⁴ La **SCHUFA Holding AG** (Schutzgemeinschaft für allgemeine Kreditsicherung) est la principale agence allemande de notation de crédit. Elle collecte et analyse les données financières des particuliers et entreprises afin d'évaluer leur solvabilité et de produire un score de crédit utilisé par les établissements bancaires et les sociétés commerciales. Son fonctionnement a fait l'objet d'un important contrôle juridique par la Cour de justice de l'Union européenne dans l'arrêt SCHUFA Holding AG (C-634/21, 7 décembre 2023), qualifiant le scoring automatisé de décision individuelle au sens de l'article 22 du R.G.P.D.

S. O'CONNELL, « Speculations on working class debt: credit and paternalism in France, Germany and the UK », *Entreprises et histoire*, 2010/2 n° 59, Éditions ESKA, pp. 80 à 91.

A. BEELEN, « Décision schufa de la cour de justice de l'union européenne », *Pin Code*, 2025/1 n° 21, Éditions Legitech, pp. 20 à 23.

²⁵ SERVICE PUBLIC (FRANCE), « Fichage bancaire : FICP (Fichier des incidents de remboursement des crédits aux particuliers) », *s.d.*, disponible sur : <https://www.service-public.gouv.fr/particuliers/vosdroits/F17608>. (consulté le 1 octobre) ; BANQUE DE FRANCE, « Fichier des incidents de remboursement des crédits aux

la protection des données (ci-après RGPD), qui fixe les conditions de collecte, d'accès et de conservation des informations sensibles²⁶.

Ces acteurs jouent un rôle complémentaire. Les agences de notation contribuent à l'évaluation macro-financière et au fonctionnement des marchés, tandis que les centrales de crédit soutiennent les prêteurs dans l'analyse des dossiers individuels. Ensemble, ils participent à la stabilité du système financier européen et à la protection des consommateurs, en favorisant une évaluation plus complète et responsable de la solvabilité²⁷.

Chapitre 3 : L'encadrement juridique du scoring traditionnel

En Europe, l'évaluation du risque du crédit ne relève pas uniquement de considérations techniques. Elle s'inscrit dans un cadre juridique et réglementaire destiné à concilier deux impératifs, celui de la stabilité du système bancaire et celui de la protection des emprunteurs. Ce cadre s'est progressivement renforcé au fil des crises financières et de l'intégration de nouvelles normes européennes, qui ont harmonisé les pratiques et limité les dérives potentielles du scoring²⁸.

Sur le plan bancaire, les établissements prêteurs doivent respecter la Directive (UE) 2023/2225 relative aux contrats de crédit aux consommateurs, qui remplace la Directive 2008/48/CE²⁹. Elle impose une évaluation rigoureuse et proportionnée de la solvabilité avant l'octroi du crédit, afin de prévenir le surendettement et d'assurer une distribution responsable du crédit par les

particuliers (FICP) », *s.d.*, disponible sur : <https://www.banque-france.fr/fr/a-votre-service/particuliers/fichiers-incident-bancaire/fichier-incidents-remboursement-credits> (consulté le 1 octobre).

²⁶ Règlement (UE) n° 2016/679 du Parlement européen et du Conseil du 27 avril 2016 relatif à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel et à la libre circulation de ces données (RGPD), *J.O.U.E.*, L 119 du 4 mai 2016, pp. 1 à 88 ; C. BOURREAU-DUBOIS, B. CHOPARD et Y. ZIANE, « Analyse du traitement du surendettement des particuliers », *Revue française d'économie*, 2010/3 Volume XXV, Éditions Revue française d'économie, pp. 3 à 37.

²⁷ Y. ZIANE, « Analyse du traitement du surendettement des particuliers », *Revue française d'économie*, 2010/3 Volume XXV, Éditions Revue française d'économie, pp. 3 à 37 ; G. VALIN, « Pour une initiative franco-allemande des Banques Centrales en faveur des fonds propres des entreprises de taille moyenne », *Allemagne d'aujourd'hui*, 2020/3 N° 233, Éditions Association pour la connaissance de l'Allemagne d'aujourd'hui, pp. 154 à 166 ; SERVICE PUBLIC FÉDÉRAL ÉCONOMIE, « Centrale des crédits aux particuliers », *s.d.*, disponible sur : <https://economie.fgov.be/fr/themes/services-financiers/centrale-des-credits-aux> (consulté le 1 octobre) ; BANQUE NATIONALE DE BELGIQUE, « Centrale des crédits aux particuliers (CCP) », *s.d.*, disponible sur : <https://www.nbb.be/fr/activites/centrales-des-credits/centrale-des-credits-aux-particuliers-ccp> (consulté le 1 octobre).

²⁸ C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50. ; CIO ONLINE, « Le scoring dans le viseur des autorités européennes », 7 février 2022, disponible sur : <https://www.cio-online.com/actualites/lire-le-scoring-dans-le-viseur-des-autorites-europeennes-15550.html> (consulté le 4 octobre 2025).

²⁹ Directive (UE) 2023/2225 du Parlement européen et du Conseil du 18 octobre 2023 relative aux contrats de crédit aux consommateurs et abrogeant la directive 2008/48/CE, *J.O.U.E.*, L 2023/2225 du 30 octobre 2023, pp. 1 à 108.

prêteurs³⁰. La transposition nationale explique certaines disparités d'application entre Etats membres, comme en Belgique où le crédit à la consommation est encadré par le Code de droit économique³¹.

Parallèlement, les accords de Bâle ont profondément influencé l'encadrement prudentiel du risque de crédit. Adoptés à partir des années 1990, ils ont instauré des standards internationaux destinés à renforcer la résilience du secteur bancaire. Les établissements européens ont ainsi été autorisés, sous supervision des autorités nationales et européennes, à développer des modèles internes de notation, tel que le modèle IRB développé plus tôt³², utilisés pour calibrer les exigences de fonds propres et respecter les ratios prudentiels³³. Ces modèles ont contribué à la formalisation du scoring bancaire en imposant une traçabilité et une justification accrues des méthodes d'évaluation³⁴.

Le scoring bancaire implique également le traitement d'un volume important de données personnelles, ce qui le place sous le contrôle du RGPD. Celui-ci encadre la licéité du traitement, la minimisation des données, la limitation des finalités et les durées de conservation des données. L'article 22 du RGPD, qui sera développé plus en profondeur plus loin³⁵, encadre les décisions individuelles automatisées³⁶, catégorie dans laquelle le scoring peut entrer lorsqu'il

³⁰ EFL, « Transposition de la directive (UE) 2023 sur les crédits aux consommateurs : quels changements ? », 5 septembre 2023, disponible sur : https://www.efl.fr/actualite/transposition-directive-ue-2023-credits-aux-consommateurs_f8f4d7f43-883a-4b4d-8add-8b3750d6970a (consulté le 4 octobre) ; DELOITTE | BLOG AVOCATS, « Nouvelle directive européenne sur les crédits aux consommateurs : pour un marché intra-européen du crédit plus protecteur et harmonisé », 11 septembre 2023, disponible sur : <https://blog.avocats.deloitte.fr/nouvelle-directive-europeenne-sur-les-credits-aux-consommateurs-pour-un-marche-intra-europeen-du-credit-plus-protecteur-et-harmonise/>. (consulté le 4 octobre 2025).

³¹ P. BAZIER, « La liberté discrétionnaire de choix du cocontractant intuitu personae », dans *L'intuitus personae dans le contrat*, sous la direction de M. Durant, Bruxelles, Larcier, 2016, pp. 129 à 189. ;

³² Voy. *supra* p. 10.

³³ Les **ratios prudentiels** correspondent aux indicateurs imposés par le cadre prudentiel européen (CRR/CRD) pour s'assurer que les banques disposent d'un niveau suffisant de fonds propres, de liquidité et de financement stable au regard des risques qu'elles prennent.

Art. 92 et 143 à 191 du Règlement (UE) n° 575/2013 du Parlement européen et du Conseil du 26 juin 2013 concernant les exigences prudentielles applicables aux établissements de crédit et aux entreprises d'investissement et modifiant le règlement (UE) n° 648/2012, *J.O. L 176* du 27.6.2013, pp. 1 à 337.

³⁴ COMITÉ DE BÂLE SUR LE CONTRÔLE BANCAIRE, « International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards, Bâle I », BANQUE DES RÈGLEMENTS INTERNATIONAUX, 1988, disponible sur : <https://www.bis.org/publ/bcbasc111.pdf> (consulté le 3 octobre 2025) ; COMITÉ DE BÂLE SUR LE CONTRÔLE BANCAIRE, « International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework, Bâle II », BANQUE DES RÈGLEMENTS INTERNATIONAUX, 2004, disponible sur : <https://www.bis.org/publ/bcbs107.pdf> (consulté le 3 octobre 2025) ; Règlement (UE) n° 575/2013, art. 92 et 143 à 191.

³⁵ Voy. *infra* p. 42.

³⁶ Une **décision individuelle automatisée** est une décision prise exclusivement sur la base d'un traitement automatisé de données personnelles, sans intervention humaine significative, qui produit des effets juridiques à l'égard de la personne concernée ou l'affecte de manière significative.

CNIL, « Profilage et décision entièrement automatisée », *s.d.*, disponible sur <https://www.cnil.fr/fr/profilage-et-decision-entierement-automatisee>. (consulté le 4 octobre 2025).

produit des effets significatifs pour l'emprunteur. De plus, les autorités nationales de protection des données, telles que la CNIL en France, rappellent régulièrement les risques de discrimination et d'opacité liés à un recours excessif au scoring³⁷.

Ainsi, le cadre européen cherche à maintenir un équilibre entre l'efficacité économique du scoring et la protection juridique des emprunteurs. Cet équilibre apparaît toutefois de plus en plus fragile face à la montée des techniques d'intelligence artificielle, ci-après IA, dans l'évaluation du risque de crédit. Les débats contemporains portent notamment sur la durée de conservation des données, l'explicabilité des modèles et la maîtrise des biais algorithmiques. Ces enjeux annoncent la nécessité d'un encadrement renforcé afin de garantir la transparence, la proportionnalité et la non-discrimination dans un environnement où les systèmes d'IA occupent une place croissante³⁸.

Chapitre 4 : Les limites et faiblesses du scoring bancaire traditionnel

Si le scoring bancaire traditionnel a longtemps constitué un pilier de l'évaluation du risque de crédit, son efficacité et sa légitimité sont aujourd'hui remises en cause en raison de plusieurs limites techniques, méthodologiques, juridiques et sociales³⁹.

Sur le plan technique, les modèles statistiques classiques reposent sur des structures linéaires et sur un nombre restreint de variables prédictives, souvent limitées à l'historique de paiement, aux revenus ou à l'endettement. Leur rigidité empêche d'appréhender des relations non linéaires ou des comportements atypiques, ce qui conduit à une mauvaise évaluation de certains profils d'emprunteurs. Ils supposent également une continuité entre passé et futur. Un comportement historique est censé se reproduire. Cependant, cette hypothèse rend les modèles de scoring peu adaptés en cas de rupture économique, de changements structurels sur les marchés ou d'évolution des modes de consommation. En outre, la réduction de situations financières complexes en indicateurs standardisés masque les particularités de profils tels que les indépendants, les micros-entrepreneurs ou les jeunes emprunteurs. Malgré leur apparence

³⁷ RGPD, art. 22 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50. ; C.J. (1re ch.), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, n° C-634/21. ; J. LAZARUS, *op. cit.*, pp. 103 à 118 ; CNIL, « Profilage et décision entièrement automatisée », *s.d.* ; REVUE BANQUE, « Le scoring confronté à la protection des données », 13 septembre 2023, disponible sur : <https://www.revue-banque.fr/regulation-et-risques/reglementation/le-scoring-confronte-a-la-protection-des-donnees-GD18932271> (consulté le 4 octobre).

³⁸ M. ADAM et F. DECHAMPS, « IA et RGPD : entre enjeux croisés et questionnements, quelles sont les pistes de solution ? », *DPO news*, 2024, n° 1, pp. 10 à 14 ; C. CASTETS-RENARD, « Protection des données personnelles et intelligence artificielle », *Annuaire de droit de l'Union européenne*, 2021, Éditions Panthéon-Assas, pp. 797 à 814 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50.

³⁹ J. LAZARUS, « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *op. cit.*, pp. 103 à 118.

d'objectivité, ces modèles restent sensibles aux biais introduits lors du choix des variables ou de la définition des seuils de décision, ce qui peut compromettre la neutralité des résultats⁴⁰.

Les limites tenant aux données accentuent ces fragilités. Le scoring traditionnel repose fortement sur l'historique bancaire. Les personnes disposant de peu ou pas de données, comme les jeunes adultes, nouveaux arrivants ou encore les travailleurs précaires, sont désavantagées. Les bases utilisées pour entraîner les modèles sont souvent incomplètes, notamment en raison de l'absence de conservation des dossiers rejetés, ce qui crée un biais de sélection. De plus, si les données historiques reflètent des pratiques passées discriminatoires, les modèles risquent de les reproduire mécaniquement. Cette dépendance aux données, parfois instables ou hétérogènes, rend les scores volatils et difficilement interprétables⁴¹.

A ces limites techniques s'ajoutent des contraintes juridiques importantes. Le RGPD encadre strictement le scoring dès lors qu'il produit une décision automatisée susceptible d'affecter l'emprunteur. Les établissements doivent garantir la transparence des critères utilisés, fournir un droit à l'explication, permettre la contestation de la décision et respecter les principes de licéité, de minimisation, de limitation des finalités et de durée de conservation. L'arrêt SCHUFA a rappelé que le scoring pouvait constituer une décision individuelle automatisée lorsqu'il exerce une influence déterminante sur l'octroi du crédit, ce qui impose des garanties renforcées. La Cour de justice de l'Union européenne, ci-après CJUE, a également critiqué la conservation excessive de données relatives à l'insolvabilité, rappelant l'importance des principes de minimisation et de limitation du stockage⁴². Par ailleurs, les directives européennes sur le crédit

⁴⁰ J. LAZARUS, « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *op. cit.*, pp. 103 à 118 ; J. LAZARUS, « Chapitre II. L'inclusion bancaire », *Les politiques de l'argent*, Éditions Presses Universitaires de France, 2022, pp. 83 à 138. ; P. DURAND, G. LE QUANG et A. VIALFONT, « Non-linéarités et interactions entre variables : quelques apports des méthodes d'apprentissage automatique interprétables à la régulation bancaire », *Revue d'économie politique*, 2024/6 Vol. 134, Éditions Dalloz, pp. 893 à 922 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; A. ALI et A. POP, « Arbitrage réglementaire et implications procycliques des choix en matière de systèmes de notation interne », *Revue économique*, 2024/4 Vol. 75, Éditions Presses de Sciences Po, pp. 607 à 639.

⁴¹ J.-M. FIGUET et F. PINOS, « L'exclusion financière en France : une lecture en filigrane des modèles économiques bancaires », *Revue d'économie financière*, 2014/3 N° 115, Éditions Association Europe Finances Régulations, pp. 289 à 304 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; J. LAZARUS, « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *op. cit.*, pp. 103 à 118 ; C.J. (1re ch.), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, aff. C-634/21.

⁴² J. LAZARUS, « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *op. cit.*, pp. 103 à 118 ; Art. 5 et 22 RGPD ; C.J. (1re ch.), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, aff. C-634/21 ; CNIL, « Profilage et décision automatisée », *s.d.* (consulté le 5 octobre 2025) ; V.-D. GIOVANNA et M. FERRET, « C.J., 7 décembre 2023, SCHUFA Holding (Scoring), aff. C-634/21 Les scores de crédit comme décisions automatisées : renforcement des droits des personnes profilées », *DPO news*, 2024, n° 3, pp. 23 à 24 ; J. OSSANDÓN, « Quand le crédit à la consommation classe les gens et les choses. Une revue de littérature et un programme de recherche », *Revue Française de Socio-Économie*, 2012/1 n° 9, Éditions La Découverte, pp. 83 à 100 ; G. GLOUKOVIEZOFF, « L'exclusion bancaire : de quoi parle-t-on ? Une perspective française », *Vie & sciences de l'entreprise*, 2009/2 N° 182, Éditions ANDESE, pp. 9 à 20.

de consommation imposent une évaluation contextualisée de la solvabilité, limitant le recours à un scoring utilisé de manière automatique et uniforme. Certains critères apparemment neutres, tels que l'âge ou le code postal, peuvent par ailleurs générer des discriminations indirectes, en contradiction avec le droit européen de l'égalité de traitement⁴³. Ces différents enjeux, qui structurent l'encadrement juridique du scoring, seront examinés plus en détail dans les développements ultérieurs⁴⁴.

Les limites opérationnelles et économiques constituent un autre frein. Le scoring ne fournit qu'une probabilité de défaut et ne peut se substituer entièrement à l'analyse humaine. Le risque de mauvaise clarification est donc bien réel. Certains emprunteurs solvables peuvent être injustement exclus, tandis que d'autres peuvent bénéficier d'un crédit malgré un risque sous-estimé. En période de crise, ces modèles tendent à durcir l'accès au crédit, amplifiant les tensions économiques déjà présentes lors de ces périodes. Leur développement et leur maintenance représentent des coûts importants, et leur performance varie fortement selon les cycles économiques. La dépendance aux notations externes peut accroître ces vulnérabilités, notamment lorsque ces évaluations ne reflètent pas adéquatement les conditions du marché⁴⁵.

Enfin, les limites éthiques et sociales du scoring traditionnel sont significatives. Les critères standardisés et l'usage de données historiques peuvent générer des discriminations indirectes et renforcer les inégalités d'accès au crédit. Les jeunes, les travailleurs précaires, les indépendants ou les nouveaux arrivants sont particulièrement affectés. Le manque de transparence des modèles réduit la confiance des emprunteurs et peut susciter un sentiment d'injustice, d'autant plus que les décisions sont souvent difficiles à comprendre ou à contester. Le scoring traditionnel, malgré son utilité, tend ainsi à reproduire les biais structurels existants et peut contribuer à l'exclusion financière⁴⁶.

⁴³ Directive du 18 octobre 2023 précitée ; Directive 2000/43/CE du Conseil du 29 juin 2000 relative à la mise en œuvre du principe de l'égalité de traitement entre les personnes sans distinction de race ou d'origine ethnique, *J.O.U.E.*, L 180 du 19 juillet 2000, pp. 22 à 26. ; Directive 2000/43/CE du Conseil du 29 juin 2000 relative à la mise en œuvre du principe de l'égalité de traitement entre les personnes sans distinction de race ou d'origine ethnique, *J.O.U.E.*, L 180 du 19 juillet 2000, pp. 22 à 26 ; C.J. (1^{re} ch.), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, aff. C-634/21 ; M. CANTERO GAMITO et H.-W. MICKLITZ, « Droit européen de la consommation », dans C. Blumann et F. Picod (dir.), *Annuaire de droit de l'Union européenne : 2023*, Éditions Panthéon-Assas, pp. 593 à 610 ; J. LAZARUS, « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *op. cit.*, pp. 103 à 118.

⁴⁴ Voy. *infra* p. 38.

⁴⁵ C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; ASSOCIATION EUROPÉENNE DES ÉTABLISSEMENTS FINANCIERS (AEFR), « Crédit à la consommation : vers une nouvelle directive européenne », *s.d.*, disponible sur : <https://www.aefr.eu/en/article/download/438> (consulté le 5 octobre 2025) ; J. LAZARUS, « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *op. cit.*, pp. 103 à 118 ; J. OSSANDÓN, *op. cit.*, pp. 83 à 100.

⁴⁶ C.J. (1^{re} ch.), arrêt du 27 février 2025, *Dun & Bradstreet Austria GmbH, CK c. Magistrat der Stadt Wien*, aff. C-203/22, relatif à l'interprétation de l'article 15, paragraphe 1, sous h), du RGPD concernant le droit d'accès aux

Ces différentes limites montrent que le scoring bancaire traditionnel, bien qu'essentiel à la gestion du risque, peine à répondre aux exigences contemporaines de précision, de transparence et d'équité. Elles expliquent en grande partie le recours croissant à de nouvelles approches fondées sur l'intelligence artificielle, perçues comme plus flexibles, plus puissantes et potentiellement plus inclusives, mais qui soulèvent à leur tour des défis inédits, justifiant un encadrement juridique renforcé⁴⁷.

Partie II – L'utilisation de l'intelligence artificielle dans le scoring

Chapitre 1 : L'émergence de l'intelligence artificielle dans le scoring de crédit

Le scoring de crédit a constitué l'un des premiers terrains d'expérimentation des techniques d'apprentissage automatique dans le secteur financier. Bien avant l'essor contemporain de l'intelligence artificielle, les établissements bancaires recouraient déjà à des méthodes statistiques destinées à classer les emprunteurs selon leur niveau de risque, à partir de données objectives telles que les revenus, l'historique bancaire ou la situation professionnelle. Ces approches ont permis une standardisation utile aux prêteurs, mais elles demeuraient limitées dans leur capacité à appréhender la diversité croissante des profils d'emprunteurs, en particulier, ceux aux situations financières atypiques. Cette évolution concerne directement les emprunteurs particuliers, dont les parcours hétérogènes échappaient souvent aux modèles traditionnels⁴⁸.

informations utiles sur la logique sous-jacente au profilage automatisé, ECLI:EU:C:2023:962, *J.O.U.E.*, C 2025/C 202502041. ; J. LAZARUS, « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *op. cit.*, pp. 103 à 118 ; Dir. 2000/43/CE, 29 juin 2000. ; DEFENSEUR DES DROITS, « Enquête sur les inégalités d'accès aux droits et les discriminations en France », rapport publié en juin 2020, disponible sur : <https://www.defenseurdesdroits.fr/sites/default/files/2023-08/ddd-enquete-inegalite-acces-aux-droits-discriminations-en-France-20200625.pdf> (consulté le 5 octobre 2025) ; VILLE DE VILLEURBANNE, « Actes du séminaire "Discriminations et accès au crédit" », organisé le 8 novembre 2016 dans le cadre du Plan de lutte contre les discriminations, disponible sur : <https://nondiscrimination.villeurbanne.fr/wp-content/uploads/2018/12/actes-s%C3%A9minaire-discri-credit2016.pdf> (consulté le 5 octobre 2025) ; K. LAHROUR et L. HORR, « Le paradigme de l'inclusion financière : L'évolution des concepts dans un contexte historique et universel », *Revue Internationale du chercheur*, 2023, vol. 4, n° 4, pp. 562 à 584 ; J. LAZARUS, « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *op. cit.*, pp. 103 à 118 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50.

⁴⁷ Règlement (UE) 2024/1689 du Parlement européen et du Conseil du 13 juin 2024 établissant des règles harmonisées concernant l'intelligence artificielle et modifiant les règlements (CE) n° 300/2008, (UE) n° 167/2013, (UE) n° 168/2013, (UE) 2018/858, (UE) 2018/1139 et (UE) 2019/2144 et les directives 2014/90/UE, (UE) 2016/797 et (UE) 2020/1828 (règlement sur l'intelligence artificielle), *J.O.U.E.* L 2024/1689 du 12 juillet 2024 (Ci-après AI Act.) ; Y. MENECEUR, « Justice et intelligence artificielle. Ambitions d'une industrie de l'approximation », *Les Cahiers de la Justice*, 2025/2, n° 2, pp. 191 à 204 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50.

⁴⁸ D. WEST, « Neural network credit scoring models », *Computers & Operations Research*, vol. 27, nos 11-12, septembre 2000, pp. 1131 à 1152 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Intelligence artificielle et marché du crédit : opportunités et acceptabilité », *Revue d'économie financière*, 2025/3, n° 159, pp. 105 à 121 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50.

L'intégration de l'intelligence artificielle dans le scoring bancaire a été motivée par ces limites structurelles. Les modèles traditionnels, souvent fondés sur des relations linéaires entre variables, se révélaient peu flexibles et exigeaient un traitement manuel lourd de documents papiers, source d'erreurs et d'incohérences. L'IA a été introduite pour automatiser ces opérations, réduire les délais d'analyse et renforcer la cohérence des décisions⁴⁹.

Dès les années 1990, certaines institutions financières ont commencé à expérimenter des modèles basés sur les réseaux de neurones artificiels. Inspirés, de manière simplifiée, de mécanismes d'apprentissage biologiques, comme un cerveau humain, ces systèmes apprennent à partir de volumes importants de données et peuvent interpréter des relations complexes que les modèles statistiques classiques ne peuvent identifier. Leur introduction a constitué une avancée technique majeure, mais aussi une première rupture dans la capacité des prêteurs à expliquer les décisions produites, un enjeu pourtant central pour la protection des consommateurs. Cette capacité accrue d'apprentissage s'accompagne toutefois d'un risque de reproduction ou d'amplification de biais existants⁵⁰.

L'essor de l'intelligence artificielle dans le secteur bancaire s'est accéléré avec la digitalisation, le développement des fintechs⁵¹ et des néobanques⁵², ainsi que l'ouverture des systèmes d'information via l'Open Banking⁵³. Ces évolutions ont multiplié les sources de données

⁴⁹ *Ibidem*. p. 19.

⁵⁰ D. WEST, *op. cit.*, pp. 1131 à 1152 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Intelligence artificielle et marché du crédit : opportunités et acceptabilité », *op. cit.*, pp. 105 à 121 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *Machine Learning and IRB Capital Requirements: Advantages, Risks, and Recommendations*, *op. cit.*, pp. 3 à 36 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, « Scoring d'octroi par Machine Learning interprétable ? », étude interne publiée par Nexialog Consulting, disponible sur www.nexialog.com, *s.d.*, consulté le 7 novembre 2025, pp. 8 à 10 ; S. CIEPLY, « Chapitre 3. Les nouveaux outils de l'analyse et de la gestion du risque crédit », dans *Quel avenir pour la relation banque – entreprise ?*, Éditions EMS Éditions, 2018, pp. 58 à 84 ; J.-B. MATEU et J.-J. PLUCHART, « L'économie de l'intelligence artificielle », *Revue d'économie financière*, 2019/3, n° 135, pp. 257 à 272 ; LOANWORKS, « Artificial Intelligence in Financial Services: A Historical Review », publication en ligne, disponible sur : <https://loanworks.ai/artificial-intelligence-in-financial-services-a-historical-review/> (consulté le 7 novembre 2025).

⁵¹ Les **fintechs** (*financial technologies*) désignent les entreprises innovantes utilisant les technologies numériques pour offrir des services financiers plus efficaces ou personnalisés. La plus connue étant *Paypal*.

MCKINSEY & COMPANY, « What is fintech? », *McKinsey Explainers*, publié en ligne, disponible sur : <https://www.mckinsey.com/featured-insights/mckinsey-explainers/what-is-fintech> (consulté le 7 novembre 2025).

⁵² Les **néobanques** sont des fintechs offrant des services bancaires entièrement dématérialisés, via des applications mobiles, sans agences physiques. Comme *N26* ou *Revolut*.

D. ANTOSZ, « What is a Neobank? How fintech is transforming banking », *Plaid – Fintech Resources*, 31 juillet 2023, disponible sur : <https://plaid.com/resources/fintech/what-is-a-neobank/> (consulté le 7 novembre 2025).

⁵³ L'**Open banking**, introduite par la directive (UE) 2015/2366, dite "DSP2", impose aux établissements bancaires de partager certaines données de paiement avec des prestataires tiers autorisés, favorisant la concurrence et l'innovation.

Directive (UE) 2015/2366 du Parlement européen et du Conseil du 25 novembre 2015 concernant les services de paiement dans le marché intérieur (DSP2), *J.O.U.E.* L 337, 23.12.2015.

mobilisables, telles que les documents non structurés, les données comportementales ou les informations transactionnelles, renforçant la précision des analyses. Cependant, elles ont toutefois accru la dépendance des établissements à des volumes massifs de données personnelles, ce qui pose des questions essentielles en matière de proportionnalité, de finalité et de minimisation du traitement, au cœur du cadre juridique européen⁵⁴.

Au milieu des années 2000, la mise en œuvre des modèles internes issus des accords de Bâle a contribué à institutionnaliser l'usage du scoring dans la gestion du risque. Les établissements ont été incités à perfectionner leurs modèles pour mieux relier le niveau de risques attribué aux emprunteurs aux exigences prudentielles en fonds propres. Cette évolution a renforcé la sophistication des modèles utilisés, mais aussi la complexité de leur gouvernance, rendant d'autant plus nécessaire un contrôle juridique renforcé⁵⁵.

Aujourd'hui, les principales institutions financières européennes intègrent des modèles d'apprentissage automatique dans leurs systèmes internes, qu'il s'agisse de l'octroi de crédit, de la détection de fraude ou de l'analyse comportementale. L'intelligence artificielle s'est imposée comme un outil structurant du scoring contemporain, en transformant la manière dont les risques sont identifiés, évalués et gérés⁵⁶. Cette évolution, améliorant l'efficacité, s'accompagne également de risques juridiques nouveaux justifiant l'intervention du législateur européen et qui seront examinés par la suite.

Chapitre 2 : Les principales méthodes d'intelligence artificielle utilisées dans le scoring bancaire

2.1. Introduction

Dans le secteur financier, l'intelligence artificielle s'impose aujourd'hui comme un outil transversal, présent dans l'ensemble de la chaîne de valeur. Elle intervient aussi bien dans les fonctions d'évaluation du risque que dans la relation client ou la gestion d'actifs. Sur le plan

⁵⁴ D. CHESNEAU, « Fintechs et banques : coopération et coopération », *Annales des Mines - Réalités industrielles*, 2019/1, pp. 45 à 50 ; J. MOUSSAVOU et J.-M. SAHUT, « Quel modèle bancaire à l'ère des FinTechs ? Scénarios prospectifs et perspective stratégique », *Management & Avenir*, 2020/4, n° 118, pp. 89 à 109 ; A. CITTERIO, B.P. MARQUES et A. TANDA, « The Early Days of Neobanks in Europe: Identification, Performance, and Riskiness », *Journal of Financial Services Research*, vol. 68, 2025, pp. 153 à 199 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50.

⁵⁵ Loanworks, *op. cit.* ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Intelligence artificielle et marché du crédit : opportunités et acceptabilité », *op. cit.*, pp. 105 à 121 ; C. Hurlin et C. Pérignon, « Machine Learning and IRB Capital Requirements: Advantages, Risks, and Recommendations », *op. cit.*, pp. 3 à 40.

⁵⁶ C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Intelligence artificielle et marché du crédit : opportunités et acceptabilité », *op. cit.*, pp. 105 à 121 ; A.C. BICHARRA GARCIA, M.G.P. GARCIA et R. RIGOBON, « Algorithmic discrimination in the credit domain: what do we know about it? », *AI & Society*, vol. 39, 2024, pp. 2059 à 2098 ; A. CITTERIO, B.P. MARQUES et A. TANDA, *op. cit.*, pp. 153 à 199 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 1 à 13.

opérationnel, les systèmes d'IA agissent comme de véritables assistants décisionnels pour les établissements prêteurs. Ces derniers automatisent des tâches complexes et chronophages, analysent en temps réel des volumes massifs de données et formulent des recommandations basées sur des modèles prédictifs. Dans le domaine du crédit, cette capacité d'analyse avancée se traduit par une amélioration du scoring car l'IA permet d'évaluer la solvabilité des emprunteurs avec davantage de précision et de réactivité que les approches traditionnelles⁵⁷.

Grâce à sa capacité à traiter de grands ensembles de données et à identifier des corrélations complexes entre variables, l'IA complète et dépasse les méthodes statistiques classiques. Cette dernière offre des prédictions plus précises, adaptatives et fiables. Elle contribue également à l'inclusion financière des consommateurs, à la prévention des fraudes, à l'optimisation des processus opérationnels et à la transformation des interactions entre les emprunteurs et les établissements financiers⁵⁸.

Cependant, plus ces modèles sont complexes, plus leur fonctionnement devient difficile à interpréter, ce qui pose des questions de transparence des décisions, de garantie d'un traitement équitable et de protection des données personnelles. C'est dans ce contexte que les différentes techniques d'intelligence artificielle employées dans le scoring bancaire seront examinées plus en détail afin de démontrer leurs enjeux dans l'encadrement européen⁵⁹.

2.2. Machine learning et méthodes d'ensemble

Le machine learning, ou apprentissage automatique, constitue l'un des principaux fondements de l'intelligence artificielle appliquée au scoring bancaire. Il s'agit d'un ensemble de techniques permettant à un modèle d'apprendre à partir des données, en identifiant des régularités pour produire des prédictions sans que chaque règle ne soit programmée explicitement pour. Cette approche s'est rapidement imposée dans le secteur financier en raison de sa capacité à intégrer un volume élevé de variables hétérogènes, allant des données financières traditionnelles, comme les revenus, charges, antécédents de crédit, aux informations comportementales et

⁵⁷ X. BOILEAU et J.-P. MAZOYER, « Intelligence artificielle et risques dans les services financiers », *Revue d'économie financière*, 2025/3, n° 159, pp. 61 à 77 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Intelligence artificielle et marché du crédit : opportunités et acceptabilité », *op. cit.*, pp. 105 à 121 ; S. CIEPLY, *op. cit.*, pp. 58 à 84 ; J.-B. MATEU et J.-J. PLUCHART, *op. cit.*, pp. 257 à 272 ; G. LEITNER, J. SINGH, A. VAN DER KRAAIJ et B. ZSÁMBOKI, « The rise of artificial intelligence: benefits and risks for financial stability », *Financial Stability Review*, European Central Bank, mai 2024. ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), « Special topic – Artificial intelligence », *Risk Assessment Report*, novembre 2024, disponible sur : <https://www.eba.europa.eu/publications-and-media/publications/special-topic-artificial-intelligence> (consulté le 7 novembre 2025).

⁵⁸ *Ibidem*.

⁵⁹ *Ibidem*.

numériques des emprunteurs. Cela permet une estimation plus fine et plus adaptative de la probabilité de défaut, en tenant compte de profils d'emprunteurs plus variés⁶⁰.

Les algorithmes mobilisés au sein du machine learning sont variés. La régression logistique, telle que définie plus tôt⁶¹, demeure un modèle de référence pour sa simplicité et transparence, tandis que les arbres de décision, qui reposent sur une structuration hiérarchique de règles permettant de segmenter progressivement les données en fonction de critères pertinents, permettent de capturer des relations non linéaires entre variables. Les réseaux neuronaux et les machines à vecteurs de support⁶², ou SVM, offrent une modélisation plus complexe des interactions, au prix d'une interprétabilité réduite⁶³. Parallèlement, le développement de ces techniques a favorisé l'intégration de sources de données dites "alternatives" aux données financières classiques, telles que les historiques de paiement de loyers, les comportements numériques ou les transactions en temps réel. Comme cela sera développé plus tard⁶⁴, ces données enrichissent la connaissance des emprunteurs mais soulèvent également des enjeux juridiques essentiels en matière de proportionnalité, de minimisation et de finalité du traitement⁶⁵.

L'adoption croissante de ces approches a été renforcée par l'essor des méthodes d'ensemble. Ces méthodes consistent à combiner plusieurs modèles simples afin d'obtenir une prédiction globale plus robuste et plus précise. Au lieu de s'appuyer sur un modèle unique potentiellement

⁶⁰ S. MESTIRI, « Credit Scoring using Machine Learning and Deep Learning-Based Models », *Data Science in Finance and Economics*, vol. 4, n° 2, 2024, p. 236-248 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; I.A. SALAMI, T.O. ADESOKAN-IMRAN, O. TIWO, O.C. METIBEMU, A.T. OLUTIMEHIN et O.O. OLANIYI, « Addressing Bias and Data Privacy Concerns in AI-Driven Credit Scoring Systems Through Cybersecurity Risk Assessment », *Asian Journal of Research in Computer Science*, vol. 18, n° 4, 2025, pp. 59 à 82 ; M.Z.R. FARAZI, « Evaluating the impact of AI and blockchain on credit risk mitigation: A predictive analytic approach using machine learning », *International Journal of Science and Research Archive*, vol. 13, n° 1, décembre 2024, pp. 575 à 582.

⁶¹ Voy. *supra* p. 9.

⁶² Les **machines à vecteurs de support** (Support Vector Machines, SVM) sont des algorithmes d'apprentissage supervisé cherchant à déterminer la frontière optimale de séparation entre plusieurs classes de données, en maximisant la marge entre les points de données les plus proches de cette frontière. Dans le scoring bancaire, les SVM sont utilisées pour classifier les emprunteurs selon leur probabilité de défaut, en identifiant une frontière de décision entre les profils solvables et ceux présentant un risque accru de non-remboursement.

A. CHAUHAN, « Credit Risk Assessment using Support Vector Machine (SVM) », *Medium – Codex*, publié le 19 août 2021, disponible sur : <https://medium.com/codex/credit-risk-assessment-using-support-vector-machine-svm-88d9ffab94c8> (consulté le 7 novembre 2025).

⁶³ S. MESTIRI, *op. cit.*, p. 236-248 ; M.Z.R. FARAZI, *op. cit.*, pp. 575 à 582.

⁶⁴ Voy. *infra* p. 33.

⁶⁵ S. CIEPLY, *op. cit.*, pp. 58 à 84 ; J.-B. MATEU et J.-J. PLUCHART, *op. cit.*, pp. 257 à 272 ; M.Z.R. FARAZI, *op. cit.*, pp. 575 à 582 ; I.A. SALAMI et autres, *op. cit.*, pp. 59 à 82 ; W.A. ADDY, A. AJAYI-NIFISE, B.G. BELLO, S.T. TULA, O. ODEYEMI et T. FALAIYE, « Machine learning in financial markets: A critical review of algorithmic trading and risk management », *International Journal of Science and Research Archive*, vol. 11, n° 1, février 2024, pp. 1853 à 1862.

instable ou biaisé, ces techniques agrègent différents prédicteurs dont les erreurs individuelles tendent à se compenser⁶⁶. Les approches les plus utilisées dans le scoring sont les forêts aléatoires (*Random Forest*), basées sur la construction de multiples arbres de décision⁶⁷, ainsi que les modèles de *Gradient boosting*, dont l'exemple le plus connu est le *XGBoost*, des modèles qui améliorent progressivement les prédictions en corrigeant les erreurs des modèles précédents⁶⁸. En pratique, ces méthodes surpassent largement les modèles classiques car elles traitent avec de plus grands ensembles de données et elles détectent des interactions complexes alors que les approches statistiques n'y arrivent pas⁶⁹.

Dans le domaine du scoring de crédit, ces techniques offrent plusieurs avantages. Elles permettent une meilleure précision dans l'estimation du risque de défaut, une segmentation plus fine des emprunteurs et une détection renforcée des comportements atypiques, notamment en matière de fraude. Leur capacité à intégrer des variables continues, à gérer des valeurs manquantes ou à résister à des données déséquilibrées en fait d'elles des outils particulièrement adaptés aux environnements bancaires modernes⁷⁰.

Cependant, cette sophistication algorithmique s'accompagne d'enjeux croissants. La multiplication des variables, l'intégration de données non financières et l'opacité de certaines méthodes rendent plus difficile l'explicabilité des décisions pour les établissements prêteurs. Or, dès lors qu'une décision automatisée produit des effets juridiques ou significatifs pour l'emprunteur, le droit européen impose des exigences strictes en matière de transparence, de justification du résultat et de possibilité de contestation⁷¹.

⁶⁶ L. BREIMAN, « Bagging Predictors », *Machine Learning*, vol. 24, 1996, pp. 123 à 140 ; D. WEST, *op. cit.*, pp. 1131 à 1152 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.*

⁶⁷ L. BREIMAN, « Random Forests », *Machine Learning*, vol. 45, 2001, pp. 5 à 32 ; H. ZHANG et L. LUO, « Application of Random Forest in Credit Scoring », *Procedia Computer Science*, vol. 162, 2019, pp. 503 à 511 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50.

⁶⁸ T. CHEN et C. GUESTRIN, « XGBoost: A Scalable Tree Boosting System », dans *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2016, pp. 785 à 794. ; M. LESSMANN *et al.*, « Benchmarking State-of-the-Art Classification Algorithms for Credit Scoring », *European Journal of Operational Research*, vol. 247, n° 1, 2015, pp. 124 à 136.

⁶⁹ H. ZHANG et L. LUO, *op. cit.*, pp. 503 à 511 ; L. BREIMAN, « Random Forests », *op. cit.*, pp. 5 à 32 ; T. CHEN et C. GUESTRIN, *op. cit.*, pp. 785 à 794.

⁷⁰ *Ibidem.* ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; H. ZHANG et L. LUO, *op. cit.*, pp. 503 à 511.

⁷¹ *Ibidem.*

2.3. Le deep learning

Le deep learning, ou apprentissage profond, constitue une évolution du machine learning évoqué dans le point précédent. Fondé sur des réseaux de neurones artificiels organisés en plusieurs couches hiérarchisées, il est inspiré de manière simplifiée du fonctionnement du cerveau humain. Cette architecture permet au modèle de traiter des volumes massifs de données en extrayant automatiquement des représentations abstraites et hiérarchiques, sans nécessiter une sélection préalable des variables pertinentes. Là où les méthodes classiques reposent sur des caractéristiques prédéfinies et une intervention humaine importante, le deep learning apprend lui-même à identifier les attributs les plus utiles à partir des données brutes⁷².

Dans le scoring bancaire, le deep learning est mobilisé pour analyser des ensembles de données complexes et volumineux, intégrant à la fois des informations financières traditionnelles, tels que les revenus, les dettes ou historiques de paiement des emprunteurs, et des données comportementales, textuelles ou issues de traces numériques. Grâce à la modélisation de relations non linéaires et d'interdépendances entre variables, il améliore la précision prédictive du risque de crédit, notamment lorsqu'il s'agit de distinguer des profils d'emprunteurs proches en apparence mais présentant des risques différenciés⁷³.

Concrètement, un réseau de neurones profond peut identifier des schémas annonciateurs d'un défaut de paiement ou repérer des comportements atypiques qu'un modèle plus simple, comme les *Random Forest*, ne parviendrait pas à saisir. Cette capacité à détecter des structures cachées rend le deep learning particulièrement performant dans les situations où la complexité des données dépasse les limites des méthodes d'ensemble⁷⁴.

Le deep learning est également utilisé dans des tâches connexes au scoring telles que la détection de fraude ou l'extraction automatique d'informations à partir de documents papiers non structurés. Ces applications renforcent la capacité des établissements financiers à évaluer plus finement le risque et à automatiser certaines étapes du processus décisionnel, tout en réduisant la marge d'erreur humaine⁷⁵.

⁷² S. MESTIRI, *op. cit.*, p. 236-248.; W.A. ADDY et autres, *op. cit.*, pp. 1853 à 1862 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50.

⁷³ S. MESTIRI, *op. cit.*, p. 236-248 ; M.Z.R. FARAZI, *op. cit.*, pp. 575 à 582.

⁷⁴ *Ibidem*.

⁷⁵ S. CIEPLY, *op. cit.*, pp. 58 à 84 ; J.-B. MATEU et J.-J. PLUCHART, *op. cit.*, pp. 257 à 272 ; M.Z.R. FARAZI, *op. cit.*, pp. 575 à 582 ; I.A. SALAMI, T.O. ADESOKAN-IMRAN, O. TIWO, O.C. METIBEMU, A.T. OLUTIMEHIN et O.O. OLANIYI, *op. cit.*, pp. 59 à 82 ; S. MESTIRI, *op. cit.*, p. 236-248.

Toutefois, plus les architectures sont profondes, plus il devient difficile d'en expliquer le fonctionnement. Cette opacité soulève d'importants enjeux juridiques et éthiques en matière de transparence, de contrôle humain et de protection des données personnelles. Le deep learning représente une évolution majeure du machine learning mais sa complexité renforce également la nécessité d'outils d'explicabilité et de cadres juridiques adaptés⁷⁶.

2.4. L'intelligence artificielle générative

L'intelligence artificielle générative, ou *Generative AI*, constitue une évolution récente et significative des techniques d'apprentissage automatique. Elle regroupe un ensemble de modèles, dont les *Large Language Models*⁷⁷, capables de produire de nouvelles données, comme des textes, des images ou des profils simulés, à partir d'un entraînement préalable sur de vastes données. Contrairement au machine learning et au deep learning, davantage centrés sur la reconnaissance de motifs et la prédiction, les systèmes génératifs se distinguent par leur capacité à créer de nouveaux contenus et cohérents, ouvrant ainsi la voie à des applications inédites dans plusieurs secteurs, y compris le scoring bancaire⁷⁸.

Dans ce domaine, l'IA générative ne remplace pas les modèles prédictifs traditionnels, mais les complète en enrichissant la qualité et la diversité des données utilisées. Alors que les approches classiques reposent essentiellement sur des données structurées permettant d'estimer à la probabilité de défaut, les modèles génératifs peuvent produire ou interpréter de nouvelles informations. Ils sont notamment utilisés pour créer des données synthétiques destinées à pallier la rareté ou l'absence de certains profils d'emprunteurs dans les jeux de données, par exemple en simulant des cas de défaut peu fréquents. Cette approche améliore la fiabilité et la

⁷⁶ *Ibidem.*, p. 25.

⁷⁷ Les **grands modèles de langage** (*Large Language Models – LLM*) sont des systèmes d'intelligence artificielle entraînés sur d'immenses volumes de textes afin d'apprendre la structure et la logique du langage naturel. Dans le scoring bancaire, ils peuvent analyser des documents non structurés ou générer automatiquement des résumés et des rapports de crédit à partir de données textuelles.

C. STRYKER, « What Are Large Language Models (LLMs)? », *IBM Think*, 2024, disponible sur : <https://www.ibm.com/think/topics/large-language-models> (consulté le 8 novembre 2025).

⁷⁸ F. VILLEROY DE GALHAU, « L'intelligence artificielle : bénédiction ou malédiction pour la transformation du secteur financier ? », Discours du Gouverneur de la Banque de France, Paris, 4 juillet 2024, disponible sur : <https://www.banque-france.fr/fr/interventions-gouverneur/lintelligence-artificielle-benediction-ou-malediction-pour-la-transformation-du-secteur-financier> (consulté le 8 novembre 2025). ; M. GOLEC et M. ALABDULJALIL, *Interpretable LLMs for Credit Risk: A Systematic Review and Taxonomy*, 2025, pp. 1 à 20 ; A. TODUPUNURI, « Generative AI for Predictive Credit Scoring and Lending Decisions: Investigating How AI Is Revolutionising Credit Risk Assessments and Automating Loan Approval Processes in Banking », *International Journal of Research in Computer Applications and Information Technology (IJRCBIT)*, vol. 7, n° 2, 2024, pp. 2162 à 2170.

représentativité des modèles tout en respectant, en principe, les exigences de confidentialité imposées par le RGPD⁷⁹.

L'IA générative trouve également des applications dans l'analyse documentaire automatisée. Les modèles peuvent extraire et structurer des informations issues de documents non standardisés, comme les relevés, bilans, justificatifs, échanges textuels ou autres documents papier, afin de les transformer en variables exploitables pour le scoring. Cette capacité à traiter des données non structurées facilite l'intégration d'éléments qualitatifs dans l'évaluation de la solvabilité, ce qui constitue une évolution importante pour les emprunteurs dont les situations financières ne sont pas facilement décryptables. En parallèle, ces technologies permettent de simuler différents scénarios économiques, comme des hausses de taux ou des crises sectorielles, afin d'anticiper la résilience d'un portefeuille de crédit et d'ajuster ainsi les décisions de gestion du risque⁸⁰.

Par ailleurs, l'IA générative est de plus en plus utilisée à des fins d'assistance décisionnelle ou réglementaire. Certains établissements l'intègrent dans des outils d'aide à la rédaction ou de synthèse afin de faciliter la communication avec les emprunteurs ou encore dans la production de rapports internes. Lorsqu'elle est employée de manière contrôlée, elle peut contribuer à renforcer la transparence et la traçabilité du processus décisionnel, notamment en facilitant l'explication de dossiers complexes⁸¹.

Cependant, malgré ce potentiel, l'usage de l'IA générative dans le scoring bancaire demeure encore expérimental. Sa diffusion dépend largement de la capacité des établissements financiers à garantir un contrôle strict de ces outils. En l'état actuel, l'IA générative apparaît comme une technologie complémentaire aux méthodes d'ensemble et au deep learning, susceptible

⁷⁹ A. TODUPUNURI, *op. cit.*, pp. 2162 à 2170 ; B. CHAUDHARI, S.C.G. VARMA et S.R. SOMU, « Synergizing Generative AI and Machine Learning for Financial Credit Risk Forecasting and Code Auditing », *International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology*, vol. 11, n° 2, avril 2025, pp. 2882 à 2893 ; OBSERVATOIRE DES MÉTIERS DE LA BANQUE, *Atlas – Rapport OMB 2025*, version finale du 24 mars 2025, pp. 6 à 96.

⁸⁰ *Ibidem*.

⁸¹ A. TODUPUNURI, *op. cit.*, pp. 2162 à 2170 ; B. CHAUDHARI, S.C.G. VARMA et S.R. SOMU, *op. cit.*, pp. 2882 à 2893 ; A. KREMER, A. GOVINDARAJAN, H. SINGH, I. KRISTENSEN et E. LI, « Embracing generative AI in credit risk », *McKinsey & Company, Risk & Resilience Insights*, 1er juillet 2024, disponible sur : <https://www.mckinsey.com/capabilities/risk-and-resilience/our-insights/embracing-generative-ai-in-credit-risk> (consulté le 8 novembre 2025). ; OBSERVATOIRE DES MÉTIERS DE LA BANQUE, *op. cit.*, pp. 6 à 96 ; ABRIGO, « Generative AI in Credit Risk Management: A Game-Changer for Loan Review », *Abrigo Blog*, publié en 2024, disponible sur : <https://www.abrigo.com/blog/generative-ai-in-credit-risk-management-a-game-changer-for-loan-review> (consulté le 8 novembre 2025).

d'enrichir le scoring, mais nécessitant un encadrement rigoureux afin d'éviter des risques juridiques et opérationnels⁸².

2.5. Les approches récentes et émergentes de l'IA appliquées au scoring bancaire

Au-delà des innovations déjà invoquées, le scoring bancaire continue d'évoluer sous l'effet d'avancées cherchant à concilier performance prédictive, adaptabilité et interprétabilité. Cette dynamique reflète la volonté des établissements financiers d'accroître la fiabilité de leurs modèles tout en répondant aux exigences prudentielles et aux impératifs croissants de transparence imposés par le droit européen⁸³.

Certaines de ces évolutions prolongent les modèles statistiques historiques, tels que la régression logistique, qui demeure une référence méthodologique pour sa simplicité et son interprétabilité. Cependant, cette approche atteint rapidement ses limites face à la complexité croissante des données et à la variété des profils d'emprunteurs. D'autres techniques, telles que les arbres de classification (CART)⁸⁴ ou les machines à vecteurs de support (SVM), tel que développé plus haut⁸⁵, constituent des solutions intermédiaires offrant une capacité de modélisation plus riche sans atteindre l'opacité des architectures neuronales profondes⁸⁶.

L'évolution actuelle du scoring bancaire tend ainsi vers une hybridation des approches. Les modèles statistiques explicables coexistent désormais avec les technologies avancées de machine learning, les méthodes d'ensemble et les premières applications d'intelligence artificielle générative. Cette hybridation illustre une tension structurelle entre innovation technologique et maîtrise du risque, dans un environnement où la performance algorithmique demeure étroitement encadrée par les exigences prudentielles, le RGPD et, désormais, le

⁸² *Ibidem.*, p.27.

⁸³ C. HURLIN et C. PÉRIGNON, *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; M. LESSMANN *et al.*, *op. cit.*, pp. 124 à 136.

⁸⁴ Les **arbres de classification de régression** (*Classification and Regression Trees - CART*) sont des modèles d'apprentissage supervisé qui segmentent les données en sous-groupes homogènes selon des règles de décision hiérarchiques. Dans le scoring bancaire, ils servent à déterminer les combinaisons de variables associées à un risque accru de défaut.

D. SHARMA et S. IQBAL, « Applying Decision Tree Algorithm Classification and Regression Tree (CART) Algorithm to Gini Techniques Binary Splits », *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, vol. 12, 2023, p. 77 à 81.

⁸⁵ Voy. *supra* p. 22.

⁸⁶ H. ZHANG et L. LUO, *op. cit.*, pp. 503 à 511 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; S. HWANG et S.E. SATCHELL, « How loss averse are investors in financial markets? », *Journal of Banking & Finance*, vol. 34, n° 10, octobre 2010, pp. 2425 à 2438.

Règlement (UE) 2024/1689 établissant des règles harmonisées concernant l'intelligence artificielle⁸⁷, ci-après AI Act⁸⁸.

C'est dans ce contexte qu'ont émergé les approches d'intelligence artificielle explicable (*Explainable Artificial Intelligence* ou XAI). Leur objectif est de rendre les décisions algorithmiques compréhensibles pour les analystes, les emprunteurs et les autorités de supervision. Les techniques d'explicabilité, notamment les méthodes d'importance des caractéristiques ou les approches de type SHAP⁸⁹ ou LIME⁹⁰, permettent d'identifier les variables ayant le plus influencé une décision ou d'expliquer la contribution relative de chaque facteur. Ces outils renforcent la capacité des établissements financiers à justifier les décisions d'octroi ou de refus de crédit, à améliorer la confiance des emprunteurs et à satisfaire les obligations de transparence et de gouvernance algorithmique⁹¹.

Cependant, l'explicabilité demeure imparfaite. Les explications fournies peuvent être approximatives, dépendantes du modèle ou ne restituer qu'une vision partielle du fonctionnement réel du système. Un excès de transparence peut également entrer en tension avec la protection du secret des affaires ou de la sécurité des modèles. Ce compromis permanent entre intelligibilité, performance et sécurité constitue l'un des défis majeurs de l'utilisation de l'IA dans le scoring bancaire⁹².

⁸⁷ Règlement (UE) 2024/1689 du Parlement européen et du Conseil du 13 juin 2024 établissant des règles harmonisées concernant l'intelligence artificielle et modifiant les règlements (CE) n° 300/2008, (UE) n° 167/2013, (UE) n° 168/2013, (UE) 2018/858, (UE) 2018/1139 et (UE) 2019/2144 et les directives 2014/90/UE, (UE) 2016/797 et (UE) 2020/1828 (règlement sur l'intelligence artificielle), *JO L* 2024/1689 du 12.7.2024.

⁸⁸ EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; OBSERVATOIRE DES MÉTIERS DE LA BANQUE, *op. cit.*, pp. 6 à 96. ; F. VILLEROY DE GALHAU, *op. cit.* ; S. DE LUCA, « Algorithmic discrimination under the AI Act and the GDPR », *European Parliamentary Research Service (EPRS), At a Glance*, 26 février 2025, Document EPRS_ATA(2025)769509, pp. 1 à 2 ; I.H. SHAH, « Investigating the Risks of Algorithmic Bias and Explainability Failures in Credit Risk Models », *SSRN*, 22 juillet 2025, pp. 3 à 19 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 1 à 13.

⁸⁹ Le **SHAP** est une méthode d'explicabilité fondée sur la théorie des jeux qui attribue à chaque variable d'entrée une "valeur de Shapley", une mesure de sa contribution moyenne à la prédiction finale du modèle. Elle permet d'expliquer pourquoi un modèle de machine learning a abouti à un certain score.

DATA SCIENTEST, « SHAP : tout savoir », 27 juillet 2023, disponible sur : <https://datascientest.com/shap-tout-savoir> (consulté le 30 novembre 2025).

⁹⁰ Le **LIME** est une méthode d'explicabilité localisée qui, pour une prédiction donnée, construit un modèle simple proche de la décision du modèle complexe, afin de rendre interprétable la décision du modèle et pourquoi il a pris cette décision.

M. T. RIBEIRO, S. SINGH et C. GUESTRIN, « Why Should I Trust You? Explaining the Predictions of Any Classifier », in *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2016.

⁹¹ V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 1 à 13 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; S. SHI *et al.*, *op. cit.*, pp. 14327 à 14339 ; S. DE LUCA, *op. cit.*, pp. 1 à 2 ; I.H. SHAH, *op. cit.*, pp. 3 à 19.

⁹² EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; F. VILLEROY DE GALHAU, *op. cit.* ; OBSERVATOIRE DES MÉTIERS DE LA BANQUE, *op. cit.*, pp. 6 à 96.

Chapitre 3 : Les bénéfices de l'IA dans le domaine du scoring bancaire

3.1. Amélioration de la performance et de la fiabilité des modèles de scoring

L'intégration de l'intelligence artificielle dans le scoring bancaire a profondément renouvelé l'évaluation du risque de crédit. En dépassant les limites des méthodes traditionnelles, telles que la rigidité des modèles linéaires, la difficulté à appréhender des profils atypiques ou encore la dépendance excessive aux données historiques, les outils d'apprentissage automatique permettent une analyse plus fine des comportements d'emprunteurs, en particulier pour les consommateurs dont la situation financière est hétérogène. Cette évolution technique se traduit généralement par une amélioration de la précision prédictive. En mobilisant des volumes de données plus importants et plus diversifiés, les modèles d'IA identifient des relations non linéaires et des schémas de risque que les approches statistiques classiques ne peuvent pas interpréter. Ils tendent à réduire certaines erreurs de classification, qu'il s'agisse d'un octroi de crédit à un emprunteur présentant un risque élevé ou d'un refus injustifié pour un emprunteur solvable. Cette meilleure estimation du risque contribue en principe à une allocation plus proportionnée du capital et à une tarification du crédit plus précise⁹³.

L'un des apports majeurs de ces modèles réside également dans leur capacité d'adaptation. Contrairement aux modèles statiques du scoring traditionnel, souvent rapidement dépassés par l'évolution du contexte économique, les algorithmes d'IA peuvent être réentraînés sur des données récentes et ajuster leurs prédictions aux transformations des comportements d'emprunteurs, aux variations de taux ou aux crises économiques. Ce mécanisme d'apprentissage continu renforce la capacité anticipatrice des établissements financiers et limite les décalages entre les outils d'évaluation utilisés et la réalité économique⁹⁴.

Ces bénéfices doivent toutefois être nuancés. Les améliorations techniques observées n'équivalent pas à une garantie d'exactitude. Leur performance dépend étroitement de la qualité des données d'entraînement et de la fiabilité des modèles. Certaines questions, telles que la transparence, la prévention des biais ou la justification des décisions, restent centrales. Ces limites, qui seront examinées plus loin⁹⁵, rappellent que les bénéfices techniques de l'IA doivent

⁹³ EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; S. SHI *et al.*, « Machine learning-driven credit risk: a systemic review », *Neural Comput & Applic*, vol. 34, 2022, pp. 14327 à 14339 ; M. LESSMANN *et al.*, *op. cit.*, pp. 124 à 136 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 1 à 13 ; B. CHAUDHARI, S.C.G. VARMA et S.R. SOMU, *op. cit.*, pp. 2882 à 2893.

⁹⁴ B. CHAUDHARI, S.C.G. VARMA et S.R. SOMU, *op. cit.*, pp. 2882 à 2893 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; S. SHI *et al.*, *op. cit.*, pp. 14327 à 14339.

⁹⁵ Voy. *infra* p. 33.

être appréciés avec les exigences juridiques et prudentielles applicables à la protection des consommateurs⁹⁶.

3.2. Une transformation opérationnelle et organisationnelle au service de l'efficacité bancaire

L'intégration de l'IA dans le scoring bancaire ne se limite pas à une amélioration des performances techniques. Elle entraîne une transformation profonde des processus internes et des modes de gestion du risque au sein des établissements financiers. Grâce à ses capacités d'automatisation et d'analyse en temps réel, l'IA contribue à rationaliser les opérations, réduire les coûts et accélérer la prise de décision, tout en renforçant la cohérence et la qualité des évaluations des emprunteurs. Toutefois, cette efficacité dépend étroitement de la qualité des données et de la fiabilité des infrastructures techniques mobilisées⁹⁷.

L'un des apports les plus significatifs de l'IA réside dans l'automatisation des tâches chronophages liées à l'évaluation du risque du crédit. Les systèmes d'IA collectent, nettoient et analysent d'immenses volumes de données issues de sources hétérogènes, limitant l'intervention humaine aux étapes les plus décisives. Cette automatisation réduit considérablement les délais de traitement des demandes de crédit, autrefois plus longs, et entraîne des économies de coûts opérationnels en diminuant les tâches répétitives de saisie ou de vérification. Les fintechs et néobanques, dont les modèles reposent sur la rapidité et la fluidité du service client, tirent particulièrement profit de ces gains d'efficacité. Toutefois, cette automatisation accrue interroge la capacité des établissements à maintenir un contrôle humain effectif, notamment lors de l'examen des dossiers plus sensibles⁹⁸.

Contrairement à l'idée selon laquelle l'IA remplacerait le jugement humain, son rôle dans le scoring bancaire s'apparente plus à celui d'un outil d'aide à la décision. Les algorithmes complètent l'expertise des analystes en fournissant des indicateurs synthétiques et comparables de risque, ce qui limite la subjectivité et homogénéise les pratiques internes. Dès lors, les analystes peuvent se concentrer sur les dossiers atypiques ou complexes, où leur discernement reste essentiel. Cette interaction entre expertise humaine et automatisation constitue un élément central de fiabilité du dispositif, en cohérence avec l'obligation de supervision humaine mise

⁹⁶ V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 1 à 13 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; S. SHI *et al.*, *op. cit.*, pp. 14327 à 14339.

⁹⁷ C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; A. KREMER, A. GOVINDARAJAN, H. SINGH, I. KRISTENSEN et E. LI, *op. cit.* ; S. CIEPLY, *op. cit.*, pp. 58 à 84.

⁹⁸ A. KREMER, A. GOVINDARAJAN, H. SINGH, I. KRISTENSEN et E. LI, *op. cit.* ; F. VILLEROY DE GALHAU, *op. cit.* ; S. CIEPLY, *op. cit.*, pp. 58 à 84 ; D. CHESNEAU, *op. cit.*, pp. 45 à 50 ; J. MOUSSAVOU et J.-M. SAHUT, *op. cit.*, n° 118, pp. 89 à 109.

en avant par le droit européen. Néanmoins, cette homogénéisation des pratiques peut également conduire à une standardisation excessive des décisions si elle n'est pas accompagnée d'une analyse suffisante⁹⁹.

L'usage de l'IA dépasse le seul moment de l'octroi du crédit. Les algorithmes sont intégrés aux dispositifs de surveillance du risque, permettant de détecter plus précocement des signaux de fragilité financière ou des comportements atypiques. Ils sont également utilisés dans la lutte contre la fraude, en identifiant des transactions suspectes, des incohérences dans les données ou des identités synthétiques. En croisant des sources variées, telles que les historiques bancaires, données comportementales, flux transactionnels, l'IA offre une vision globale et dynamique du risque. Toutefois, cette extension fonctionnelle accroît également la dépendance des établissements à des systèmes algorithmiques complexes, ce qui renforce la demande en exigences de gouvernance et de transparence¹⁰⁰.

Cette approche globale renforce la capacité des institutions financières à ajuster leurs stratégies prudentielles, à anticiper les besoins en fonds propres et suivre la qualité de leur portefeuille de prêts de manière continue. Elle contribue également à la solidité du système financier européen, mais soulève en parallèle des défis majeurs en matière de gouvernance, de transparence et de supervision des modèles¹⁰¹.

3.3. Une exploitation accrue des données et un levier d'inclusion financière

Au-delà des gains de performance et d'efficacité, l'intelligence artificielle transforme la manière dont les établissements financiers collectent et exploitent les données nécessaires à l'évaluation du risque de crédit. En élargissant le spectre des informations mobilisées et en permettant l'analyse de données massives, parfois même non structurées, elle offre une appréciation plus fine et plus nuancée de la solvabilité des emprunteurs. Cette évolution ne constitue pas seulement un perfectionnement technique, mais elle ouvre aussi à la possibilité d'intégrer dans les modèles de scoring des personnes auparavant exclues du crédit faute d'historique bancaire suffisant¹⁰².

⁹⁹ C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; A. KREMER, A. GOVINDARAJAN, H. SINGH, I. KRISTENSEN et E. LI, *op. cit.*

¹⁰⁰ S. SHI *et al.*, *op. cit.*, pp. 14327 à 14339.; F. VILLEROY DE GALHAU, *op. cit.* ; A. TODUPUNURI, *op. cit.*, pp. 2162 à 2170.

¹⁰¹ *Ibidem*.

¹⁰² C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; A. RAZA, « The Application of Artificial Intelligence in Credit Risk Evaluation: Obstacles and Opportunities in the Path to Financial Justice », *Zenodo preprint*, mars 2025, pp. 1 à 12 ; T.F. NUKA et A.A.

Les modèles d'IA intègrent désormais des données dites "alternatives"¹⁰³, extérieures aux historiques bancaires classiques, telles que les comportements numériques par exemple. Avec l'Open banking instauré par la directive européenne sur les services de paiement¹⁰⁴, les établissements peuvent également accéder, avec le consentement de l'emprunteur, à des flux de données provenant d'autres institutions financières. Ces informations, qui complètent les indicateurs financiers traditionnels, permettent de mieux appréhender le comportement économique réel des individus, par exemple la régularité des paiements, la stabilité des revenus ou la prudence budgétaire¹⁰⁵.

Cette capacité d'intégration favorise une évaluation plus juste et plus inclusive du risque de crédit. Les profils disposant de peu ou pas d'historique bancaire, tels que les jeunes actifs, les travailleurs indépendants ou les personnes nouvellement bancarisées, peuvent désormais être analysés à partir de données comportementales ou alternatives, là où les modèles traditionnels les excluaient faute d'informations suffisantes. Dans le contexte européen, une telle diversification des données permet, en théorie, de réduire la dépendance à des critères trop standardisés ou susceptibles d'être corrélés à des biais humains. Elle soulève néanmoins des questions de proportionnalité, de légitimité et de maîtrise des sources d'information, essentielles pour garantir la protection des consommateurs¹⁰⁶.

L'utilisation accrue de données et la personnalisation des évaluations s'inscrivent dans une volonté de modernisation du secteur bancaire européen. En adaptant davantage l'analyse du risque au profil réel des emprunteurs, l'IA contribue à l'émergence d'un scoring plus flexible, plus réactif et potentiellement plus équitable. Cependant, ces évolutions ne peuvent être pleinement bénéfiques que si elles s'accompagnent de garanties suffisantes en matière de gouvernance, de supervision et de transparence¹⁰⁷.

OGUNOLA, « AI and Machine Learning as Tools for Financial Inclusion: Challenges and Opportunities in Credit Scoring », *International Journal of Science and Research Archive*, vol. 13, n° 2, novembre 2024, pp. 1052 à 1067.

¹⁰³ Voy. *supra* p. 22.

¹⁰⁴ Directive (UE) 2015/2366 du Parlement européen et du Conseil du 25 novembre 2015 concernant les services de paiement dans le marché intérieur, modifiant les directives 2002/65/CE, 2009/110/CE et 2013/36/UE et le règlement (UE) n° 1093/2010, et abrogeant la directive 2007/64/CE, *J.O.U.E.*, L 337 du 23 décembre 2015, p. 35-127.

¹⁰⁵ C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; A. RAZA, *op. cit.*, pp. 1 à 13 ; T.F. NUKA et A.A. OGUNOLA, *op. cit.*, pp. 1052 à 1067 ; J. LAZARUS, « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *op. cit.*, pp. 103 à 118 ; A. RAZA, *op. cit.*, pp. 1 à 13 ; Directive (UE) n° 2015/2366 du 25 novembre 2015 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 8 à 10.

¹⁰⁶ *Ibidem*.

¹⁰⁷ F. VILLEROY DE GALHAU, *op. cit.* ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; I.K. NASSR, « Generative Artificial Intelligence in Finance » (sous la supervision de Fatos Koc et Serdar Çelik), *OECD Artificial Intelligence Papers*, n° 9, Organisation de Coopération et de Développement Économiques (OCDE),

Chapitre 4 : Les risques et défis de l'IA dans le scoring de crédit

4.1. Limites techniques et opérationnelles

Comme développé dans la section des bénéfices, l'essor de l'intelligence artificielle s'accompagne d'un certain nombre de fragilités techniques et organisationnelles qui nuisent à la fiabilité des décisions et à la solidité des dispositifs prudentiels. Ces limites tiennent autant aux caractéristiques propres des modèles d'apprentissage automatique qu'à la dépendance croissante des établissements à des infrastructures technologiques complexes et partiellement externalisées¹⁰⁸.

Sur le plan technique, la fiabilité des modèles prédictifs demeure imparfaite. Leur performance dépend étroitement de la qualité, de la diversité et de la représentativité des données utilisées pour l'entraînement. Si les ensembles de données sont incomplets, biaisés ou insuffisants, cela peut conduire à des phénomènes de surajustement, où le modèle reproduit fidèlement les régularités du passé sans être capable de généraliser à de nouveaux contextes. Certains modèles d'IA peuvent également présenter un manque de fiabilité face aux changements macroéconomiques, car même des perturbations limitées dans l'environnement ou dans les paramètres d'entrée peuvent entraîner des variations significatives dans les résultats, les rendant particulièrement vulnérables en période de crise. Dans ce contexte, les gains de précision parfois obtenus par des modèles avec des architectures très complexes doivent être relativisés au regard des coûts de développement, de validation et de supervision qu'ils impliquent¹⁰⁹.

Ces limites techniques se doublent de risques opérationnels liés à la dépendance accrue des établissements aux prestataires technologiques. La concentration du marché autour de quelques fournisseurs de solutions d'IA et de services d'hébergement crée un risque de dépendance systématique. De nombreux établissements reposent sur des infrastructures dont ils ne

Paris, décembre 2023, pp. 16 à 35, disponible sur : https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/12/generative-artificial-intelligence-in-finance_37bb17c6/ac7149cc-en.pdf (consulté le 10 novembre 2025).

¹⁰⁸ C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; MONETARY AUTHORITY OF SINGAPORE (MAS), « Artificial Intelligence Model Risk Management – Observations from a Thematic Review, Information Paper », décembre 2024, pp. 7 à 50, disponible sur : <https://www.mas.gov.sg/-/media/mas-media-library/publications/monographs-or-information-paper/imd/2024/information-paper-on-ai-risk-management-final.pdf> (consulté le 13 novembre 2025).

¹⁰⁹ S. SHI *et al.*, *op. cit.*, pp. 14327 à 14339 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; D. HAND, « Classifier Technology and the Illusion of Progress », *Statistical Science*, vol. 21, n° 1, 2006, pp. 1 à 15 ; T.E. EDUNJOBI et O.A. ODEJIDE, « Theoretical Frameworks in AI for Credit Risk Assessment: Towards Banking Efficiency and Accuracy », *International Journal of Scientific Research Updates*, vol. 7, n° 1, 2024, pp. 92 à 102 ; N. GATES et W. FLYNN, « A Comprehensive Review of Artificial Intelligence-Driven Credit Risk Modeling: From Traditional Scoring to Explainable Machine Learning in Modern Banking Systems », *SSRN*, 28 août 2025, pp. 4 à 41.

maîtrisent ni le code, ni les paramètres, ni la sécurité. Cette dépendance expose les systèmes de scoring à des vulnérabilités spécifiques, telles que l’empoisonnement de données ou la manipulation de modèle, consistant à introduire des perturbations minimales dans les données d’entrée pour tromper l’algorithme. Combinée à la standardisation des outils utilisés, cette situation peut amplifier le risque de défaillances simultanées au sein du secteur financier¹¹⁰.

Enfin, l’automatisation croissante du scoring met à l’épreuve la capacité de supervision humaine et la gouvernance interne. Dans de nombreux établissements, les modèles reposant sur le machine learning ou le deep learning produisent des résultats difficiles à interpréter pour les équipes en charge des risques ou de la conformité. Le manque de compétences spécialisées, l’absence de documentation claire et la rapidité d’adoption des outils peuvent conduire à des situations où la capacité de contrôle ne suit plus le rythme de l’innovation. Le risque est alors que la décision de crédit devienne le produit d’un calcul opaque, validé de manière quasi automatique, sans véritable appréciation qualitative du profil de l’emprunteur. La mise en place d’une supervision humaine effective, appuyée sur des moyens organisationnels et techniques suffisants, constitue dès lors une condition essentielle pour que l’usage de l’IA dans le scoring ne fragilise pas la maîtrise globale du risque¹¹¹.

4.2. Les risques éthiques et sociétaux liés à l’automatisation du scoring

Au-delà des limites techniques abordées précédemment, l’automatisation du scoring bancaire soulève également des risques éthiques et sociétaux qui affectent directement les conditions d’accès au crédit et l’équilibre des droits entre établissements financiers et emprunteurs. Un premier enjeu tient à la persistance de biais discriminatoires. Les modèles d’IA apprennent à partir de données historiques reflétant des inégalités socio-économiques préexistantes et peuvent, même en l’absence de variables sensibles, reproduire ou amplifier ces asymétries en

¹¹⁰ EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; N. KOVACEVIC, S.D. RADENKOVIC et D. NIKOLIC, « Artificial Intelligence and Cybersecurity in Banking Sector: Opportunities and Risks », *arXiv preprint*, soumis le 28 novembre 2024, pp. 1 à 8 ; I. ALDASORO, S. DOERR, L. GAMBACORTA, S. NOTRA, T. OLIVIERO et D. WHYTE, « Generative Artificial Intelligence and Cyber Security in Central Banking », *BIS Papers No. 145*, Bank for International Settlements, Département monétaire et économique, mai 2024, pp. 5 à 18, disponible sur : <https://www.bis.org/publ/bppdf/bispap145.pdf> (consulté le 13 novembre 2025) ; ENISA, « Artificial Intelligence and Cybersecurity Research », juin 2023, pp. 24 à 30, disponible sur : <https://www.enisa.europa.eu/publications/artificial-intelligence-and-cybersecurity-research> (consulté le 13 novembre 2025) ; ENISA, « Artificial Intelligence Cybersecurity Challenges », décembre 2020, pp. 9 à 56, disponible sur : <https://www.enisa.europa.eu/publications/artificial-intelligence-cybersecurity-challenges> (consulté le 13 novembre 2025) ; H. NOLTE, M. RATEIKE et M. FINCK, « Robustness and Cybersecurity in the EU Artificial Intelligence Act », *arXiv preprint*, soumis le 22 février 2025, révisé le 28 mai 2025, pp. 1 à 13.

¹¹¹ N. GATES et W. FLYNN, *op. cit.*, pp. 4 à 41 ; I.H. SHAH, « Investigating the Risks of Algorithmic Bias and Explainability Failures in Credit Risk Models », *SSRN*, 22 juillet 2025, pp. 3 à 19 ; MONETARY AUTHORITY OF SINGAPORE (MAS), *op. cit.*, pp. 7 à 48 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; I. ALDASORO et autres, *op. cit.*, pp. 5 à 18 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; S. CIEPLY, *op. cit.*, pp. 58 à 84.

mobilisant des variables fortement corrélées à des critères protégés. Cette dynamique expose particulièrement les emprunteurs disposant de peu d'historique bancaire ou numérique et contribue donc à renforcer des mécanismes d'exclusion financière que l'IA était pourtant censée atténuer¹¹².

Un deuxième risque réside dans l'opacité des modèles décisionnels. Les algorithmes les plus performants tels que les méthodes d'ensemble ou les réseaux neuronaux reposent sur des interactions complexes difficiles à interpréter pour les analystes, les autorités de supervision et, a fortiori, les emprunteurs eux-mêmes. Les outils d'explicabilité *ex post* ne permettent qu'une approximation du raisonnement algorithmique et restent insuffisants pour garantir la traçabilité et la transparence exigées par le RGPD et l'AI Act. Cette opacité alimente un déficit de légitimité. Lorsqu'un refus de crédit ne peut être expliqué de manière intelligible, l'emprunteur ne dispose ni de moyens de comprendre la décision ni de la contester efficacement, ce qui renforce la méfiance à l'égard des systèmes automatisés¹¹³.

Enfin, l'usage croissant de données alternatives soulève des interrogations importantes liées à la protection de la vie privée, à la proportionnalité du traitement et au risque de surveillance financière. Les traces numériques, les comportements en ligne ou les données issues de la téléphonie mobile augmentent le pouvoir prédictif des modèles, mais leur mobilisation repose souvent sur le consentement contraint. Dans un marché de crédit largement numérisé, l'emprunteur dispose rarement d'une alternative réelle s'il souhaite accéder au financement. Cette asymétrie informationnelle, renforcée par la complexité des modèles et par le manque de garanties tangibles sur l'usage et la conservation de ces données, fragilise l'acceptabilité sociale du scoring algorithmique et peut nourrir un sentiment arbitraire. L'équilibre entre innovation prédictive et respect des droits fondamentaux demeure donc fragile, ce qui justifie un encadrement réglementaire attentif¹¹⁴.

¹¹² N. GATES et W. FLYNN, *op. cit.*, pp. 4 à 41 ; I.H. SHAH, *op. cit.*, pp. 3 à 19 ; S. DE LUCA, *op. cit.*, pp. 1 à 2 ; I.K. NASSR, *op. cit.*, pp. 16 à 35 ; F. KOEFER, I. LEMKEN et J. PAULS, « Fairness in algorithmic decision systems: a microfinance perspective », *EIF Research and Market Analysis Working Paper 2023/88*, 2023, pp. 7 à 23, disponible sur : https://www.eif.org/news_centre/publications/eif_working_paper_2023_88.pdf (consulté le 13 novembre 2025).

¹¹³ N. GATES et W. FLYNN, *op. cit.* pp. 4 à 41 ; I.H. SHAH, *op. cit.*, pp. 3 à 19 ; S. DE LUCA, *op. cit.*, pp. 1 à 2 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; art. 5, 13 à 15 et 22 RGPD ; art. 11 à 15 AI Act. ; I.K. NASSR, *op. cit.*, pp. 8 à 30 ; MONETARY AUTHORITY OF SINGAPORE (MAS), *op. cit.*, pp. 7 à 48.

¹¹⁴ I.K. NASSR, *op. cit.*, pp. 8 à 30 ; S. DE LUCA, *op. cit.*, pp. 1 à 2 ; MONETARY AUTHORITY OF SINGAPORE (MAS), *op. cit.*, pp. 8 à 48 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; I.H. SHAH, *op. cit.*, pp. 3 à 19 ; I.K. NASSR, *op. cit.*, pp. 8 à 30 ; F. KOEFER, I. LEMKEN et J. PAULS, *op. cit.*, pp. 7 à 23.

4.3. Les défis réglementaires et prudentiels

L'intégration de l'IA dans le scoring bancaire se déploie dans un environnement juridique particulièrement fragmenté, où coexistent des régimes poursuivant des objectifs différents. La protection des données avec le RGPD¹¹⁵, la gestion prudentielle des risques avec le cadre CRR/CRD¹¹⁶, la supervision de la résilience numérique via DORA¹¹⁷, et l'encadrement algorithmique avec l'AI Act¹¹⁸. Cette superposition crée un ensemble d'obligations techniques et organisationnelles difficile à articuler pour les établissements financiers, qui doivent concilier des exigences redondantes, parfois contradictoires. Par exemple, les obligations de transparence imposées par le RGPD ne s'accordent pas toujours aisément avec les impératifs de robustesse et de sécurité du cadre prudentiel, ni avec la protection du secret des affaires invoquée par les prestataires technologiques. Cette complexité est renforcée par le recours croissant à des modèles développés ou hébergés par des acteurs extérieurs, ce qui multiplie les chaînes de responsabilité et fragilise la maîtrise opérationnelle des systèmes par les établissements¹¹⁹.

À ces défis s'ajoute une hausse des obligations d'évaluation et de responsabilité. Le RGPD impose la réalisation d'analyses d'impact pour tout traitement à risque élevé, tandis que l'AI Act introduit une évaluation spécifique des atteintes potentielles aux droits fondamentaux pour les systèmes à haut risque tels que le scoring. Or, la complexité technique des modèles d'IA rend leur audit difficile et accentue le risque de non-conformité. Les établissements demeurent responsables des décisions prises sur la base d'algorithmes qu'ils ne maîtrisent pas toujours pleinement¹²⁰.

Enfin, les limites des cadres existants montrent la difficulté à assurer une transparence réelle pour des modèles parfois peu interprétables, l'intégration encore incomplète des spécificités de l'IA dans les règles prudentielles, et une articulation complexe entre exigences techniques et protection des droits fondamentaux¹²¹. Ces enjeux qui touchent directement à la protection des

¹¹⁵ Art. 22 et suivants RGPD.

¹¹⁶ EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; Directive 2013/36/UE relative à l'accès à l'activité des établissements de crédit, *op. cit.* ; Règlement (UE) n° 575/2013 relatif aux exigences prudentielles, *op. cit.*

¹¹⁷ Règlement (UE) 2022/2554 du Parlement européen et du Conseil du 14 décembre 2022 relatif à la résilience opérationnelle numérique du secteur financier, *J.O.U.E.*, L 333 du 27 décembre 2022, p. 1-84.

¹¹⁸ Annexe III, point 5, AI Act.

¹¹⁹ EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; MONETARY AUTHORITY OF SINGAPORE (MAS), *op. cit.*, pp. 7 à 48 ; N. VÉRON et D. MÜGGE, *op. cit.*, pp. 1 à 14.

¹²⁰ Art. 35 RGPD ; art. 9 à 15 AI Act. ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; MONETARY AUTHORITY OF SINGAPORE (MAS), *op. cit.*, pp. 7 à 48 ; Règlement (UE) 2022/2554 relatif à la résilience opérationnelle numérique, *op. cit.*, art. 28 à 34 ; S. DE LUCA, *op. cit.*, pp. 1 à 2 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50.

¹²¹ COMMISSION EUROPÉENNE, « AI Act – Regulatory framework for Artificial Intelligence », site officiel de l'UE, dernière mise à jour 23 octobre 2025, disponible sur : <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/regulatory-framework-ai> (consulté le 16 novembre 2025) ; EDPS – EUROPEAN

consommateurs et à l'équité procédurale dans l'accès au crédit, justifient une analyse approfondie de l'articulation entre RGPD, AI Act et cadre prudentiel, laquelle fera l'objet du chapitre suivant.

Partie III – L'encadrement juridique du scoring bancaire algorithmique

L'encadrement juridique du scoring bancaire algorithmique européen s'inscrit aujourd'hui dans un paysage normatif particulièrement dense, marqué par la superposition de textes transversaux, sectoriels et prudentiels. De nombreuses réglementations européennes, qu'il s'agisse de la résilience opérationnelle (DORA)¹²², de l'accès et du partage des données (Data Act)¹²³, des obligations pesant sur les plateformes numériques (DSA)¹²⁴, des cadres prudentiels bancaires (CRR/CRD, IFRS 9)¹²⁵, ou encore des directives relatives au crédit à la consommation ou au crédit hypothécaire¹²⁶, influencent directement ou indirectement les pratiques de scoring, la qualité des données mobilisées et la gouvernance des modèles.

L'intégration exhaustive de ces différentes réglementations dépasserait les limites de l'étude et risquerait d'en affecter la cohérence. Dans une perspective juridique et opérationnelle, deux normes apparaissent néanmoins déterminantes : le RGPD, qui encadre la protection des personnes face aux traitements de données et qui fixe les obligations de transparence, et l'AI Act, premier cadre horizontal consacré aux systèmes d'IA, au sein duquel le scoring de crédit est expressément qualifié d'usage à haut risque. Ensemble, ces textes structurent l'essentiel des garanties applicables, qu'il s'agisse des droits individuels, de la gouvernance des modèles ou de la supervision humaine¹²⁷.

DATA PROTECTION SUPERVISOR, « TechDispatch 2/2025: Human Oversight in Automated Decision-Making », 23 septembre 2025, disponible sur : https://www.edps.europa.eu/data-protection/our-work/publications/techdispatch/2025-09-23-techdispatch-22025-human-oversight-automated-making_en (consulté le 16 novembre 2025).

¹²² Règlement (UE) 2022/2554, *op. cit.*

¹²³ Règl. (UE) 2023/2854 du 13 déc. 2023 (Data Act), *J.O.U.E.* L 2023/2854, 22 déc. 2023.

¹²⁴ Règl. (UE) 2022/2065 du 19 oct. 2022 (DSA), *J.O.U.E.* L 277, 27 oct. 2022.

¹²⁵ Règl. (UE) n° 575/2013 du 26 juin 2013 (CRR) et Dir. 2013/36/UE (CRD IV) ; IFRS 9, Financial Instruments (IASB, 2014)

¹²⁶ Dir. (UE) 2023/2225 du 18 oct. 2023 relative au crédit à la consommation, *J.O.U.E.* L 2023/2225, 31 oct. 2023.

¹²⁷ N. VÉRON et D. MÜGGE, *op. cit.*, pp. 1 à 14 ; N. GATES et W. FLYNN, *op. cit.*, pp. 4 à 41 ; F. KOEFER, I. LEMKEN et J. PAULS, *op. cit.*, pp. 7 à 23.

L'analyse sera principalement articulée autour du RGPD et de l'AI Act, non par exclusion des autres instruments, mais parce qu'ils constituent le noyau normatif dont dépend l'essentiel de la conformité juridique du scoring bancaire algorithmique européen¹²⁸.

Chapitre 1 : Le RGPD, un cadre de protection des données dont les limites sont révélées par le scoring automatisé

Le Règlement général sur la protection des données (RGPD) constitue le socle de la protection des personnes dans l'Union européenne face aux traitements de données à caractère personnel. À ce titre, il s'applique pleinement au scoring bancaire basé sur l'intelligence artificielle, reposant sur l'analyse de volumes massifs de données et conditionnant directement l'accès au crédit, son coût et l'inclusion financière des individus¹²⁹.

Pourtant, confronté aux réalités techniques et économiques des modèles modernes de scoring, le RGPD révèle ses fragilités. Ses principes généraux, son encadrement de la décision individuelle automatisée, ses exigences de transparence et même les consolidations jurisprudentielles se heurtent à la logique des systèmes algorithmiques¹³⁰.

Cette section vise à montrer comment ce cadre, bien que protecteur en théorie, demeure partiellement inadapté aux spécificités du scoring de crédit par IA.

1.1. L'article 5 du RGPD et le scoring bancaire : des principes fondamentaux sous pression

L'article 5 du RGPD constitue la base du cadre applicable au scoring bancaire fondé sur l'IA. Cet article énonce les principes directeurs du traitement des données, tels que la licéité, la loyauté et la transparence. Là où les systèmes modernes reposent sur des volumes massifs de données hétérogènes et sur des modèles d'apprentissage automatique souvent opaques, les principes de licéité, de loyauté, de limitation des finalités, de minimisation et d'exactitude deviennent les premières garanties contre les risques de discrimination, d'opacité et de collecte des données. Pourtant, face aux réalités opérationnelles du scoring et aux exigences émergentes

¹²⁸ *Ibidem*. p. 38.

¹²⁹ ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, pp. 1 à 14 ; B. PAAL, « Article 22 GDPR: Credit Scoring Before the CJEU », *Global Privacy Law Review*, Vol. 4, n° 3, 1er août 2023, pp. 127 à 137 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.*, pp. 3 à 4 ; C. CASTELLUCCIA et D. LE MÉTAYER, « Understanding algorithmic decision-making: Opportunities and challenges », *Institut national de recherche en informatique et en automatique Inria*, 2019, pp. 3 à 74.

¹³⁰ I.K. NASSR, *op. cit.*, pp. 16 à 31 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 3 à 6 ; A. HÄUSELMANN et B. CUSTERS, « Substantive fairness in the GDPR: Fairness Elements for Article 5.1a GDPR », *Computer Law & Security Review: The International Journal of Technology Law and Practice*, Vol. 52, 2024, n° 105942, pp. 1 à 3.

de l'AI Act, ces principes révèlent des difficultés pratiques et des tensions non résolues pour les établissements bancaires¹³¹.

Premièrement, l'exigence de loyauté et de transparence impose que le score, qui conditionne l'accès au crédit, son coût ou sa disponibilité, ne reproduise pas des biais historiques ni des discriminations indirectes. Le principe de loyauté (art. 5(1)(a)) oblige le responsable de traitement à garantir un traitement non trompeur et respectueux des attentes raisonnables de la personne concernée, tandis que le principe de transparence impose une information claire sur la logique du traitement automatisé¹³². Le principe d'équité substantielle exige une vigilance particulière quant aux choix des données et à la capacité des banques à identifier les mécanismes de discrimination. Cependant, l'amélioration de la performance prédictive des modèles dépend souvent de l'intégration d'un nombre croissant de variables corrélées à des facteurs socio-économiques. Cela place le secteur dans une tension constante entre optimisation statistique et respect du principe d'équité¹³³.

Deuxièmement, les principes d'exactitude, de minimisation et d'intégrité sont particulièrement mis sous pression dans les environnements algorithmiques. L'article 5(1)(d) impose que les données soient "exactes et, si nécessaire, tenues à jour"¹³⁴, ce qui est difficile de garantir dans des modèles reposant sur du big data, des données dérivées ou des données issues de sources peu fiables. Une inexactitude peut entraîner des classifications erronées et donc un refus de crédit qui sera injustifié. Le principe de minimisation (art. 5(1)(c)), exigeant de ne collecter que les données nécessaires, est donc directement en tension avec la logique du machine learning fondée sur l'intégration de données abondantes et diversifiées. Enfin, le principe d'intégrité et de confidentialité (art. 5(1)(f)) impose une protection contre les accès non autorisés, les altérations et les fuites, ce qui suppose une traçabilité technique et des audits réguliers, des exigences encore loin d'être pleinement maîtrisées dans le scoring bancaire¹³⁵.

¹³¹ ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, p. 2 à 14 ; A. HÄUSELMANN et B. CUSTERS, *op. cit.* pp. 3 à 4 ; C. CASTELLUCCIA et D. LE MÉTAYER, *op. cit.*, pp. 40 à 44 ; I.K. NASSR, *op. cit.*, p. 19 ; Art. 5 RGPD.

¹³² Art. 5(1)(a) RGPD.

¹³³ V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 5 à 7 ; A. HÄUSELMANN et B. CUSTERS, *op. cit.*, pp. 5 à 6 ; art. 5 RGPD.

¹³⁴ Art. 5(1)(c) RGPD.

¹³⁵ Art. 5 RGPD.. ; MONETARY AUTHORITY OF SINGAPORE (MAS), *op. cit.*, pp.18 à 22 ; R. BINNS et M. VEALE, « Is that your final decision? Multi-stage profiling, selective effects, and Article 22 of the GDPR », *International Data Privacy Law*, Vol. 11, n° 4, novembre 2021, pp. 319 à 332 ; ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, pp. 1 à 14.

Troisièmement, l'Analyse d'Impact relative à la Protection des Données, ou l'AIDP ¹³⁶, imposée par l'article 35 du RGPD, présente aussi des limites structurelles. L'article 35(1) rend obligatoire une AIDP dès lors qu'un traitement est "susceptible d'engendrer un risque élevé" ¹³⁷, ce qui inclut explicitement le profilage et les décisions automatisées. En théorie, l'AIDP doit identifier, évaluer et atténuer les risques pour les droits fondamentaux, mais en pratique, elle se réduit souvent à un exercice formel centré sur la protection des données, sans prendre pleinement en compte les risques plus larges de discrimination, d'exclusion financière ou d'erreurs structurelles. Ces limites sont aggravées par l'opacité des modèles, l'instabilité des outils d'explicabilité et l'immaturation des mécanismes internes ¹³⁸.

Enfin, une tension normative majeure apparaît au sein du RGPD en ce qui concerne le traitement des données sensibles. L'article 9(1) interdit en principe le traitement de "catégories particulières de données" ¹³⁹, tel que l'origine raciale, les opinions politiques, ou les données de santé. Les exceptions prévues à l'article 9(2) sont strictement limitées ¹⁴⁰. Dans le scoring bancaire, cela crée des incertitudes persistantes quant à la démonstration de la nécessité stricte du traitement, des bases légales mobilisables, des garanties techniques et organisationnelles attendues pour prévenir un détournement ou un risque de discrimination indirecte. En l'absence de ces lignes directrices harmonisées, les établissements bancaires se retrouvent exposés à un risque de non-conformité, dans un contexte où la coopération entre autorités compétentes reste encore largement à structurer ¹⁴¹.

Ainsi, l'article 5 du RGPD demeure un socle indispensable pour encadrer le scoring bancaire, mais sa mise en œuvre révèle des tensions et lacunes structurelles nécessitant une gouvernance des données particulièrement rigoureuse. En l'état, le cadre reste fragmenté, laissant peser sur

¹³⁶ L'AIDP est une procédure obligatoire prévue par l'article 35 du RGPD visant à identifier, évaluer et atténuer les risques élevés que certains traitements font peser sur les droits et libertés des personnes. Elle implique une analyse structurée du traitement, de ses finalités, des risques, des mesures de sécurité, ainsi que de la nécessité et de la proportionnalité du système.

ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, « Guidelines on Data Protection Impact Assessment (DPIA) and determining whether processing is "likely to result in a high risk" for the purposes of Regulation 2016/679 », WP248 rev.01, European Commission, 13 octobre 2017, pp. 6 à 10, disponible sur : <https://ec.europa.eu/newsroom/article29/items/611236> (consulté le 3 décembre).

¹³⁷ Art. 35(1) RGPD.

¹³⁸ ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, *op. cit.*, pp. 6 à 20 ; ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, pp. 1 à 14 ; Art. 35 RGPD.

¹³⁹ Art. 9(1) RGPD.

¹⁴⁰ Art. 9(2) RGPD.

¹⁴¹ A. HÄUSELMANN et B. CUSTERS, *op. cit.*, pp.40 à 41 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 2 à 13 ; Article 9 RGPD.

les établissements financiers une charge de conformité élevée et sur les consommateurs une protection encore imparfaite face aux risques de l'IA appliquée au crédit¹⁴².

1.2. L'article 22 du RGPD : une protection théorique contre les décisions exclusivement automatisées

Après l'analyse des principes transversaux de l'article 5, il convient d'examiner la disposition la plus mobilisée dans le scoring automatisé : l'article 22 du RGPD, qui encadre la prise de décision basée exclusivement sur un traitement automatisé¹⁴³. L'article est structuré en trois niveaux. Le premier paragraphe pose une interdiction de principe, le deuxième prévoit trois exceptions et le troisième paragraphe impose des garanties obligatoires lorsque l'une de ces exceptions est utilisée¹⁴⁴.

Le paragraphe 1 prohibe toute décision fondée exclusivement sur un traitement automatisé, y compris le profilage, lorsqu'elle produit des effets juridiques ou affecte de manière significative la personne concernée. L'effet significatif est compris comme une conséquence suffisamment grave pour influencer la situation économique, juridique ou sociale de l'individu, ce qui inclut clairement l'octroi ou le refus d'un crédit. Ainsi, un score qui conditionne l'accès au financement ou détermine les conditions contractuelles entre l'établissement et l'emprunteur entre directement dans son champ d'application. De ce fait, l'article 22(1) apparaît théoriquement comme une protection contre les risques d'opacité, d'erreur ou de discrimination inhérents à l'usage massif des modèles algorithmiques dans le secteur bancaire. Cependant, son effectivité demeure fragile lorsqu'on confronte le texte aux pratiques réelles du secteur¹⁴⁵.

Une première limite tient à l'exigence d'une décision "fondée exclusivement" sur un traitement automatisé. Le RGPD ne définit pas ce qu'il faut entendre par "exclusivement", ce qui laisse aux responsables du traitement une marge importante pour contourner l'interdiction. Il suffit aux établissements d'introduire une intervention humaine, même minimale, pour qualifier la décision de "non exclusivement automatisée" ou hybride. Or, ces interventions sont

¹⁴² I.K. NASSR, *op. cit.*, pp. 21 à 22 ; A. HÄUSELMANN et B. CUSTERS, *op. cit.*, pp. 2 à 12.

¹⁴³ P.A.E. DAVIS et S.F. SCHWEMER, « Rethinking Decisions Under Article 22 of the GDPR: Implications for Semi-Automated Legal Decision-Making », *Proceedings of the Third International Workshop on Artificial Intelligence and Intelligent Assistance for Legal Professionals in the Digital Workplace (LegalAIIA 2023)*, Braga, Portugal, 2023, pp. 1 à 9 ; R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332.

¹⁴⁴ Art. 22 RGPD. ; ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, « Guidelines on Automated individual decision-making and Profiling for the purposes of Regulation 2016/679 (WP251rev.01) », Adopted October 3, 2017; revised February 6, 2018, pp. 19 à 27, disponible sur : http://ec.europa.eu/justice/data-protection/index_en.htm (consulté le 3 décembre).

¹⁴⁵ R. HAMON, H. JUNKLEWITZ, I. SANCHEZ, G. MALGIERI et P. DE HERT, « Bridging the Gap Between AI and Explainability in the GDPR: Towards Trustworthiness-by-Design in Automated Decision-Making », *IEEE Computational Intelligence Magazine*, Vol. 17, n° 1, février 2022, pp. 56 à 85 ; B. PAAL, *op. cit.*, pp. 127 à 137.

généralement nominales : validation administrative, contrôle superficiel ou simple clic d'acceptation par un conseiller. Cette pratique détourne le sens de l'article 22(1), dont l'objectif est d'empêcher que la décision soit entièrement déterminée par le système alors qu'en réalité, l'humain n'a pas la capacité d'infléchir le résultat¹⁴⁶.

L'opacité technique des modèles de scoring modernes aggrave la situation. Même lorsqu'un humain intervient, il ne comprend pas toujours les fondements du score et ne dispose pas d'une véritable capacité d'altérer la décision. Dans ce cas, la décision est de facto automatisée, mais juridiquement présentée comme hybride, ce qui brouille l'application de l'article 22¹⁴⁷.

Cette fragilité nourrit un phénomène de contournement structurel, que le paragraphe 3 du RGPD ne parvient pas à entièrement corriger. Lorsque l'une des trois exceptions du paragraphe 2 est invoqué, telle que le consentement explicite¹⁴⁸, la nécessité contractuelle¹⁴⁹ ou la base légale spécifique¹⁵⁰, le paragraphe 3 impose obligatoirement trois garanties. Celui du droit à une intervention humaine, du droit d'exprimer son point de vue et le droit de contester la décision¹⁵¹. Cependant, ces garanties demeurent largement théoriques¹⁵². La supervision humaine exigée par l'article 22(3) suppose une analyse autonome, éclairée et capable de modifier la recommandation algorithmique, ce qui est rarement possible dans des organisations très standardisées. En pratique, seuls les dossiers atypiques bénéficient d'une analyse approfondie, tandis que la majorité des décisions sont déterminées par le système¹⁵³.

À ces limites structurelles s'ajoute l'absence d'un cadre sectoriel spécifiquement conçu pour le scoring bancaire. Le paragraphe 2(b) permet à un État membre ou à l'Union européenne de prévoir une base légale autorisant les décisions automatisées¹⁵⁴. Cependant, aucune législation européenne du crédit n'exige, à ce jour, de transparence algorithmique ou d'explication

¹⁴⁶ R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332 ; ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, *op. cit.*, pp. 21 à 24 ; P.A.E. DAVIS et S.F. SCHWEMER, *op. cit.*, pp. 4-15.

¹⁴⁷ R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 12 à 25 et 47 à 54 ; R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332.

¹⁴⁸ Art. 22(2)(c) RGPD.

¹⁴⁹ Art. 22(2)(a) RGPD.

¹⁵⁰ Art. 22(2)(b) RGPD.

¹⁵¹ Art. 22(3) RGPD.

¹⁵² P.A.E. DAVIS et S.F. SCHWEMER, *op. cit.*, pp. 6 à 9 ; R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332 ; Art. 22 RGPD.

¹⁵³ ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, *op. cit.*, pp. 20 à 30 ; R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332 ; I.K. NASSR, *op. cit.*, pp. 20 à 25 ; Art. 22(3) RGPD.

¹⁵⁴ Art. 22(2)(b) RGPD. ; ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, « Guidelines on Automated individual decision-making and Profiling for the purposes of Regulation 2016/679 (WP251rev.01) », Adopted October 3, 2017; revised February 6, 2018, pp. 19 à 27, disponible sur : http://ec.europa.eu/justice/data-protection/index_en.htm (consulté le 30 novembre).

individualisée du refus¹⁵⁵. La directive sur le crédit à la consommation¹⁵⁶ impose seulement d'indiquer au consommateur qu'un refus sur la base de données, sans exiger d'explication individualisée. L'emprunteur ne connaît donc ni le raisonnement, ni les données déterminantes qui ont été pris en compte lors de la décision¹⁵⁷.

Les établissements bancaires invoquent la nécessité de protéger leurs modèles propriétaires¹⁵⁸ et d'éviter la manipulation des scores pour limiter la transparence. Le secret des affaires, protégé par la directive 2016/943/UE, est souvent mobilisé pour justifier une absence d'explication précise. Le consommateur reste donc dans l'incapacité de comprendre ou de contester efficacement la décision¹⁵⁹.

Enfin, les divergences d'interprétation du RGPD renforcent cette fragilité. Avant les précisions des jurisprudences récentes¹⁶⁰, la doctrine hésitait entre une lecture objective ou subjective de l'article 22, ce qui favorisait l'ambiguïté autour de la qualification des systèmes. La distinction entre actes préparatoires et décisions automatisées était floue, permettant aux banques de présenter le scoring comme un simple outil d'aide. Des autorités, telle que la CNIL, ont en outre interprété strictement les exceptions fondées sur l'accord contractuel ou le consentement, limitant leur usage. L'article 22(2)(b), qui laisse chaque État membre libre de prévoir ou non une réglementation pour certaines pratiques, a accentué la fragmentation¹⁶¹.

Bien que l'article 22 du RGPD constitue un instrument juridique central, sa mise en œuvre se heurte à des ambiguïtés et lacunes structurelles. Les zones d'incertitude autour du critère d'exclusivité, d'insuffisance des garanties procédurales, d'absence de cadre sectoriel et de la fragmentation interprétative fragilisent un dispositif pourtant essentiel à la protection des

¹⁵⁵ P.A.E. DAVIS et S.F. SCHWEMER, *op. cit.*, pp. 6 à 9 ; R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332 ; ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, *op. cit.*, pp. 20 à 30 ; I.K. NASSR, *op. cit.*, pp. 20 à 25.

¹⁵⁶ Directive (UE) 2023/2225 du Parlement européen et du Conseil du 18 octobre 2023 relative au crédit à la consommation (refonte), *J.O.U.E.*, L 2023/2225 du 31 octobre 2023.

¹⁵⁷ Directive du 18 octobre 2023 précitée ; ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, pp. 10 à 15 ; Art. 35 RGPD.

¹⁵⁸ Un **modèle propriétaire** désigne un algorithme ou un système développé et contrôlé par une entreprise, protégé par le secret des affaires, dont la structure, les paramètres et la logique interne ne sont pas divulgués. Sa protection vise à préserver l'avantage concurrentiel de l'entreprise et à éviter tout risque de manipulation externe.

Directive (UE) 2016/943 précitée du 8 juin 2016, article 2(1).

¹⁵⁹ R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332 ; Directive (UE) 2016/943 du Parlement européen et du Conseil du 8 juin 2016 sur la protection des savoir-faire et des informations commerciales non divulgués (secrets d'affaires) contre l'obtention, l'utilisation et la divulgation illicites, *J.O.U.E.*, L 157 du 15 juin 2016, pp. 1 à 18 ; I.K. NASSR, *op. cit.*, pp. 8 à 30.

¹⁶⁰ Voy. *infra* p. 47 et 59.

¹⁶¹ Art. 35 RGPD ; P.A.E. DAVIS et S.F. SCHWEMER, *op. cit.*, pp. 10 à 15 ; R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332.

emprunteurs. Le résultat est un régime théoriquement protecteur mais pratiquement insuffisant face à un secteur où l'automatisation constitue la norme¹⁶².

1.3. Les obligations de transparence et d'explicabilité : un défi structurel pour les IA modernes.

L'article 22 pose une interdiction de principe, sa mise en œuvre effective suppose que le consommateur comprenne la logique de son traitement. C'est tout l'objet des obligations de transparence et d'explicabilité prévues aux articles 13, 14 et 15 du RGPD¹⁶³.

Les obligations de transparence et d'explicabilité imposées par les articles 13, 14 et 15 du RGPD constituent l'un des piliers centraux de la protection accordée aux individus face aux décisions de scoring automatisé. L'article 13 s'applique lorsque les données sont collectées directement auprès de la personne concernée, tandis que l'article 14 s'applique lorsque les données proviennent d'une source tierce. Dans les deux cas, le responsable de traitement doit fournir, "au moment de la collecte", des informations essentielles, dont l'identité du responsable, les finalités du traitement, la base légale, les catégories de données utilisées, l'existence d'une prise de décision automatisée au sens de l'article 22, ainsi que des "informations utiles concernant la logique sous-jacente", et les conséquences prévues pour la personne concernée¹⁶⁴.

L'article 15 complète ce dispositif en accordant un droit d'accès renforcé, qui permet à l'emprunteur de demander l'accès non seulement ses données, mais aussi des explications sur la logique du traitement, les catégories de données utilisées, et la portée et les effets de la décision automatisée¹⁶⁵. Dans le domaine du crédit, ces garanties informationnelles sont essentielles car un score conditionne directement l'accès au financement. Ces obligations s'appliquent dès la collecte des données et se prolongent via le droit d'accès, qui doit permettre au consommateur de comprendre les facteurs déterminants du score¹⁶⁶.

Toutefois, ces obligations se heurtent directement à la protection du secret des affaires, aux intérêts économiques des établissements financiers et à l'opacité des modèles propriétaires

¹⁶² *Ibidem*, p. 44.

¹⁶³ C. CASTELLUCCIA et D. LE MÉTAYER, *op. cit.*, pp. 47 à 54 ; ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, pp. 5 à 10 ; ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, *op. cit.*, pp. 9 à 11.

¹⁶⁴ Art. 13 et 14 RGPD. ; ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, « Guidelines on transparency under Regulation 2016/679 (WP260 rev.01) », Adopted November 29, 2017; revised April 11, pp. 13 à 33, 2018, disponible sur : http://ec.europa.eu/newsroom/article29/news.cfm?itemtype=1358&tpa_id=6936 (consulté le 30 novembre 2025).

¹⁶⁵ Art. 15 RGPD.

¹⁶⁶ Art.13 à 15 RGPD ; S. BAMPOUNIS et A. SAVINKOVA, « Implications and challenges of SCHUFA case for the credit information agencies industry: Automated Decision Making (Credit Score) under Article 22 of the GDPR », Mémoire de Maîtrise, Uppsala University, 2024, (multig.), pp. 32 à 35 ; R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332.

développés par les néobanques ou les fintechs¹⁶⁷. Les méthodologies de scoring constituent un actif stratégique majeur, protégé par la directive sur le secret des affaires¹⁶⁸. Cela rend les banques et les fournisseurs d'algorithmes réticents quant à l'idée de divulguer des informations détaillées sur la structure de leurs modèles¹⁶⁹. Ils invoquent notamment le risque de manipulation des scores par les emprunteurs. Cette situation illustre la tension structurelle entre transparence et protection des modèles propriétaires. Cependant, la doctrine et les autorités de contrôle rappellent que la transparence prime dès lors que la décision affecte substantiellement la personne. Le secret des affaires ne peut donc pas servir d'écran pour masquer une logique discriminatoire¹⁷⁰.

L'un des obstacles les plus profonds réside dans les limites techniques intrinsèques aux modèles d'apprentissage automatique. Les techniques d'ensemble et les réseaux neuronaux profonds fonctionnent comme des "boîtes noires" dont le processus décisionnel est difficile, voire impossible, à restituer sous forme d'explication causale intelligible. Leur complexité rend difficile l'identification des facteurs déterminants d'un score individuel¹⁷¹. Bien que le RGPD implique une explication significative avec notamment son article 22, celle-ci est souvent impraticable. Ni les formules mathématiques, ni les schémas d'apprentissage ne constituent des explications compréhensibles pour un consommateur. Les méthodes d'explicabilité ne fournissent qu'une approximation, souvent instable et contextuelle. Elles renforcent ainsi la tension entre exigence juridique de transparence et limites techniques des modèles¹⁷².

L'opacité ne constitue pas seulement un obstacle à la conformité, mais aussi un risque d'iniquité. L'emprunteur ne comprend ni les raisons de l'acceptation ou du refus de sa demande, ni la manière d'améliorer son score. Cette asymétrie informationnelle entre l'établissement et l'emprunteur est d'autant plus problématique que les modèles apprennent à partir de données susceptibles de reproduire des biais. L'opacité facilite en outre la discrimination indirecte lorsque des variables apparemment neutres, telles que les comportements numériques, agissent comme des indicateurs de caractéristiques sensibles. Le consommateur se retrouve ainsi exposé à des décisions potentiellement discriminatoires, sans pouvoir identifier ou démontrer

¹⁶⁷ Voy. *supra* p. 19.

¹⁶⁸ Directive (UE) n° 2016/943, *op. cit.*, pp. 1 à 18.

¹⁶⁹ *Ibidem.* ; I.K. NASSR, *op. cit.*, 10 à 25.

¹⁷⁰ ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, pp. 10 à 14 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 12 à 15.

¹⁷¹ R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 1 à 13 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 12 à 15.

¹⁷² *Ibidem.*

l'existence d'un biais. Cette opacité affecte aussi les capacités d'audit interne et de supervision, affaiblissant la gouvernance et augmentant le risque systémique¹⁷³.

Dans ce contexte, le RGPD tente d'imposer des garde-fous normatifs, tels que le besoin d'un droit à l'explication, d'une vérification de l'exactitude, de documentation du traitement ou de l'intervention humaine. Néanmoins, un écart persiste entre l'ambition de la loi et les capacités opérationnelles des établissements. Les architectures algorithmiques ne sont pas conçues pour être interprétables car les modèles sont propriétaires et les décisions sont massivement automatisées. Le risque que la transparence devienne un exercice formel, déconnecté d'une réelle capacité du consommateur à agir est donc bien réel¹⁷⁴.

La question de la transparence et de l'explicabilité dans le scoring bancaire révèle une tension structurelle entre les exigences juridiques du RGPD et les contraintes techniques et économiques propres aux modèles d'IA. Si les obligations informationnelles constituent un rempart pour protéger les droits fondamentaux des emprunteurs, leur effectivité demeure limitée tant que les modèles restent largement opaques et difficilement interprétables¹⁷⁵.

1.4. Les apports et les limites de l'arrêt SCHUFA

Le cadre de transparence imposé par les articles 13 à 15 du RGPD s'est heurté en pratique à l'opacité croissante des modèles d'IA. L'arrêt SCHUFA constitue à cet égard un tournant, en précisant la portée de l'article 22 du RGPD et en clarifiant ce que les établissements bancaires doivent réellement mettre en place pour s'y conformer¹⁷⁶.

L'arrêt SCHUFA (C.J., 7 décembre 2023, C-634/21) marque une étape déterminante dans l'encadrement juridique du scoring en Europe, en proposant une interprétation de l'article 22 du RGPD¹⁷⁷. Saisie d'un litige relatif à un refus de crédit fondé sur un score fourni par l'agence SCHUFA en Allemagne, la CJUE devait déterminer si la production d'une valeur de probabilité pouvait constituer une "décision individuelle automatisée". L'enjeu était majeur : si le score n'était qu'un acte préparatoire, les garanties du RGPD (obligations d'information, d'explicabilité, de contestation) ne s'appliquaient pas, laissant la protection du consommateur

¹⁷³ *Ibidem*. p. 46 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.*, pp. 6 à 10 ; MONETARY AUTHORITY OF SINGAPORE (MAS), *op. cit.*, pp. 14 à 19 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 13 à 17.

¹⁷⁴ ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, *op. cit.*, pp. 9 à 24 ; C. CASTELLUCCIA et D. LE MÉTAYER, *op. cit.*, pp. 45 à 54 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 12 à 15 ; ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, pp. 5 à 7 ; R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332 ; S. BAMPOUNIS et A. SAVINKOVA, *op. cit.*, pp. 30 à 34 ; Art. 5, 12 à 15, 22 et 35 RGPD.

¹⁷⁵ *Ibidem*.

¹⁷⁶ S. BAMPOUNIS et A. SAVINKOVA, *op. cit.*, pp. 42 à 43 ; B. PAAL, *op. cit.*, pp. 127 à 137.

¹⁷⁷ C.J. (première chambre), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, Aff. C-634/21 ; A. BEELEN, *op. cit.*, pp. 20 à 23 ; ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, pp. 2 à 10 ; Article 13 à 15 RGPD.

largement théorique. Or, en pratique, cette externalisation massive du scoring avait pour effet de contourner les obligations attachées aux décisions automatisées¹⁷⁸.

La CJUE a adopté une interprétation large de l'article 22. D'une part, elle confirme que l'article 22(1) établit une prohibition générale des décisions fondées exclusivement sur un traitement automatisé dès lors qu'elles produisent des effets juridiques ou affectent significativement une personne. La Cour met ainsi fin à la controverse doctrinale entre une lecture "subjective" de l'article 22, où l'article représentait un simple droit invocable, et une lecture "objective", où l'article représentait une interdiction par défaut, en consacrant cette seconde approche¹⁷⁹.

D'autre part, la CJUE considère qu'un score de crédit constitue une décision individuelle automatisée lorsque les établissements y dépendent de manière déterminante pour statuer sur l'octroi, les conditions ou le refus du prêt. Dès lors que le score oriente substantiellement la décision finale, il ne peut être qualifié d'acte préparatoire. Cette analyse empêche les banques et les agences de se renvoyer la responsabilité. Si le score détermine la décision, l'agence de crédit doit appliquer l'article 22 et garantir les droits du consommateur¹⁸⁰.

Cette requalification produit des conséquences structurantes. Les établissements ne peuvent plus se contenter d'une supervision humaine minimaliste consistant en une validation automatique du score¹⁸¹. Pour échapper au champ de l'article 22, l'intervention humaine doit être réelle, éclairée et capable de modifier le résultat. La Cour exige un contrôle humain significatif, excluant toute intervention nominale¹⁸². L'organisation interne doit garantir une analyse propre, une capacité de remise en cause du score et une compréhension suffisante du modèle mobilisé¹⁸³.

Lorsque la décision automatisée est utilisée dans le cadre d'un régime dérogatoire au titre de l'article 22(2), les garanties procédurales, telles que la contestation, ou encore l'intervention

¹⁷⁸ C.J. (première chambre), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, Aff. C-634/21 ; S. BAMPOUNIS et A. SAVINKOVA, *op. cit.*, pp. 14 à 40.

¹⁷⁹ C.J. (première chambre), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, Aff. C-634/21 ; A. BEELEN, *op. cit.*, pp. 20 à 23 ; S. BAMPOUNIS et A. SAVINKOVA, *op. cit.*, pp. 17 à 41 ; B. PAAL, *op. cit.*, pp. 129 à 130 ; ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, pp. 2 à 5 ; R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 320.

¹⁸⁰ *Ibidem*.

¹⁸¹ C.J. (première chambre), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, Aff. C-634/21 ; R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332 ; S. BAMPOUNIS et A. SAVINKOVA, *op. cit.*, pp. 32 à 41.

¹⁸² ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, *op. cit.*, pp. 4 à 24 ; R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332.

¹⁸³ EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.*, pp. 6 à 10 ; MONETARY AUTHORITY OF SINGAPORE (MAS), *op. cit.*, pp. 14 à 48 ; S. BAMPOUNIS et A. SAVINKOVA, *op. cit.*, pp. 16 à 33.

humaine, deviennent impératives. Elles ne peuvent être effectives que si l’opérateur humain comprend le fonctionnement du modèle et dispose d’une marge d’appréciation réelle¹⁸⁴.

L’arrêt n’épuise toutefois pas les difficultés juridiques, techniques et opérationnelles. Premièrement, le critère de décision “exclusivement automatisée” demeure délicat à appliquer. La distinction entre supervision substantielle et supervision nominale repose sur une analyse factuelle complexe, difficile à garantir dans un contexte de traitements de masse où les scores sont conçus pour être déterminants¹⁸⁵.

Deuxièmement, la Cour n’a pas défini clairement l’étendue de la notion d’“effet significatif”. Si le refus de crédit relève sans ambiguïté de cette catégorie, d’autres pratiques automatisées, comme la détermination de taux, la modulation de plafonds, ou la détermination des conditions contractuelles, pourraient également entrer dans le champ de l’article 22, créant une zone d’incertitude pour les établissements¹⁸⁶.

Troisièmement, l’arrêt ne résout pas la tension structurelle entre transparence et secret des affaires. La Cour affirme la primauté de la protection de la personne, mais ne délimite pas l’ampleur des informations devant être communiquées. Les arbitrages entre explicabilité et confidentialité restent donc fragiles, en particulier pour les modèles complexes dont l’opacité résulte autant de la technique que de la protection commerciale¹⁸⁷.

Enfin, si l’arrêt SCHUFA clarifie l’interprétation de l’article 22, il laisse ouvertes les questions liées à son articulation avec l’AI Act, lequel impose de nouvelles obligations pour les systèmes classés à haut risque, dont le scoring fait partie. L’articulation entre les garanties *ex post* du RGPD et les obligations *ex ante* de l’AI Act n’est pas encore stabilisée et soulève des interrogations importantes¹⁸⁸.

Ainsi, l’arrêt SCHUFA constitue une avancée décisive, mais révèle les limites d’un cadre juridique initialement conçu pour des traitements moins automatisés et moins opaques. La

¹⁸⁴ C. CASTELLUCCIA et D. LE MÉTAYER, *op. cit.*, pp. 47 à 72 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 1 à 13 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 3 à 14 ; C.J. (première chambre), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, Aff. C-634/21.

¹⁸⁵ C.J. (première chambre), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, Aff. C-634/21 ; B. PAAL, *op. cit.*, pp. 130 à 133 ; R. BINNS et M. VEALE, *op. cit.*, pp. 319 à 332 ; S. BAMPOUNIS et A. SAVINKOVA, *op. cit.*, pp. 17 à 44 ; ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, *op. cit.*, pp. 4 à 24.

¹⁸⁶ Art. 22 RGPD. ; C.J. (première chambre), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, Aff. C-634/21 ; B. PAAL, *op. cit.*, pp. 131 à 133 ; S. BAMPOUNIS et A. SAVINKOVA, *op. cit.*, pp. 22 à 44 ; C. CASTELLUCCIA et D. LE MÉTAYER, *op. cit.*, pp. 47 à 62 ; ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, pp. 6 à 7.

¹⁸⁷ *Ibidem.* ; I.K. NASSR, *op. cit.*, pp. 20 à 33 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 12 à 15.

¹⁸⁸ ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, pp. 3 à 10 ; S. BAMPOUNIS et A. SAVINKOVA, *op. cit.*, pp. 5 à 6 et 43 à 44 ; C. CASTELLUCCIA et D. LE MÉTAYER, *op. cit.*, pp. 37 à 57 ; I.K. NASSR, *op. cit.*, pp. 14 à 22 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.*, pp. 4 à 6.

lecture fonctionnelle de la CJUE renforce les garanties offertes aux emprunteurs, tout en mettant en lumière les incertitudes factuelles et normatives qui persistent et que seule une régulation sectorielle cohérente pourra combler¹⁸⁹.

En définitive, l'analyse combinée de l'article 5 et 22, des obligations de transparence et de la jurisprudence SCHUFA souligne un constat nuancé. Le RGPD offre un arsenal protecteur fiable en théorie, mais dont l'effectivité est mise à l'épreuve par les réalités techniques et organisationnelles du scoring algorithmique. Les garde-fous existent mais la pratique révèle des tensions persistantes entre interventions humaines nominales, AIDP formalisées, modèles opaques, conflits avec le secret des affaires ou encore avec la fragmentation des bases légales¹⁹⁰. Le RGPD constitue ainsi une première ligne de défense, nécessaire mais insuffisante, justifiant le recours à des cadres complémentaires tels que l'AI Act.

Chapitre 2 : L'AI Act : un encadrement suffisamment renforcé pour le scoring bancaire ?

Adopté en 2024, le règlement européen sur l'intelligence artificielle, ou AI Act, constitue le premier cadre juridique horizontal destiné à encadrer la mise sur le marché, le déploiement et l'utilisation des systèmes d'IA dans l'Union européenne. Son entrée en vigueur est progressive, certaines obligations générales s'appliquent dès 2025, tandis que les exigences relatives aux systèmes d'IA à haut risque deviendront obligatoires dans les années à venir suivant sa publication. Contrairement au RGPD, qui encadre principalement la protection des personnes après la prise de décision, l'AI Act instaure une logique préventive, fondée sur des obligations *ex ante* de gestion des risques, de gouvernance des données, de supervision humaine et de documentation technique¹⁹¹.

Le scoring bancaire entre pleinement dans ce cadre. L'Annexe III, point 5(b), qualifie comme système d'IA à haut risque les modèles destinés à évaluer la solvabilité ou à établir un score de crédit pour les personnes physiques. Cette classification déclenche l'application d'obligations

¹⁸⁹ B. PAAL, *op. cit.*, pp. 127 à 137 ; ECRI – EUROPEAN CREDIT RESEARCH INSTITUTE, *op. cit.*, pp. 2 à 4 et 6 à 7 ; S. BAMPOUNIS et A. SAVINKOVA, *op. cit.*, pp. 38 à 44 ; C. CASTELLUCCIA et D. LE MÉTAYER, *op. cit.*, pp. 41 à 57 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.*, pp. 4 à 7.

¹⁹⁰ *Ibidem*.

¹⁹¹ Article 2, 3, 6, 89 à 99, Annexe III, point 5 (b) AI Act ; M. WAGNER, Q. SONG, M. BORG, E. ENGSTRÖM et M. LYSEK, « AI Act high-risk AI compliance challenge and industry impact: a multiple case study », manuscrit soumis pour publication, 2025, pp. 12 à 16 ; G. MAZZINI et F. BAGNI, « Considerations on the regulation of AI systems in the financial sector by the AI Act », *Front. Artif. Intell.*, vol. 6, n° 1277544, 2023, pp. 3 à 7 ; DATAGUARD, « The EU AI Act and obligations for providers », *Blog DataGuard*, 2024, disponible sur : <https://www.dataguard.com/blog/the-eu-ai-act-and-obligations-for-providers> (consulté le 25 novembre 2025).

renforcées, justifiées par l'impact direct de ces décisions automatisées sur l'accès au crédit, les conditions d'emprunt et les risques d'exclusion financière¹⁹².

2.1. Le scoring bancaire classé comme “système d'IA à haut risque”

La classification du scoring bancaire dans l'Annexe III, point 5(b), de l'AI Act, visant les “systèmes d'IA destinés à évaluer la solvabilité des personnes physiques ou établir leur score de crédit”, ne constitue pas une simple étiquette. Elle déclenche un ensemble d'obligations substantielles prévues aux articles 8 à 17 de l'AI Act, qui encadrent la conception, le développement et l'utilisation de ces systèmes¹⁹³.

Premièrement, cette qualification active le système de gestion des risques prévu à l'article 9¹⁹⁴, imposant une analyse et une atténuation des risques raisonnablement prévisibles pour la santé, la sécurité ou les droits fondamentaux. Dans le scoring, cela renforce directement la prévention des discriminations et des effets d'exclusion, en obligeant les établissements à démontrer que chaque étape du cycle de vie du modèle respecte des mesures proportionnées. Cette logique préventive marque une rupture avec le RGPD, davantage centré sur le traitement des données que sur la maîtrise technique du risque algorithmique¹⁹⁵.

Deuxièmement, cette classification mobilise l'article 10 sur la gouvernance des données, qui exige que les données d'entraînement, de validation et de test soient pertinentes, représentatives, exactes et exemptes d'erreurs¹⁹⁶. Ces exigences sont particulièrement importantes pour l'encadrement du scoring, car elles imposent d'identifier l'origine des données, de justifier les critères d'inclusion et d'exclusion ainsi que d'analyser les biais éventuels. L'article 10(5) autorise, à titre exceptionnel, l'utilisation de catégories particulières de données (art. 9 RGPD)¹⁹⁷ lorsqu'elle est strictement nécessaire pour détecter ou corriger des

¹⁹² *Ibidem*, p. 50.

¹⁹³ G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 1 à 7 ; FRESHFIELDS, « EU AI Act unpacked (6): Fundamental rights impact assessment », *Technology Quotient Blog*, 2024, disponible sur : <https://technologyquotient.freshfields.com/post/102j941/eu-ai-act-unpacked-6-fundamental-rights-impact-assessment> (consulté le 25 novembre 2025) ; Art. 8 à 17 et Annexe III, point 5(b) AI Act.

¹⁹⁴ Art. 9 AI Act.

¹⁹⁵ G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 3 à 6 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; Art. 9 AI Act. ; P. HACKER et M. EBER, « The Future of Credit Underwriting and Insurance Under the EU AI Act: Implications for Europe and Beyond », *Harvard Data Science Review*, 2025, vol. 7, n° 3, p. 23.

¹⁹⁶ Art. 10 AI Act.

¹⁹⁷ L'article 9 du RGPD établit une interdiction de principe du traitement des catégories particulières de données, sauf exceptions strictement encadrées.

biais¹⁹⁸. Sous réserve de garanties strictes, telles que des accès limités, une suppression immédiate après usage ou une documentation renforcée¹⁹⁹.

Troisièmement, les obligations de documentation technique²⁰⁰ de l'article 11 et de traçabilité²⁰¹ de l'article 12 prennent une importance particulière dans un secteur historiquement peu transparent. L'article 11 impose un dossier technique détaillé permettant de démontrer la conformité du modèle, ses paramètres et ses limites. Ce dossier doit inclure la description du système, les méthodes d'évaluation, les résultats des tests, les risques identifiés et les mesures correctives adoptés. L'article 12 impose la tenue de journaux automatiques garantissant la traçabilité du fonctionnement. Cette documentation, destinée aux autorités de surveillance, constitue une obligation plus robuste que la transparence prévue aux articles 13 à 15 du RGPD, développés dans la section précédente²⁰², centrés sur l'information de l'utilisateur²⁰³.

L'article 13 de l'AI Act, consacré à la transparence, impose d'informer sur les capacités, limites et risques du modèle. Il exige également que les utilisateurs professionnels reçoivent des instructions détaillées d'utilisation, afin de garantir un usage conforme et une supervision adéquate. Pour les établissements financiers, il implique de pouvoir expliquer non seulement le score individuel, mais aussi les conditions de fiabilité du modèle, ce qui étend la responsabilité aux choix techniques opérés par les prestataires internes. L'obligation de transparence dépasse donc le cadre de celle du RGPD et étend la responsabilité des institutions financières à la qualité de la documentation technique fournie par leurs partenaires technologiques²⁰⁴.

L'article 14, relatif à la supervision humaine, exige une intervention "effective", c'est-à-dire exercée par une personne disposant de la compétence, de l'autorité et de l'information nécessaires pour contester ou ignorer la sortie du modèle. L'article impose également que les systèmes soient conçus de manière à prévenir les biais d'automatisation et à permettre une interprétation correcte des résultats par l'opérateur humain. Dans le scoring bancaire, cette exigence remet en cause les pratiques de validation humaine nominale et des traitements

¹⁹⁸ Article 10(5) AI Act.

¹⁹⁹ Art. 10 AI Act. ; S. DE LUCA, *op. cit.*, pp. 1 à 2 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 8 à 12 ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 20 à 25.

²⁰⁰ Art. 11 AI Act.

²⁰¹ Art. 12 AI Act.

²⁰² Voy. *supra* p. 45.

²⁰³ G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 2 à 5 ; FRESHFIELDS, *op. cit.*, pp. 2 à 3 ; B. PEETERS, « AI-based profiling by tax authorities: exploring GDPR constraints and explainability », *EC tax review*, vol. 34, n° 5, 2025, pp. 1 à 3 ; Art. 11 et 12 AI Act. ; Art. 13 à 15 RGPD. ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 20 à 25.

²⁰⁴ Art.13 AI Act. ; C.J. (1re ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22 ; B. PEETERS, *op. cit.*, pp. 1 à 4 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 10 à 15 ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 20 à 25.

automatisés qui laissent peu de marge réelle aux conseillers. L’AI Act, contrairement au RGPD, impose ici une obligation structurelle qui rend le contournement plus difficile²⁰⁵.

Enfin, l’article 15 impose des exigences élevées en matière de robustesse, d’exactitude et de cybersécurité. Il exige que les systèmes soient testés dans des conditions représentatives, fassent l’objet d’un contrôle de performance continu et restent résilients face aux erreurs et aux attaques potentielles. Dans le scoring, cela implique la gestion de la dérive des modèles, des tests de sensibilité, la mesure de l’erreur prédictive selon différents groupes et la mise en place de mécanismes correctifs. Là où l’article 5 du RGPD impose un principe général d’exactitude, l’AI Act en fait une obligation technique vérifiable²⁰⁶.

Au total, la qualification en système d’IA à haut risque fait basculer le scoring bancaire dans un cadre nettement plus exigeant que celui du RGPD seul avec des obligations opérationnelles détaillées, de documentation exhaustive, de contrôlabilité technique et de supervision humaine renforcée. Cette évolution implique une refonte profonde des données, des modèles et des mécanismes de gouvernance utilisés par les établissements²⁰⁷.

2.2. Les obligations concrètes imposées aux banques

La mise en conformité du scoring bancaire aux exigences de l’AI Act ne se limite pas à l’application simple et dure des articles 8 à 17. Elle implique une transformation profonde de la gouvernance des données, des modèles et des processus internes. Là où la sous-section précédente présentait les obligations substantielles du règlement, il s’agit ici d’en analyser les implications concrètes pour les établissements bancaires²⁰⁸.

Une première difficulté concerne la gouvernance des données prévue à l’article 10. Le règlement exige des données “exactes, pertinentes, représentatives et exempts d’erreurs”²⁰⁹. Ces exigences sont particulièrement lourdes dans un secteur où les données historiques sont fréquemment biaisées, notamment à l’égard des jeunes emprunteurs ou des personnes peu bancarisées. Les établissements doivent désormais documenter les étapes d’exclusion, de pondération ou de correction appliquées aux données qu’elles utilisent afin de rendre leur

²⁰⁵ G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 5 à 6 ; DATAGUARD, *op. cit.* ; C.J. (1^{re} ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22 ; Art. 14 AI Act. ; Art. 22 RGPD ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 20 à 25.

²⁰⁶ Art. 15 AI Act. ; Article 5 RGPD ; G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 2 à 6 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 20 à 25.

²⁰⁷ *Ibidem.* ; M. WAGNER et autres, *op. cit.*, pp. 14 à 22.

²⁰⁸ G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 1 à 5 ; M. WAGNER et autres *op. cit.*, pp. 14 à 22 ; D. CURTIN et T. FIA, « Cracking AI Secrecy: EU Migration Law & Governance and Beyond », communication présentée au 122^o Nexa Lunch Seminar, 28 mai 2025, pp. 3 à 44.

²⁰⁹ Art. 10(2) et (3) AI Act.

décision de crédit. L'article 10(5), qui autorise à titre exceptionnel, l'utilisation de données relevant de l'article 9 du RGPD lorsqu'elles sont strictement nécessaires pour détecter ou corriger des biais, crée une tension normative. Corriger la discrimination algorithmique peut exiger l'usage de données sensibles, mais leur traitement expose simultanément les banques à un risque de non-conformité au RGPD si l'interprétation des autorités reste stricte. Cette articulation délicate entre RGPD et AI Act constitue l'une des zones les plus incertaines de la réglementation²¹⁰.

Sur le plan organisationnel, les articles 11 et 12 imposent une documentation technique et une traçabilité exigeantes. Les banques doivent consigner l'architecture du modèle, ses paramètres clés, ses performances, ses sources de données, ses limites et les risques identifiés, tout en conservant des preuves retraçant automatiquement les événements et décisions prises pendant au moins dix ans²¹¹. Cette obligation dépasse largement la documentation exigée par le RGPD, centrée sur la documentation liée au traitement. Cette exigence se heurte à deux limites majeures. D'une part, la complexité inhérente aux modèles modernes, telles que les méthodes d'ensemble et les réseaux neuronaux, et d'une autre, la tension avec la protection du secret des affaires issues de la Directive (UE) 2016/943. La CJUE, dans l'arrêt SCHUFA et l'arrêt C.K. c. Magistrat Stadt Wien – Dun & Bradstreet, qui sera développé ci-dessous²¹², a rappelé que le secret des affaires ne pouvait faire obstacle à l'exercice du droit d'accès et du droit à une explication significative. Les banques doivent donc produire une documentation suffisamment détaillée pour satisfaire l'AI Act, tout en protégeant leurs intérêts économiques²¹³.

A cela s'ajoute un risque institutionnel souvent sous-estimé : une banque considérée comme simple "déployeur"²¹⁴ peut être requalifiée en "fournisseur"²¹⁵ si elle modifie substantiellement

²¹⁰ Art. 10 AI Act. ; Art. 9 RGPD ; G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 3 à 7 ; S. DE LUCA, *op. cit.*, pp. 1 à 2 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 10 à 13 ; C.J. (première chambre), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, Aff. C-634/21 ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 20 à 25.

²¹¹ Art. 30 RGPD.

²¹² Voy. *infra* p. 59.

²¹³ Art. 11 et 12 AI Act. ; G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 3 à 6 ; FRESHFIELDS, *op. cit.* ; H. PANDIT et T. RINTAMÄKI, « Towards An Automated AI Act FRIA Tool That Can Reuse GDPR's DPIA », communication présentée au *Workshop CLAIRvoyant (ConventicLE on Artificial Intelligence Regulation)*, Dublin City University, 2025, pp. 3 à 13 ; M. A. KARIM, « Automated Decision-Making, Data Protection and Trade Secrets: A comment on the CK v. Dun & Bradstreet Austria GmbH and Magistrat der Stadt Wien », *4IP COUNCIL, Automated Decision-Making, Data Protection and Trade Secrets*, Rapport de recherche, 2025, pp. 1 à 4 ; C.J. (première chambre), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, Aff. C-634/21.

²¹⁴ Le "déployeur" est une personne physique ou morale, une autorité publique, une agence ou un autre organisme utilisant un système d'IA sous son autorité, sauf si le système d'IA est utilisé dans le cadre d'une activité personnelle non professionnelle. Art. 3(4) AI Act.

²¹⁵ Le "fournisseur" est une personne physique ou morale, une autorité publique, une agence ou un autre organisme qui développe ou fait développer un système d'IA ou un modèle d'IA à usage général et le met sur le marché ou

un modèle, en apposant sa propre marque ou en adaptant un modèle générique pour le scoring. Conformément à l'article 25 de l'AI Act, toute "modification substantielle" fait basculer l'établissement dans le statut de fournisseur du système modifié. Dans ces situations, elle devient juridiquement responsable du cycle complet du système et doit satisfaire aux obligations beaucoup plus lourdes prévues aux articles 10 à 17 de l'AI Act. Ce chevauchement entre les statuts accroît donc la charge de conformité pesant sur les établissements²¹⁶.

Les obligations de gestion des risques prévues aux articles 9 à 15 de l'AI Act posent également des défis importants. Là où les modèles de scoring étaient traditionnellement réévalués annuellement, le règlement impose une gestion continue, incluant analyses de sensibilité, détection de dérive, contrôles indépendants et mises à jour régulières. Cette évolution nécessite des équipes pluridisciplinaires, composées de juristes, de data scientists ou de risk managers, que tous les établissements financiers ne possèdent pas, ce qui fait peser le risque d'une application superficielle ou strictement formelle de l'obligations²¹⁷.

La supervision humaine, exigée par l'article 14, constitue un autre point de tension. L'intervention humaine doit être effective, dotée d'une capacité réelle d'infléchir ou de renverser la recommandation algorithmique. Or, comme rappelé précédemment²¹⁸, dans de nombreuses banques, le rôle du conseiller se limite encore à une validation nominale du score sans disposer ni des compétences, ni de l'autorité nécessaire pour le contester. Faire de la supervision humaine une garantie réelle suppose une refonte organisationnelle profonde et sans lignes directrices sectorielles claires, le risque est que cette exigence se transforme en formalisme²¹⁹.

Enfin, un risque structurel de surcharge normative persiste. Le scoring bancaire doit se conformer au RGPD, à l'AI Act, à DORA, à la directive sur le crédit à la consommation et à d'autres réglementations encadrant le domaine financier²²⁰. Cet empilement réglementaire peut conduire à une inflation documentaire, à des validations successives sans valeur ajoutée, et à

met le système d'IA en service sous son propre nom ou sa propre marque, que ce soit à titre onéreux ou gratuit. Art. 3(3) AI Act.

²¹⁶ P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 7 à 13 ; art. 10 à 17 et 25 AI Act.

²¹⁷ Art. 9 et 15 AI Act. ; Art. 22 RGPD ; C.J. (première chambre), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, Aff. C-634/21 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 3 à 6 ; M. WAGNER et autres, *op. cit.*, pp. 18 à 35 ; EDUNJOBI, T.E. et ODEJIDE, O.A., *op. cit.*, pp. 92 à 102 ; I.H. SHAH, *op. cit.*, pp. 3 à 19.

²¹⁸ Voy. *supra* p. 45.

²¹⁹ Art. 14 AI Act ; G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 2 à 6 ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 1 à 4 ; H. PANDIT et T. RINTAMÄKI, *op. cit.*, pp. 4 à 12 ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 20 à 25.

²²⁰ Voy. *supra* p. 38.

un formalisme excessif qui détourne la conformité de l'objectif de ces réglementations : protéger le consommateur et garantir l'équité décisionnelle dans l'accès au crédit²²¹.

Toutefois, l'AI Act tente partiellement d'atténuer cette surcharge normative par son article 17, qui autorise les établissements financiers déjà soumis à des cadres prudentiels stricts, comme la CRR/CRD ou les lignes directrices de l'EBA, à intégrer certains de leurs dispositifs existants dans le système de gestion de la qualité exigé pour les systèmes d'IA à haut risque²²². Cette possibilité d'équivalence réglementaire limite en partie la duplication des procédures et offre un mécanisme de convergence entre régulation algorithmique et régulation financière, même si la portée exacte de cette intégration dépendra des futures lignes directrices européennes²²³.

En définitive, bien que les articles 8 à 17 de l'AI Act constituent un progrès majeur en matière de supervision du scoring bancaire, leur efficacité dépendra de trois facteurs principaux : la capacité des banques à investir dans la gouvernance des données et l'explicabilité ; l'harmonisation des lignes directrices au sein de l'Union ; la capacité des autorités à appliquer les sanctions prévues aux articles 71 à 74 de l'AI Act de manière cohérente et proportionnée²²⁴. L'ambition du règlement est forte, mais sa mise en œuvre reste complexe tant que les exigences techniques, juridiques et organisationnelles demeureront floues et continueront à se heurter²²⁵.

2.3. Conformité, audits et sanctions : une structure ambitieuse

La classification du scoring bancaire destiné aux personnes physiques comme système d'IA à haut risque soumet les établissements financiers à un dispositif de conformité articulant évaluation *ex ante*, obligations d'enregistrement et régime de sanctions. Cette architecture vise à garantir que les systèmes de scoring respectent les exigences des articles 8 à 17 de l'AI Act, même si sa mise en œuvre dans un secteur déjà fortement encadré révèle des tensions importantes pour les banques et les autorités de contrôle²²⁶.

Le premier pilier repose sur l'évaluation de conformité. Avant toute mise sur le marché ou utilisation, un système d'IA à haut risque doit démontrer sa conformité avec les articles 43 et suivants de l'AI Act. Ce contrôle porte principalement sur la vérification que les obligations du chapitre III de l'AI Act ont été respectées. Contrairement à d'autres secteurs fortement régulés,

²²¹ M. WAGNER et autres, *op. cit.* pp. 7 à 35 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; D. CURTIN et T. FIA, *op. cit.*, pp. 4 à 36.

²²² Voy. *supra* p. 38.

²²³ Art. 17 AI Act ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 17 à 21.

²²⁴ Voy. *infra* p. 57.

²²⁵ Article 8 à 17 et 71 à 74 AI Act ; D. CURTIN et T. FIA, *op. cit.*, pp. 25 à 42 ; M. WAGNER et autres, *op. cit.*, pp. 21 à 35 ; G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 2 à 7 ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 20 à 28.

²²⁶ *Ibidem.* ; Art. 43 à 51 et Annexe III (5)(b) AI Act.

le scoring bancaire n'est pas soumis à une certification obligatoire par un organisme tiers, sauf dans certaines hypothèses comme les audits volontaires²²⁷. Les organismes notifiés, mobilisés seulement de manière exceptionnelle, apportent des garanties d'indépendance et de compétence. Cependant, leur absence systématique renforce une dépendance à l'autoévaluation des établissements financiers, dont l'efficacité dépend déjà étroitement de la maturité de leur gouvernance interne²²⁸.

À cette évaluation s'ajoute l'obligation d'enregistrement dans la base européenne prévue à l'article 71 de l'AI Act. Cet enregistrement, obligatoire avant la mise sur le marché du modèle d'IA à haut risque, comporte l'identification du fournisseur, la catégorie de risque et les éléments essentiels du système²²⁹. Il donne également accès aux informations nécessaires pour vérifier le respect des articles 11 et 12 aux autorités de surveillance de marché. Contrairement à d'autres catégories de systèmes d'IA, aucune dérogation n'existe pour le scoring de crédit²³⁰. Cet enregistrement, associé aux obligations de traçabilité de l'article 12 et à la documentation technique de l'article 11, constitue le socle d'un audit *ex post* robuste, permettant aux chercheurs, aux autorités et aux consommateurs d'identifier et surveiller les systèmes de scoring déployés²³¹.

Le troisième pilier est constitué par les sanctions administratives prévues par le chapitre XII de l'AI Act. Les amendes peuvent atteindre 35 millions d'euros ou 7% du chiffre d'affaires mondial pour violation des interdictions de l'article 5 de l'AI Act, ou 15 millions d'euros ou 3% du chiffre d'affaires mondial pour les manquements aux obligations des articles 9 à 14 applicables aux systèmes à haut risques²³². Des sanctions spécifiques pour la fourniture d'informations trompeuses aux autorités sont également prévues²³³. À ce régime s'ajoute celui du RGPD, dont l'article 83 prévoit des amendes allant jusqu'à 4% du chiffre d'affaires mondial, notamment en cas de violation de l'article 22 relatif aux décisions automatisées²³⁴. Depuis l'arrêt SCHUFA, qui reconnaît qu'un score déterminant peut constituer une décision automatisée, les banques sont exposées à un risque réel de cumul de sanctions, notamment

²²⁷ Art. 9 à 15 et 43 à 51 AI Act. ; DATAGUARD, *op. cit.*, pp. 3 à 6 ; M. WAGNER et autres, *op. cit.*, pp. 15 à 35 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 20 à 28.

²²⁸ *Ibidem*.

²²⁹ Art. 71 AI Act.

²³⁰ Annexe III points 1, 6 et 7 AI Act.

²³¹ Art. 11 et 12 et 71 AI Act. ; M. WAGNER et autres, *op. cit.*, pp. 19 à 32 ; D. CURTIN et T. FIA, *op. cit.*, pp. 4 à 39 ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 20 à 28.

²³² Art. 99 à 101 AI Act.

²³³ *Ibidem*.

²³⁴ Art. 22 RGPD.

lorsque les effets, comme le refus, l'exclusion financière ou les biais systémiques, sont perçus comme graves²³⁵.

Malgré sa cohérence théorique, le dispositif présente un risque de conformité essentiellement formelle. L'AI Act repose sur un ensemble dense d'obligations documentaires qui peuvent conduire à une logique où la production de documents prime sur l'analyse substantielle des biais, à des dérives ou des impacts différentiels des modèles. Ce risque est renforcé par l'absence d'exigence d'interprétabilité complète. Les modèles complexes de machine learning demeurent difficiles à auditer, et les outils d'explicabilité *ex post* restent imparfaits²³⁶.

La supervision humaine exigée de l'article 14 peut également devenir nominale si l'opérateur n'a ni la compétence ni la capacité hiérarchique de contester l'algorithme. Les expériences passées en Europe montrent que la présence d'un opérateur humain ne garantit pas la réalité de son contrôle²³⁷.

L'exemple de la *toeslagenaffaire* en fournit une démonstration. Cette affaire a été un scandale politique majeur aux Pays-Bas où des milliers de familles ont été accusées à tort de fraude aux allocations pour la garde d'enfants. Elles ont dû rembourser des sommes importantes, provoquant des faillites, des dettes massives et une détresse sociale. Dans cette affaire, malgré un contrôle humain théorique, les agents n'avaient ni l'accès nécessaire ni l'autorité pour remettre en cause les alertes produites par l'algorithme qui a pris les décisions désastreuses. Cette validation automatique a conduit à la stigmatisation injustifiée de milliers de familles, révélant les dangers d'une supervision humaine dépourvue de pouvoir réel²³⁸.

Ces limites apparaissent également dans l'analyse de la FRIA²³⁹, un outil central de prévention des atteintes aux droits fondamentaux prévue par l'article 27 de l'AI Act. En principe, cette

²³⁵ Art. 9 à 14, 71 à 74 et 99 à 101 AI Act. ; Art. 83 RGPD ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 1 à 4 ; B. PEETERS, *op. cit.*, pp. 182 à 185 ; A. BEELEN, *op. cit.*, pp. 20 à 23.

²³⁶ Art. 9 à 14 AI Act. ; M. WAGNER et autres, *op. cit.*, pp. 18 à 31 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 5 à 14 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 20 à 28. ; H. PANDIT et T. RINTAMÄKI, *op. cit.*, pp. 1 à 15 ; G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 3 à 7.

²³⁷ *Ibidem*.

²³⁸ NEDERLANDS JEUGDINSTITUUT (NJI), « Wat is de toeslagenaffaire? », 2024, disponible en ligne : <https://www.nji.nl/kennis/toeslagenaffaire/wat-is-de-toeslagenaffaire> (consulté le 27 novembre 2025). ; W. DAMEN, « Sounds Good, Doesn't Work: The GDPR Principle of Transparency and Data-Driven Welfare Fraud Detection », in Y. Jorens (sous la direction de), *The Lighthouse Function of Social Law. LFSL 2023*, Cham, Springer, 2023, pp. 534 à 540 ; M. MODAMI, « The AI Trap in Global Tax Systems: How Algorithmic Decision-making Threatens Fairness and Transparency? », 15 avril 2025, pp. 2 à 15 ; B. PEETERS, *op. cit.*, pp. 182 à 185.

²³⁹ La, *Fundamental Rights Impact Assessment for High-Risk AI Systems*, **FRIA**, est l'évaluation d'impact sur les droits fondamentaux exigée par l'article 27 de l'AI Act pour les systèmes d'IA à haut risque. Elle oblige le déployer à analyser, avant la mise en service, les risques que le système peut faire peser sur mes droits fondamentaux et à documenter les mesures d'atténuation prévues.

Art. 27 AI Act.

évaluation devrait dépasser la logique de la DPIA²⁴⁰ du RGPD pour intégrer une analyse approfondie des discriminations, des effets d'exclusion financière ou des impacts socio-économiques. En pratique, la crainte que cet outil reproduise les faiblesses des DPIA comme les formulaires standardisés, les évaluations centrées sur la conformité procédurale, et l'absence d'examen réel des biais structurels, est présente. L'affaire de la *toeslagenaffaire* néerlandaise rappelle qu'une évaluation d'impact dépourvue de profondeur ne permet ni de détecter les discriminations systémiques ni de prévenir des conséquences sociales massives²⁴¹.

Enfin, les autorités de surveillance font également face à des défis majeurs, allant de la nécessité de contrôler des systèmes opaques et techniquement complexes à la difficulté d'évaluer l'effectivité de la supervision humaine, mais aussi à la fragmentation institutionnelle qui compromet l'harmonisation du contrôle, et aux limites imposées par le secret des affaires et les restrictions d'accès à l'information, lesquelles entravent la capacité d'audit réel²⁴².

Ainsi, si l'AI Act offre une structure ambitieuse, cohérente et riche en garanties procédurales, l'application au scoring bancaire révèle des tensions fortes : dépendance à l'autoévaluation, risque de formalisme, difficulté des audits techniques, incertitudes juridiques persistantes, et articulation complexe entre transparence, secret des affaires et protection des droits fondamentaux. L'efficacité du dispositif dépendra largement de la capacité des régulateurs à développer des méthodologies d'audit adaptées, à harmoniser les pratiques nationales et à imposer une conformité substantielle plutôt que purement documentaire²⁴³.

2.4. Arrêt C.K. c. Magistrat Stadt Wien

L'arrêt C.K. c. Magistrat Stadt Wien – Dun & Bradstreet Austria GmbH, rendu par la CJUE de l'Union européenne le 27 février 2025²⁴⁴ constitue une étape décisive dans l'encadrement des décisions individuelles automatisées fondées sur le traitement de données personnelles, notamment pour le scoring bancaire. Issu d'un litige relatif à un contrat de téléphonie mobile de faible montant, il dépasse largement ce contexte en clarifiant la portée des obligations de

²⁴⁰ Voy. *supra* p. 41.

²⁴¹ P. WAGNER, « Zooming in on AI -#13: EU AI Act – Focus on fundamental rights impact assessment for high-risk AI systems », A&O Shearman, 9 décembre 2024, pp. 1 à 5, disponible sur : <https://www.aoshearman.com/en/insights/ao-shearman-on-tech/zooming-in-on-ai-when-will-the-ai-act-apply> (consulté le 2 décembre) ; FRESHFIELDS, *op. cit.* ; D. CURTIN et T. FIA, *op. cit.*, pp. 15 à 35.

²⁴² Art. 14, 78 et suivants AI Act.; Art. 22 RGPD. ; D. CURTIN et T. FIA, *op. cit.*, pp. 18 à 33 ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 1 à 4 ; M. WAGNER et autres, *op. cit.*, pp. 16 à 35.

²⁴³ D. CURTIN et T. FIA, *op. cit.*, pp. 18 à 33 ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 1 à 4 ; M. WAGNER et autres, *op. cit.*, pp. 16 à 35 ; P. HACKER et M. EBER, *op. cit.*, pp. 20 à 28 ; H. PANDIT et T. RINTAMÄKI, *op. cit.*, pp. 1 à 15 ; G. MAZZINI et F. BAGNI, *op. cit.*, pp. 3 à 7.

²⁴⁴ C.J. (1re ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22.

transparence, de rectification et d'explicabilité issues du RGPD et en imposant un standard exigeant particulièrement pertinent dans le domaine du crédit, où les décisions automatisées produisent des effets plus structurants pour les personnes concernées²⁴⁵.

L'affaire oppose une consommatrice autrichienne ayant essuyé un refus de contrat fondé sur un score établi par Dun & Bradstreet, une agence privée spécialisée dans l'évaluation de la solvabilité. La consommatrice, en se fondant sur l'article 15(1)(h) du RGPD²⁴⁶, sollicite une explication suffisante de la logique du score. L'agence invoque alors la protection de son secret des affaires, mettant en tension le droit à la protection des données et la liberté d'entreprise. Saisie à titre préjudiciel, la CJUE clarifie l'étendue des droits du consommateur et la nature des obligations pesant sur le responsable du traitement. Cette clarification, transposée au secteur bancaire, impose une reconfiguration profonde des processus de scoring et des mécanismes de démonstration de conformité²⁴⁷.

L'un des premiers enseignements de l'arrêt est la confirmation que l'établissement d'un score de crédit constitue, lorsqu'une tierce partie s'y fie, une décision individuelle automatisée au sens de l'article 22 du RGPD. Ce point est essentiel pour le scoring bancaire car il met fin aux arguments selon lesquels le score ne serait qu'un acte préparatoire échappant au champ de l'article 22. La Cour adopte donc une analyse fonctionnelle. Si en pratique, le score détermine l'issue de l'analyse, il s'agit d'une décision automatisée, même en présence d'une intervention humaine formelle. Ce raisonnement, déjà amorcé par l'arrêt SCHUFA, est ici confirmé et étendu, obligeant les établissements à revoir la qualification de leurs processus internes et à distinguer clairement supervision nominale et substantielle²⁴⁸.

Le second enseignement concerne la portée du droit d'accès et du droit à une explication significative. L'article 15(1)(h), longtemps perçu comme une simple obligation d'information de haut niveau, acquiert, comme avec l'arrêt SCHUFA, une portée beaucoup plus opérationnelle. La personne concernée doit recevoir une explication complète des procédures et principes effectivement appliqués pour générer le score, utile à la compréhension du

²⁴⁵ C.J. (1re ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22 ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 1 à 4.

²⁴⁶ L'article 15(1)(h) du RGPD garantit à la personne concernée, lorsqu'elle fait l'objet d'une décision fondée exclusivement sur un traitement automatisé, le droit d'obtenir des informations utiles concernant la logique impliquée, c'est-à-dire une explication compréhensible des principaux facteurs ayant conduit à la décision et de ses effets prévus. (Art. 15 (1)(h) RGPD.)

²⁴⁷ Art. 15 RGPD ; C.J. (1re ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22 ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 1 à 4 ; D. CURTIN et T. FIA, *op. cit.*, pp. 12 à 45.

²⁴⁸ Art. 22 RGPD ; C.J. (1re ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22 ; C.J. (première chambre), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, Aff. C-634/21 ; H. PANDIT et T. RINTAMÄKI, *op. cit.*, pp. 2 à 15 ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 1 à 4.

raisonnement qui a conduit au résultat, et non une simple reproduction de formules mathématiques ou une description technique incompréhensible. La Cour précise que la communication du code source ou de l'algorithme n'est ni nécessaire ni souhaitable ; en revanche, les établissements financiers doivent fournir une justification substantielle des facteurs décisifs et de leur contribution au résultat²⁴⁹.

Cette exigence place les banques encore face à un double défi. D'une part, elles doivent documenter plus finement la contribution des variables au score, y compris lorsque des méthodes d'ensemble ou des réseaux neuronaux génèrent des interactions peu interprétables. D'autre part, l'arrêt met un terme à l'usage du secret des affaires comme d'une justification générale de l'opacité. Lorsque des éléments sont protégés, ils doivent être communiqués à l'autorité de contrôle chargée d'opérer la mise en balance. Les banques doivent ainsi accepter une transparence asymétrique : le consommateur n'accède pas à l'ensemble des éléments techniques, mais le régulateur doit pouvoir les examiner, ce qui implique un renforcement des obligations de traçabilité, de vérification et de documentation²⁵⁰.

L'arrêt clarifie également la portée du droit à la rectification et renforce le lien entre accès, explicabilité et exactitude des données. La personne concernée doit pouvoir vérifier que les données utilisées pour produire le score sont correctes. Les banques doivent donc être en mesure de démontrer l'exactitude des données et la fiabilité des processus de mise à jour, ce qui est particulièrement crucial lorsque le scoring repose sur des données alternatives, susceptibles de générer des résultats erronés ou discriminatoires. Selon la CJUE, une décision fondée sur des données inexactes constitue une violation du RGPD aux conséquences potentiellement graves pour la personne et l'établissement²⁵¹.

L'impact de cette jurisprudence sur le fonctionnement du scoring bancaire est considérable et affecte à la fois la conception, l'usage et la contestabilité des modèles. Les banques doivent désormais anticiper la contestation en structurant leurs systèmes de scoring pour que l'explication soit intégrée dès la conception. Cela implique un recours accru à des outils d'explicabilité²⁵², en particulier aux explications contrefactuelles, expressément mentionnées par la Cour comme un moyen adéquat pour rendre la décision intelligible. Cette reconnaissance

²⁴⁹ Art. 15 RGPD ; C.J. (1re ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22. ; C.J. (première chambre), 7 décembre 2023, *OQ c. Land Hessen*, Aff. C-634/21. ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 2 à 4 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 4 à 14.

²⁵⁰ *Ibidem*.

²⁵¹ C.J. (1re ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22 ; H. PANDIT et T. RINTAMÄKI, *op. cit.*, pp. 5 à 15 ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 1 à 4.

²⁵² Voy. *infra* p. 66.

jurisprudentielle offre un compromis entre protection des affaires et exigence de transparence, mais crée une obligation technique : les modèles doivent être conçus de manière à permettre la génération d'explications contrefactuelles robustes, ce qui n'est pas le cas de tous les systèmes²⁵³.

Cette évolution modifie également la charge de la preuve en cas de litige. Les établissements doivent pouvoir démontrer que la décision automatisée respecte les principes du RGPD, ce qui suppose une documentation technique complète, une conservation rigoureuse des décisions prises par les systèmes d'IA et une architecture permettant d'expliquer le raisonnement interne. La transparence exigée est donc fonctionnelle, et non purement technique. Les enregistrements automatiques doivent permettre de retracer la contribution des variables au moment précis de la décision contestée, et non seulement de vérifier le fonctionnement global du modèle. À défaut, la banque risque de ne pas pouvoir établir la licéité du traitement et de s'exposer à des sanctions importantes²⁵⁴.

L'arrêt confirme par ailleurs les enseignements de l'arrêt SCHUFA en matière de supervision humaine. La simple validation administrative d'un score ou l'apposition d'une signature humaine sans réelle capacité d'altérer le résultat ne suffisent plus à écarter l'article 22 du RGPD. La CJUE exige une intervention humaine dotée d'une capacité décisionnelle réelle et d'une compréhension suffisante du modèle. Cela impose une réorganisation des processus internes : formation renforcée des conseillers, procédures spécifiques pour les dossiers atypiques, documentation des cas où le score est renversé, et outils permettant de comprendre les facteurs déterminants de la décision²⁵⁵.

En définitive, l'arrêt C.K. c. Dun & Bradstreet représente un tournant dans la régulation du scoring bancaire. Il renforce les protections offertes aux consommateurs en imposant des standards élevés de transparence, d'exactitude et d'explicabilité, et crée une obligation procédurale forte. Les établissements de crédit doivent être en mesure de démontrer à tout moment, et non seulement en théorie, la licéité de leurs décisions automatisées. L'arrêt

²⁵³ C.J. (1re ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22 ; B. PEETERS, *op. cit.*, pp. 182 à 185 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 4 à 14.

²⁵⁴ Article 22 et suivants RGPD ; C.J. (1re ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), *op. cit.* ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 1 à 4.

²⁵⁵ Article 22 et suivant RGPD ; C.J. (1re ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22 ; H. PANDIT et T. RINTAMÄKI, *op. cit.*, pp. 3 à 13 ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 1 à 4.

contribue ainsi à rendre plus effectif le RGPD dans un domaine particulièrement exposé aux risques de discrimination, d'opacité et d'exclusion financière²⁵⁶.

Enfin, même si la CJUE ne mentionne pas directement l'AI Act, l'arrêt prépare explicitement le terrain pour l'intégration du scoring bancaire dans le régime des systèmes d'IA à haut risque. Les exigences de traçabilité, d'explicabilité et de transparence posées par la Cour constituent un socle minimal, auquel l'AI Act ajoute des obligations préventives de gouvernance des données, de gestion des risques, de supervision humaine, d'enregistrement et de documentation technique. Cette jurisprudence opère ainsi la jonction entre le cadre *ex post* du RGPD et la logique *ex ante* de l'AI Act, en imposant une conformité pensée dès la conception des algorithmes. À défaut, les établissements ne pourront ni justifier leurs décisions ni résister au contrôle des autorités²⁵⁷.

Si l'AI Act offre indéniablement un cadre plus ambitieux que le seul RGPD pour encadrer le scoring bancaire, son efficacité réelle demeure incertaine. En théorie, la qualification du scoring comme système d'IA à haut risque impose aux établissements bancaires des obligations strictes en matière de gouvernance de données, de supervision humaine, de documentation technique et de gestion des risques. En pratique, la mise en conformité se heurte à la complexité des modèles, au poids du secret des affaires, à la fragmentation des autorités de contrôle et au risque persistant d'une conformité essentiellement formelle²⁵⁸.

L'arrêt C.K. c. Dun & Bradstreet renforce utilement les garanties de transparence et de contestabilité, mais ne suffit pas à résoudre les limites structurelles du secteur. Tant que les établissements ne disposeront pas de ressources techniques suffisantes, et tant que les régulateurs n'auront pas les moyens d'exercer un contrôle substantiel, le scoring bancaire risque de rester un domaine où l'AI Act améliore le cadre normatif sans en garantir pleinement l'effectivité²⁵⁹.

Chapitre 3 : Les implications pratiques et perspectives d'amélioration

L'analyse croisée du RGPD et de l'AI Act appliquée au scoring bancaire algorithmique met en lumière un cadre juridique ambitieux, mais dont l'effectivité dépend étroitement de sa mise en œuvre concrète. Malgré des avancées significatives en matière de transparence, de supervision

²⁵⁶ C.J. (1re ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22 ; Art. 9 à 15 AI Act. ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 1 à 4 ; M. WAGNER et autres, *op. cit.*, pp. 20 à 35.

²⁵⁷ Art. 9 à 14 et 71 AI Act. ; M. A. KARIM, *op. cit.*, pp. 1 à 4 ; M. WAGNER et autres, *op. cit.*, pp. 14 à 32 ; D. CURTIN et T. FIA, *op. cit.*, pp. 15 à 42 ; R. HAMON et autres, *op. cit.*, pp. 12 à 28.

²⁵⁸ *Ibidem*.

²⁵⁹ *Ibidem*. ; C.J. (1re ch.), 27 février 2025, *CK c. Magistrat der Stadt Wien*, C-203/22.

humaine, de gouvernance des données et de gestion des risques, des limites persistent, qu'elles soient techniques, opérationnelles ou institutionnelles. Ces fragilités sont d'autant plus préoccupantes que les systèmes de scoring fondés sur l'IA produisent des effets juridiques et économiques importants pour les individus, influençant leur accès au crédit, leurs conditions d'emprunt et leur inclusion financière. Dès lors, il apparaît nécessaire d'examiner les implications pratiques de ce cadre, d'en identifier les insuffisances et d'évaluer les leviers permettant de renforcer la protection des consommateurs²⁶⁰.

3.1. Une protection du consommateur encore insuffisante

Malgré les garanties instaurées par le RGPD et l'AI Act, la protection du consommateur face au scoring bancaire basé sur l'intelligence artificielle demeure limitée. Les obligations renforcées en matière de transparence, de qualité des données, d'auditabilité et de supervision humaine n'éliminent pas les difficultés structurelles liées aux modèles utilisés, ni les risques d'opacité, de biais ou d'asymétrie informationnelle. Ces limites, déjà observables dans le scoring traditionnel²⁶¹, se trouvent accentuées avec l'essor de modèles complexes de machine learning²⁶².

La première difficulté tient à l'opacité persistante des systèmes d'IA employés par les banques. Les méthodes modernes d'apprentissage automatique, telles que les random forest ou les réseaux neuronaux, fonctionnent comme de véritables "boîtes noires", dont la logique décisionnelle reste difficile à restituer. Leur capacité prédictive repose sur des interactions non linéaires et sur l'agrégation de milliers de paramètres, rendant difficile de retracer, pour un consommateur, les facteurs précis ayant conduit à un refus de crédit. Certes, le RGPD reconnaît un droit à une explication significative, et l'AI Act renforce les obligations de documentation mais l'explicabilité reste en pratique largement imparfaite²⁶³. Les explications fournies sont souvent générales, techniques et abstraites, et peinent à se traduire en information réellement utile pour l'emprunteur. La tension entre transparence et secret des affaires accentue cette difficulté : les établissements financiers invoquent la protection de leurs modèles propriétaires

²⁶⁰ H. NOLTE, M. RATEIKE et M. FINCK, *op. cit.*, pp. 2 à 13 ; T. NUKA et A. OGUNOLA, *op. cit.*, pp. 1052 à 1067 ; W. ADDY et autres, *op. cit.*, pp. 1853 à 1862 ; A. RAZA, *op. cit.*, pp. 3 à 10.

²⁶¹ Voy. *supra* p. 16.

²⁶² H. NOLTE, M. RATEIKE et M. FINCK, *op. cit.*, pp. 2 à 13 ; T. NUKA et A. OGUNOLA, *op. cit.*, pp. 1052 à 1067 ; W. ADDY et autres, *op. cit.*, pp. 1853 à 1862 ; A. RAZA, *op. cit.*, pp. 3 à 10.

²⁶³ Art. 13 à 15 et 22 RGPD ; Art. 11 à 14 AI Act.

pour restreindre l'accès aux éléments essentiels à la décision, créant un fossé informationnel persistant²⁶⁴.

Cette opacité s'accompagne de risques de biais et de discrimination, malgré les garde-fous imposés aux systèmes d'IA à haut risque. En raison de leur apprentissage à partir de données historiques, les modèles risquent de reproduire les disparités socio-économiques existantes. Même en l'absence de variables sensibles, certaines variables parfaitement licites peuvent encore agir comme des substituts de caractéristiques sensibles, générant une discrimination indirecte difficile à détecter. Si l'AI Act impose une gouvernance stricte des données et autorise même, à titre exceptionnel, l'utilisation de catégories particulières de données pour identifier et corriger les biais, l'opérationnalisation de ces mécanismes demeure complexe. Les FRIA, censées cartographier les risques sur les droits fondamentaux, souffrent encore d'un manque de méthodologie claire et risquent de s'apparenter à un exercice formel. Plus généralement, le droit peine à appréhender les mécanismes de corrélation statistique propres à l'IA, basés sur des interactions multiples qui échappent au contrôle traditionnel²⁶⁵.

A cela s'ajoute un déséquilibre d'information entre les établissements financiers et les emprunteurs. La complexité des modèles confère aux établissements un avantage considérable : seuls eux maîtrisent la structure du système, la nature des données utilisées, le poids attribué aux variables et les seuils déterminant l'octroi ou le refus d'un crédit. Pour le consommateur, l'information fournie peut prendre la forme d'un dispositif informationnel dense, peu compatible avec son besoin réel de compréhension. Le consentement, pourtant central pour le RGPD, devient alors largement théorique. Refuser certains traitements peut priver l'emprunteur de l'accès même au crédit, affaiblissant la liberté de choix et renforçant la contrainte économique. Dans certains cas, l'asymétrie peut faciliter des pratiques ciblant des profils vulnérables, susceptibles d'accepter des offres désavantageuses faute de connaissances ou de capacité de comparaison²⁶⁶.

²⁶⁴ H. NOLTE, M. RATEIKE et M. FINCK, *op. cit.*, pp. 2 à 13 ; T. NUKA et A. OGUNOLA, *op. cit.*, pp. 1052 à 1067 ; W. ADDY et autres, *op. cit.*, pp. 1853 à 1862 ; A. RAZA, *op. cit.*, pp. 3 à 10.

²⁶⁵ Art. 27 et suivants AI Act. ; T. NUKA et A. OGUNOLA, *op. cit.*, pp. 1052 à 1067 ; W. ADDY et autres, *op. cit.*, pp. 1853 à 1862 ; A. RAZA, *op. cit.*, pp. 3 à 10 ; F. KOEFER, I. LEMKEN et J. PAULS, *op. cit.* 2023, pp. 4 à 28 ; N. DE MARCELLIS-WARIN, F. MARTY et T. WARIN, « Réglementer l'intelligence artificielle sur la base des risques. Perspectives économiques et éthiques », *Revue économique*, 2025/1, Vol. 76, pp. 87 à 114 ; H. NOLTE, M. RATEIKE et M. FINCK, *op. cit.*, pp. 2 à 13.

²⁶⁶ Art. 7 RGPD. ; W. ADDY, et autres, *op. cit.*, pp. 1853 à 1862 ; T. NUKA et A. OGUNOLA, *op. cit.*, pp. 1052 à 1067.

Enfin, ces limites ont des effets directs sur l'accès au crédit et l'inclusion financière. Comme développé plus haut²⁶⁷, l'IA offre de nouvelles perspectives pour les personnes sans historique bancaire, grâce à l'intégration de données alternatives. Cependant, tant que les risques d'opacité et de biais ne seront pas maîtrisés, les modèles algorithmiques pourront renforcer des disparités existantes, en excluant davantage certains groupes tels que les jeunes ou les ménages précaires, malgré l'objectif d'inclusion qui leur est assigné. S'y ajoutent des obstacles concrets, comme le manque d'accès à des outils numériques ou de compétences numériques de base, susceptibles de transformer des dispositifs supposément inclusifs en vecteurs supplémentaires d'exclusion²⁶⁸.

L'analyse globale du scoring algorithmique montre que, malgré un cadre juridique européen sophistiqué et les bénéfices de l'IA, la protection réelle du consommateur reste incomplète. Les contraintes techniques, les limites juridiques de la transparence, la persistance des biais statistiques et l'asymétrie d'information structurent un environnement où les garanties formelles ne représentent pas toujours une protection effective. Il est donc essentiel de renforcer les outils de transparence, de contrôle et de gouvernance pour assurer l'effectivité du cadre juridique dans un secteur où l'IA occupe une place croissante²⁶⁹.

À ce stade, il paraît souhaitable d'envisager une harmonisation minimale au niveau européen des formats d'explication destinés aux consommateurs, sous la forme de modèles standardisés, comparables à ceux imposés dans le secteur financier pour l'information précontractuelle. Une telle mesure, encore absente du droit positif, constituerait un premier levier concret pour réduire l'asymétrie d'information et renforcer la contestabilité des décisions automatisées²⁷⁰.

3.2. Le potentiel de la XAI pour renforcer la transparence et la conformité

Face aux limites identifiées précédemment, les méthodes d'IA explicable apparaissent comme un levier essentiel pour rapprocher la complexité technique des modèles de scoring et les exigences juridiques formulées par le RGPD et par l'AI Act. L'intelligence artificielle explicable, ou *Explainable Artificial Intelligence*, *XAI*, désigne l'ensemble des méthodes et techniques visant à rendre compréhensible pour les individus le fonctionnement d'un modèle d'IA, qu'il s'agisse d'expliquer son comportement global ou la prédiction individuelle. Elle vise à produire des explications intelligibles, vérifiables et utilisables par différentes parties

²⁶⁷ Voy. *supra* p. 31.

²⁶⁸ T. NUKA et A. OGUNOLA, *op. cit.*, pp. 1052 à 1067 ; A. RAZA, *op. cit.*, pp. 1 à 9 ; N. DE MARCELLIS-WARIN, F. MARTY et T. WARIN, *op. cit.*, pp. 87 à 114.

²⁶⁹ *Ibidem*.

²⁷⁰ *Ibidem*.

prenantes afin de réduire l’opacité des algorithmes de machine learning et de renforcer la transparence des décisions automatisées²⁷¹.

Ces techniques n’éliminent pas l’opacité inhérente à certains algorithmes de machine learning. Néanmoins, elles constituent un outil essentiel pour renforcer l’effectivité de plusieurs obligations centrales comme le droit à l’explication, la supervision humaine, la documentation, la traçabilité et l’auditabilité, toutes essentielles pour les systèmes d’IA classés à haut risque au sens de l’article 6 et de l’Annexe III de l’AI Act²⁷².

Un premier apport majeur de la XAI concerne la supervision humaine et le droit à l’explication prévus par le RGPD. L’article 22(1) du RGPD interdit les décisions fondées exclusivement sur un traitement automatisé produisant des effets juridiques. Son paragraphe 3 impose que la personne concernée puisse obtenir une “intervention humaine”, “exprimer son point de vue” et de “contester la décision”²⁷³. Les articles 13 à 15 du RGPD exigent que les responsables de traitement fournissent des informations significatives sur la logique sous-jacente des traitements automatisés. Cependant, sans mécanismes explicatifs, ces droits restent théoriques. Les méthodes de XAI, comme SHAP ou LIME²⁷⁴, permettent de donner un contenu substantiel à ces exigences, en identifiant les facteurs déterminants du score ou du refus de crédit. Elles renforcent également le contrôle humain requis par l’article 14 de l’AI Act : un modèle plus transparent permet à l’opérateur humain de détecter les limites du système et d’éviter un suivi mécanique de ses sorties²⁷⁵.

La XAI constitue également un instrument privilégié pour satisfaire aux obligations de traçabilité, d’auditabilité et de documentation, prévues par l’AI Act. L’article 12 impose la mise en place de journaux d’événements²⁷⁶ permettant de retracer les opérations pertinentes du système. L’article 11 requiert une documentation technique suffisamment détaillée pour démontrer la conformité du modèle aux exigences du chapitre III de l’AI Act : gestion des risques²⁷⁷, gouvernance des données²⁷⁸, qualité des données d’entraînement, de validation et de

²⁷¹ T. NUKA et A. OGUNOLA, *op. cit.*, pp. 1052 à 1067 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 2 à 13 ; F. KOEFER, I. LEMKEN et J. PAULS, *op. cit.*, pp. 5 à 28.

²⁷² Art. 6 et Annexe III AI Act. ; H. NOLTE, M. RATEIKE et M. FINCK, *op. cit.*, pp. 1 à 13 ; N. DE MARCELLIS-WARIN, F. MARTY et T. WARIN, *op. cit.*, pp. 87 à 114.

²⁷³ Art. 22 (3) RGPD.

²⁷⁴ Voy. *supra* p. 29.

²⁷⁵ Art. 13 à 15 et 22 RGPD ; Art. 14 AI Act ; W. ADDY, A. AJAYI-NIFISE, B. BELLO, S. TULA, O. ODEYEMI et T. FALAIYE, *op. cit.*, pp. 1853 à 1862 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 2 à 13 ; H. NOLTE, M. RATEIKE et M. FINCK, *op. cit.*, pp. 2 à 13.

²⁷⁶ Art. 12 AI Act.

²⁷⁷ Art. 9 AI Act.

²⁷⁸ Art. 10 AI Act.

test, ou encore les exigences de précision et de robustesse²⁷⁹. Les outils de XAI aident à la constitution de cette documentation en clarifiant les facteurs qui ont influencé la prédiction du score. Ils fournissent ainsi aux banques une base objective lors des audits internes ou externes, et contribuent à satisfaire les obligations de surveillance post-commercialisation prévues par les articles 72 et 73 de l'AI Act²⁸⁰.

Sur le plan opérationnel, la XAI contribue à réduire l'opacité algorithmique en identifiant les variables déterminantes qui structurent les décisions, telles que le taux d'endettement, les revenus mensuels ou les historiques de crédit. Les explications locales et globales, ainsi que le recours à des modèles intrinsèquement interprétables, comme les arbres de décision, permettent de révéler les facteurs influents. Cela est crucial pour détecter des discriminations indirectes, notamment lorsque des variables licites servent de variables de substitution à des attributs sensibles. La XAI renforce ainsi les capacités d'audit prévues par l'AI Act et contribue à la détection des biais exigée par ses articles 9 et 10²⁸¹.

Ces avancées doivent toutefois être mesurées au regard des limites juridiques et techniques propres à la XAI. Les explications *ex post* ne constituent que des approximations du fonctionnement réel du modèle. Leur fidélité peut être insuffisante, leurs résultats instables ou divergents selon la méthode utilisée. Il existe donc un risque de produire une transparence "apparente", conduisant à un formalisme informatif plutôt qu'à une compréhension réelle. Cette exigence se heurte également à la protection du secret des affaires prévue par la directive 2016/943/UE, régulièrement invoquée par les fournisseurs ou déployeurs pour limiter l'accès aux informations relatives au modèle ou à ses données d'entraînement. Même si l'article 53 de l'AI Act impose la publication d'un "résumé suffisamment détaillé" pour les modèles généraux, ce résumé doit respecter le secret des affaires, ce qui peut réduire la portée pratique de la transparence²⁸².

²⁷⁹ Art. 15 AI Act.

²⁸⁰ Art. 72 et 73 AI Act. ; N. DE MARCELLIS-WARIN, F. MARTY et T. WARIN, *op. cit.*, pp. 87 à 114 ; H. NOLTE, M. RATEIKE et M. FINCK, *op. cit.*, 2 à 13 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 6 à 15 ; HAUT COMITÉ JURIDIQUE DE LA PLACE FINANCIÈRE DE PARIS, *op. cit.* pp. 40 à 60.

²⁸¹ Art. 9 et 10 AI Act. ; Art.21 Ch. dr. fond. UE, *op. cit.* ; A. RAZA, *op. cit.*, pp. 5 à 12 ; F. KOEFER, I. LEMKEN et J. PAULS, *op. cit.*, pp. 4 à 22.

²⁸² Directive 2016/943/UE, *op. cit.* ; Art. 53 AI Act. ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 2 à 15 ; T. NUKA et A. OGUNOLA, *op. cit.*, pp. 1052 à 1067 ; M. DANIS, C. BOUFFIER et T. FEIGEAN, « L'intelligence artificielle appliquée au secteur de la finance : enjeux contractuels et cas de responsabilités », *Annales des Mines - Réalités industrielles*, 2019/1, pp. 65 à 68 ; H. NOLTE, M. RATEIKE et M. FINCK, *op. cit.*, pp. 3 à 13 ; HAUT COMITÉ JURIDIQUE DE LA PLACE FINANCIÈRE DE PARIS, *op. cit.*, pp. 15 à 35.

En définitive, la XAI constitue un vecteur important pour rapprocher le scoring bancaire algorithmique des standards européens de transparence, de supervision et d'audit. Elle permet de rendre plus effectives certains droits reconnus par le RGPD et faciliter la mise en œuvre des obligations particulières liées aux systèmes à haut risque prévues par l'AI Act. Cependant, ses limites techniques, les risques de conformité de façade et les tensions persistantes avec la protection du secret des affaires montrent qu'elle ne saurait constituer une solution autonome. La XAI doit être envisagée comme un instrument parmi d'autres au sein d'une gouvernance algorithmique plus large, dont l'effectivité dépendra de son articulation avec les exigences juridiques et avec un encadrement institutionnel renforcé²⁸³.

Toutefois, la XAI ne pourra pleinement jouer son rôle que si les banques intègrent l'explicabilité comme un critère de conception, et non comme une exigence ajoutée en fin de développement. Une telle évolution, qui pourrait être encouragée par les lignes directrices européennes, permettrait de dépasser une logique de conformité minimale²⁸⁴.

3.3. Vers un cadre de scoring bancaire plus responsable

Les développements précédents ont montré que, malgré l'apport du RGPD et de l'AI Act, l'encadrement du scoring bancaire demeure fragmenté et imparfait. Pour que l'IA appliquée à l'évaluation de la solvabilité soit véritablement compatible avec la protection des droits fondamentaux, il ne suffit pas de se conformer formellement aux textes existants : une évolution de la gouvernance institutionnelle, des pratiques internes et des standards de transparence s'impose²⁸⁵.

Un des premiers enjeux réside dans une meilleure coordination entre les autorités de protection des données, les superviseurs financiers et les nouvelles instances créées par l'AI Act comme l'AI Office, l'AI Board, ainsi que les organes consultatifs institués par le règlement, destinés à assurer la gouvernance, la cohérence, la supervision et l'expertise technique au niveau européen. Le scoring de crédit se situe à la croisée de plusieurs régimes dont la protection des données avec le RGPD, la régulation prudentielle par la BCE ou l'EBA et la régulation spécifique de l'IA avec l'AI Act. Faute de coordination claire, le risque est celui d'un chevauchement normatif, d'incohérences jurisprudentielles ou de lacunes de supervision. Un cadre plus robuste suppose donc des mécanismes institutionnels de coopération formalisés, une

²⁸³ *Ibidem.* p. 68.

²⁸⁴ *Ibidem.*

²⁸⁵ T. NUKA et A. OGUNOLA, *op. cit.*, pp. 1052 à 1067 ; N. DE MARCELLIS-WARIN, F. MARTY et T. WARIN, *op. cit.*, pp. 87 à 114.

désignation explicite des autorités compétentes pour les systèmes à haut risque dans le secteur financier, ainsi que l'élaboration de lignes directrices conjointes sur l'application combinée du RGPD et de l'AI Act au scoring. Un tel dialogue inter-autorités permettrait d'éviter une approche fragmentée, trop technologique ou trop sectorielle, et garantirait une interprétation harmonisée au niveau de l'Union européenne²⁸⁶.

Un deuxième axe concerne le renforcement effectif de la transparence envers les consommateurs, notamment via des explications standardisées, compréhensibles et actionnables. Si le RGPD et la directive sur le crédit aux consommateurs reconnaissent le droit d'obtenir une explication intelligible des décisions automatisées, la mise en œuvre concrète de ce droit demeure insuffisante dans un contexte de modèles complexes. Pour dépasser ce simple formalisme informatif, il serait souhaitable de développer des formats d'explications clairs, synthétiques et centrés sur les facteurs réellement déterminants dans la décision, en précisant le rôle exact du système d'IA et les leviers permettant à l'emprunteur d'améliorer sa situation. Ces explications pourraient prendre la forme de notices ou de fiches synthétiques. La publication, au moins partielle, des évaluations d'impact sur les droits fondamentaux (FRIA), dans le respect des secrets légitimes, contribuerait également à une transparence accrue et à la confiance des consommateurs²⁸⁷.

La mise en place d'un cadre de scoring responsable suppose aussi un renforcement de la gouvernance algorithmique au sein des établissements financiers. Les obligations posées par l'AI Act en matière de gestion des risques, de gouvernance des données, de documentation et de traçabilité doivent être traduites en procédures internes solides et opérationnelles. Cela implique une gestion rigoureuse des jeux de données d'entraînement, de validation et de test, un contrôle de leur représentativité et de leur qualité, l'enregistrement systématique des événements pertinents, ainsi que la réalisation d'audits algorithmiques réguliers pour détecter et corriger d'éventuels biais. La supervision humaine doit, elle aussi, être pensée comme une

²⁸⁶ COMMISSION EUROPÉENNE, AI Office, *Digital Strategy*, disponible sur : <https://digital-strategy.ec.europa.eu/fr/policies/ai-office> (consulté le 29 novembre 2025) ; HAUT COMITÉ JURIDIQUE DE LA PLACE FINANCIÈRE DE PARIS, *op. cit.*, pp. 50 à 55 ; M. DANIS, C. BOUFFIER et T. FEIGEAN, *op. cit.*, pp. 65 à 68 ; N. DE MARCELLIS-WARIN, F. MARTY et T. WARIN, *op. cit.*, pp. 87 à 114 ; C. NOVELLI, P. HACKER, J. MORLEY, J. TRONDAL et L. FLORIDI, « A Robust Governance for the AI Act: AI Office, AI Board, Scientific Panel, and National Authorities », *European Journal of Risk Regulation*, 2025, vol. 16, n° 2, pp. 556 à 589 ; EUROPEAN BANKING AUTHORITY, « AI Act: implications for the EU banking and payments sector », 2025, pp. 1 à 3, disponible sur : <https://eba.europa.eu/sites/default/files/2025-11/d8b999ce-a1d9-4964-9606-971bbc2aaf89/AI%20Act%20implications%20for%20the%20EU%20banking%20sector.pdf> (consulté le 29 novembre 2025).

²⁸⁷ W. ADDY et autres, *op. cit.*, pp. 3 à 42 ; T. NUKA et A. OGUNOLA, *op. cit.*, pp. 1052 à 1067 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, 3 à 13 ; H. NOLTE et autres, *op. cit.*, pp. 2 à 12 ; HAUT COMITÉ JURIDIQUE DE LA PLACE FINANCIÈRE DE PARIS, *op. cit.*, pp. 39 à 67.

fonction réelle, confiée à des personnes formées et dotées d'un pouvoir effectif de suspendre ou d'ajuster l'usage d'un modèle. La conformité ne peut donc pas se réduire à une accumulation d'outils techniques ou de rapports : elle doit s'inscrire dans une véritable culture institutionnelle de responsabilité²⁸⁸.

Enfin, un cadre de scoring plus responsable implique la promotion d'une IA équitable, orientée vers l'inclusion financière. L'exploitation prudente de données alternatives peut améliorer la solvabilité de personnes peu ou pas couvertes par les modèles traditionnels, à condition que ces données soient strictement encadrées et ne deviennent pas une nouvelle source de discrimination. Le recours à des modèles plus interprétables ou à des approches de XAI peut contribuer à rendre le système plus lisible et plus contestable pour les emprunteurs. À terme, un scoring véritablement responsable doit intégrer l'équité et l'inclusion parmi les objectifs de conception, au même titre que la performance prédictive, et prévoir des mécanismes de suivi des impacts sur les groupes vulnérables²⁸⁹.

Ainsi, l'évolution vers un cadre de scoring bancaire plus responsable ne passe ni par un rejet de l'IA, ni par une confiance aveugle dans ses promesses. Elle exige une articulation fine entre les textes existants, tels que le RGPD, l'AI ou les règlements sectoriels, des outils techniques, comme la XAI et les modèles interprétables, et les mécanismes institutionnels, comme la coordination des autorités ou encore la gouvernance interne. C'est à cette condition que l'IA pourra contribuer réellement à une finance innovante, transparente et respectueuse des droits des consommateurs, au lieu de renforcer les asymétries informationnelles ou les risques d'exclusion²⁹⁰.

À titre plus prospectif, une piste serait la création, au niveau de l'Union européenne, d'un mécanisme sectoriel d'audit algorithmique obligatoire pour le scoring bancaire, non pas pour remplacer les contrôles existants, mais pour garantir une expertise indépendante sur les biais et l'équité des modèles. Une telle structure, comparable aux audits comptables ou prudentiels, renforcerait substantiellement la confiance dans l'usage de l'IA dans le crédit²⁹¹.

²⁸⁸ N. DE MARCELLIS-WARIN, F. MARTY et T. WARIN, *op. cit.*, pp. 87 à 114 ; H. NOLTE et autres, *op. cit.*, pp. 2 à 12 ; C. HURLIN et C. PÉRIGNON, « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *op. cit.*, pp. 21 à 50 ; M. DANIS, C. BOUFFIER et T. FEIGEAN, *op. cit.*, pp. 65 à 68.

²⁸⁹ T. NUKA et A. OGUNOLA, *op. cit.*, pp. 1052 à 1067 ; A. RAZA, pp. 3 à 11 ; V. NGUYEN, A. CHARAF et E. GERMINI, *op. cit.*, pp. 4 à 12 ; F. KOEFER, I. LEMKEN et J. PAULS, *op. cit.*, pp. 5 à 27.

²⁹⁰ HAUT COMITÉ JURIDIQUE DE LA PLACE FINANCIÈRE DE PARIS, *op. cit.*, pp. 51 à 84 ; N. DE MARCELLIS-WARIN et autres, *op. cit.*, pp. 87 à 114.

²⁹¹ *Ibidem*.

Conclusion

L'évolution rapide de ses systèmes de scoring bancaire vers l'usage massif de l'intelligence artificielle a placé le droit européen face à un défi majeur : concilier l'innovation technique avec la protection effective des consommateurs. L'analyse menée tout au long de ce travail montre que, si l'intelligence artificielle offre des gains de performance indéniables en matière d'évaluation du risque de crédit, elle soulève simultanément des risques d'opacité, de biais, d'asymétrie informationnelle et d'exclusion financière, dont l'intensité dépasse largement les limites des modèles traditionnels.

Le cadre juridique européen repose aujourd'hui sur deux piliers complémentaires. Le RGPD constitue la première ligne de protection, en imposant les principes de licéité, de minimisation, d'exactitude et d'équité, ainsi qu'un encadrement des décisions exclusivement automatisées via l'article 22. Toutefois, la pratique révèle les limites d'un dispositif pensé pour des traitements moins complexes : supervision humaine souvent nominale, se limitant à valider automatiquement la recommandation du modèle, difficulté structurelle à fournir une explication intelligible, tensions persistantes avec le secret des affaires et hétérogénéité des bases légales. La jurisprudence récente de la CJUE, notamment les arrêts SCHUFA et C.K. c. Magistrat Stadt Wien – Dun & Bradstreet, a renforcé l'exigence d'une intervention humaine réelle et d'une explicabilité substantielle, marquant une inflexion décisive dans l'interprétation du RGPD.

L'AI Act vient compléter ce cadre en introduisant une logique *ex ante* de gestion des risques. En classant le scoring bancaire comme système d'IA à haut risque, le règlement impose des obligations strictes de gouvernance des données, de documentation technique, de robustesse, de transparence et de supervision humaine. Cette approche renforce significativement l'encadrement du scoring algorithmique, mais son efficacité dépendra de sa mise en œuvre concrète : capacité des établissements à investir dans la gouvernance et l'explicabilité, harmonisation des lignes directrices européennes, coordination entre autorités et développement de méthodologie d'audit adaptées à des modèles très opaques.

Au regard de ces éléments, la réponse à la question de recherche est nuancée. Le cadre européen constitue, en théorie, un dispositif ambitieux et cohérent pour encadrer l'usage de l'intelligence artificielle dans le scoring bancaire. En pratique, toutefois, l'effectivité de cette protection demeure fragile. Le risque de conformité purement formelle, la maturité insuffisante des outils d'explicabilité, la fragmentation institutionnelle et les tensions entre transparence et secret des affaires montrent que le chemin vers une véritable protection des consommateurs est encore

inachevé. La XAI apparaît comme un levier essentiel, mais non suffisant, pour rendre l'IA compatible avec les exigences d'équité, de contestabilité et de supervision humaine.

Au-delà des dispositifs techniques et juridiques analysés, une question plus fondamentale demeure. Le scoring bancaire est passé d'un jugement humain aux modèles statistiques, puis à des systèmes d'IA puissants mais opaques. Le droit européen tente désormais d'y réintroduire transparence, contestabilité et responsabilité, mais un défi majeur subsiste : comment rendre intelligible une "boîte noire" sans en sacrifier la performance ? Une décision statistique correcte dans 99% des cas peut-elle être considérée comme équitable pour le 1% restant ? À l'heure où les algorithmes conditionnent l'accès au crédit, porte d'entrée essentielle à la vie économique des consommateurs, la question cruciale n'est peut-être plus de savoir si la machine a raison, mais sur quelle base elle décide, et comment garantir que cette base reste compatible avec les exigences de justice et d'égalité qui fondent l'ordre juridique.

Bibliographie

Législations

Directives européennes

Directive (UE) 2000/43 du Conseil du 29 juin 2000 relative à la mise en œuvre du principe de l'égalité de traitement entre les personnes sans distinction de race ou d'origine ethnique, *J.O.U.E.*, L 180 du 19 juillet 2000, pp. 22 à 26.

Directive (UE) 2013/36 du Parlement européen et du Conseil du 26 juin 2013 concernant l'accès à l'activité des établissements de crédit et la surveillance prudentielle des établissements de crédit et des entreprises d'investissement, modifiant la directive 2002/87/CE et abrogeant les directives 2006/48/CE et 2006/49/CE, *J.O.U.E.*, L 176 du 27 juin 2013.

Directive (UE) 2015/2366 du Parlement européen et du Conseil du 25 novembre 2015 concernant les services de paiement dans le marché intérieur (DSP2), *J.O.U.E.*, L 337 du 23 décembre 2015.

Directive (UE) 2016/943 du Parlement européen et du Conseil du 8 juin 2016 sur la protection des savoir-faire et des informations commerciales non divulgués (secrets d'affaires) contre l'obtention, l'utilisation et la divulgation illicites, *J.O.U.E.*, L 157 du 15 juin 2016, p. 1 à 18.

Directive (UE) 2023/2225 du Parlement européen et du Conseil du 18 octobre 2023 relative au crédit à la consommation (refonte), *J.O.U.E.*, L 2023/2225 du 31 octobre 2023.

Règlements européens

Règlement (CE) 1060/2009 du Parlement européen et du Conseil du 16 septembre 2009 sur les agences de notation de crédit, *J.O.U.E.*, L 302 du 17 novembre 2009, pp. 1 à 31.

Règlement (UE) 575/2013 du Parlement européen et du Conseil du 26 juin 2013 concernant les exigences prudentielles applicables aux établissements de crédit et aux entreprises d'investissement et modifiant le règlement (UE) n° 648/2012, *J.O.U.E.*, L 176 du 27.6.2013, pp. 1 à 337.

Règlement (UE) 2016/679 du Parlement européen et du Conseil du 27 avril 2016 relatif à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel et à la libre circulation de ces données (RGPD), *J.O.U.E.*, L 119 du 4 mai 2016, pp. 1 à 88.

Règlement (UE) 2022/2065 du Parlement européen et du Conseil du 19 octobre 2022 relatif à un marché unique des services numériques et modifiant la directive 2000/31/CE (règlement sur les services numériques), *J.O.U.E.*, L 277 du 27 octobre 2022.

Règlement (UE) 2022/2554 du Parlement européen et du Conseil du 14 décembre 2022 relatif à la résilience opérationnelle numérique du secteur financier, *J.O.U.E.*, L 333 du 27 décembre 2022.

Règlement (UE) 2023/2854 du Parlement européen et du Conseil du 13 décembre 2023 relatif aux règles harmonisées concernant l'équité de l'accès aux données et de leur utilisation (Loi sur les données), *J.O.U.E.*, L 2023/2854 du 22 décembre 2023.

Règlement (UE) 2024/1689 du Parlement européen et du Conseil du 13 juin 2024 établissant des règles harmonisées concernant l'intelligence artificielle et modifiant les règlements (CE) n° 300/2008, (UE) n° 167/2013, (UE) n° 168/2013, (UE) 2018/858, (UE) 2018/1139 et (UE) 2019/2144 et les directives 2014/90/UE, (UE) 2016/797 et (UE) 2020/1828 (règlement sur l'intelligence artificielle), *J.O.U.E.* L 2024/1689 du 12 juillet 2024.

Normes comptables

IASB, *IFRS 9, Financial Instruments*, 2014.

Jurisprudences

Cour de justice de l'Union européenne

C.J., arrêt CK c. Magistrat der Stadt Wien, 27 février 2025, C-203/22, EU:C:2025:117.

C.J., arrêt OQ c. Land Hessen, 7 décembre 2023, C-634/21, EU:C:2023:957.

Doctrine

Doctrine académique

ADAM M. et DECHAMPS F., « IA et RGPD : entre enjeux croisés et questionnements, quelles sont les pistes de solution ? », *DPO news*, 2024, n° 1, pp. 10 à 14.

ADDY W.A., AJAYI-NIFISE A., BELLO B.G., TULA S.T., ODEYEMI O. et FALAIYE T., « Machine learning in financial markets: A critical review of algorithmic trading and risk management », *International Journal of Science and Research Archive*, vol. 11, n° 1, février 2024, p. 1853 à 1862.

ALTMAN E., « Financial ratios discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy », traduction en français dans GIRAULT, F. et ZISSWILLER, R. (éditeurs), *Finances modernes : théories et pratiques*, Tome 1, Éditions Dunod, 1973, pp. 30 à 60.

ALI A. et POP A., « Arbitrage réglementaire et implications procycliques des choix en matière de systèmes de notation interne », *Revue économique*, 2024/4 Vol. 75, Éditions Presses de Sciences Po, pp. 607 à 639.

ASTELLUCCIA C. et LE MÉTAYER D., « Understanding algorithmic decision-making: Opportunities and challenges », *Institut national de recherche en informatique et en automatique Inria*, 2019, p. 3 à 74.

BAMPOUNIS B. et SAVINKOVA A., *Implications and challenges of SCHUFA case for the credit information agencies industry: Automated Decision Making (Credit Score) under Article 22 of the GDPR*, Mémoire de Maîtrise, Uppsala University, 2024, p. 32 à 35.

BAZIER P., « La liberté discrétionnaire de choix du cocontractant intuitu personae », dans DURANT, M. (sous la direction de), *L'intuitus personae dans le contrat*, Bruxelles, Larcier, 2016, pp. 129 à 189.

BECUE P., « Assurance crédit privée », dans *Traité pratique de l'assurance*, pp. II.9.2-01 à II.9.2-115.

BEELEN A., « Décision schufa de la cour de justice de l'union européenne », *Pin Code*, 2025/1 n° 21, Éditions Legitech, pp. 20 à 23.

BENTHAM I., « Les limites de l'outil de notation interne appliqué par les banques aux petites et moyennes entreprises (PME) : Cas du Maroc », *Techniques Financières et Développement*, 2016/3, n° 124, p. 141.

BICHARRA GARCIA A.C., GARCIA M.G.P. et RIGOBON R., « Algorithmic discrimination in the credit domain: what do we know about it? », *AI & Society*, vol. 39, 2024, pp. 2059 à 2098.

BINNS R. et VEALE M., « Is that your final decision? Multi-stage profiling, selective effects, and Article 22 of the GDPR », *International Data Privacy Law*, vol. 11, n° 4, novembre 2021, p. 319 à 332.

BOILEAU X. et MAZOYER J.-P., « Intelligence artificielle et risques dans les services financiers », *Revue d'économie financière*, 2025/3, n° 159, pp. 61 à 77.

BOUAISS K., « Réglementation bâle II et architecture organisationnelle : le cas du groupe banque populaire », *Vie & sciences de l'entreprise*, 2010/1, n° 183-184, pp. 9 à 32.

BOUROCHE J.-M. et SAPORTA G., « Les méthodes et les applications du credit-scoring. », *34° Riunione Scientifica della Società Italiana di Statistica, Società Italiana di Statistica*, Apr 1988, Siena, Italie, pp. 19 à 26.

BOURREAU-DUBOIS C., CHOPARD B. et ZIANE Y., « Analyse du traitement du surendettement des particuliers », *Revue française d'économie*, 2010/3 Volume XXV, Éditions Revue française d'économie, pp. 3 à 37.

BRAND T., « Le rôle des agences de notation », *Regards croisés sur l'économie*, 2008/1 n° 3, Éditions La Découverte, pp. 265 à 266.

BREIMAN L., « Bagging Predictors », *Machine Learning*, vol. 24, 1996, p. 123 à 140.

BREIMAN L., « Random Forests », *Machine Learning*, vol. 45, 2001, pp. 5 à 32.

BRUNO O., CARTAPANIS A. et NASICA E., « Modelling bank leverage and financial fragility under the new minimum leverage ratio of Basel III regulation », *Finance*, 2017/3, vol. 38, pp. 45 à 84.

CANTERO GAMITO M. et MICKLITZ H.-W., « Droit européen de la consommation », dans BLUMANN, C. et PICOD, F. (sous la direction de), *Annuaire de droit de l'Union européenne : 2023*, Éditions Panthéon-Assas, pp. 593 à 610.

CASTETS-RENARD C., « Protection des données personnelles et intelligence artificielle », *Annuaire de droit de l'Union européenne*, 2021, Éditions Panthéon-Assas, pp. 797 à 814.

CAZABAT G., GRAMA-VIGOUROUX S., SAIDI S. et SELLAMI M., « Microcrédit en France : femmes et hommes face à la solvabilité », *Management & Avenir*, 2020/1 N° 115, Éditions Management Prospective Éditions, pp. 63 à 89.

CHEN T. et GUESTRIN C., « XGBoost: A Scalable Tree Boosting System », *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2016, p. 785 à 794.

CHESNEAU D., « Fintechs et banques : coopération et coopération », *Annales des Mines - Réalités industrielles*, 2019/1, pp. 45 à 50.

CHAUDHARI B., VARMA S.C.G. et SOMU S.R., « Synergizing Generative AI and Machine Learning for Financial Credit Risk Forecasting and Code Auditing », *International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology*, vol. 11, n° 2, avril 2025, p. 2882 à 2893.

CIEPLY S., « Chapitre 3. Les nouveaux outils de l'analyse et de la gestion du risque crédit », dans *Quel avenir pour la relation banque – entreprise ?*, Éditions EMS Éditions, 2018, pp. 58 à 84.

CITTERIO A., MARQUES B.P. et TANDA A., « The Early Days of Neobanks in Europe: Identification, Performance, and Riskiness », *Journal of Financial Services Research*, vol. 68, 2025, pp. 153 à 199.

CLAUSS P. et PANSARD F., « Chapitre 9. L'évaluation du risque de crédit », dans *Économie bancaire. Analyse financière, régulation et gestion des risques : Analyse financière, régulation et gestion des risques*, Ellipses, 2021, pp. 283 à 334.

COUR DES COMPTES EUROPÉENNE, « Rapport spécial n° 22/2015 – Évaluation de l'efficacité opérationnelle de l'Autorité européenne des marchés financiers (AEMF/ESMA) », Luxembourg, 2015.

CURTIN D. et FIA T., « Cracking AI Secrecy: EU Migration Law & Governance and Beyond », *communication présentée au 122° Nexa Lunch Seminar*, 28 mai 2025, p. 3 à 44.

DAMEN W., « Sounds Good, Doesn't Work: The GDPR Principle of Transparency and Data-Driven Welfare Fraud Detection », *The Lighthouse Function of Social Law. LFSL 2023*, Y. Jorens (dir.), Cham, Springer, 2023, p. 534 à 540.

DANIS M., BOUFFIER C. et FEIGEAN T., « L'intelligence artificielle appliquée au secteur de la finance : enjeux contractuels et cas de responsabilités », *Annales des Mines - Réalités industrielles*, 2019/1, p. 65 à 68.

DAVIS P.A.E. et SCHWEMER S.F., « Rethinking Decisions Under Article 22 of the GDPR: Implications for Semi-Automated Legal Decision-Making », *Proceedings of the Third International Workshop on Artificial Intelligence and Intelligent Assistance for Legal Professionals in the Digital Workplace* (LegalAIIA 2023), Braga, 2023, p. 1 à 9.

DEGOS J.-G. et BEN HMIDEN O., « Le rôle et le pouvoir des agences de notation ont-ils changé au fil des accords de Bâle I, Bâle II et Bâle III ? », *Revue d'économie financière*, 2015/4 n° 120, Éditions Association Europe Finances Régulations, pp. 239 à 254.

DE LUCA S., « Algorithmic discrimination under the AI Act and the GDPR », *European Parliamentary Research Service (EPRS)*, At a Glance, 26 février 2025, p. 1 à 2.

DE MARCELLIS-WARIN N., MARTY F. et WARIN T., « Réglementer l'intelligence artificielle sur la base des risques. Perspectives économiques et éthiques », *Revue économique*, vol. 76, 2025/1, p. 87 à 114.

DIDIER R., « Chapitre 9. La crise. », dans *Les grands mécanismes de l'économie en clair*, Ellipses, 2023, pp. 211 à 230.

DURAND P., LE QUANG G. et VIALFONT A., « Non-linéarités et interactions entre variables : quelques apports des méthodes d'apprentissage automatique interprétables à la régulation bancaire », *Revue d'économie politique*, 2024/6 Vol. 134, Éditions Dalloz, pp. 893 à 922.

EDUNJOBI T.E. et ODEJIDE O.A., « Theoretical Frameworks in AI for Credit Risk Assessment: Towards Banking Efficiency and Accuracy », *International Journal of Scientific Research Updates*, vol. 7, n° 1, 2024, p. 92 à 102.

FARAZI M.Z.R., « Evaluating the impact of AI and blockchain on credit risk mitigation: A predictive analytic approach using machine learning », *International Journal of Science and Research Archive*, vol. 13, n° 1, décembre 2024, p. 575 à 582.

FARVAQUE É. et REFAIT-ALEXANDRE C., « Les exigences de transparence des accords de Bâle : aubaine ou fardeau pour les pays en développement ? », *Mondes en développement*, 2016/1, n° 173, pp. 131 à 147.

FIGUET J.-M. et LAHET D., « Basel II and its Implications for Foreign Banks Financing Emerging Countries », *Revue d'économie du développement*, 2007/5, vol. 15, pp. 47 à 67.

FIGUET J.-M. et PINOS F., « L'exclusion financière en France : une lecture en filigrane des modèles économiques bancaires », *Revue d'économie financière*, 2014/3 N° 115, Éditions Association Europe Finances Régulations, pp. 289 à 304.

GADHOUM Y., GUEYIE J.-P. et SIALA M. K., « La décision de crédit : Procédure et comparaison de la performance de quatre modèles de prévision d'insolvabilité », *La Revue des Sciences de Gestion*, 2007, n° 224-225(2), pp. 177 à 183.

GAILLARD N., « I / L'industrie de la notation », dans *Les agences de notation*, La Découverte, 2022, pp. 5 à 15.

GATES N. et FLYNN W., « A Comprehensive Review of Artificial Intelligence-Driven Credit Risk Modeling: From Traditional Scoring to Explainable Machine Learning in Modern Banking Systems », *SSRN*, 28 août 2025, p. 4 à 41.

GIOVANNA V.-D. et FERRET M., « C.J.U.E., 7 décembre 2023, SCHUFA Holding (Scoring), aff. C-634/21 Les scores de crédit comme décisions automatisées : renforcement des droits des personnes profilées », *DPO news*, 2024, n° 3, pp. 23 à 24.

GLOUKOVIEZOFF G., « L'exclusion bancaire : de quoi parle-t-on ? Une perspective française », *Vie & sciences de l'entreprise*, 2009/2 N° 182, Éditions ANDESE, pp. 9 à 20.

GOLEC M. et ALABDULJALIL M., *Interpretable LLMs for Credit Risk: A Systematic Review and Taxonomy*, 2025, p. 1 à 20.

HAND D., « Classifier Technology and the Illusion of Progress », *Statistical Science*, vol. 21, n° 1, 2006, p. 1 à 15.

HACKER P. et EBER M., « The Future of Credit Underwriting and Insurance Under the EU AI Act: Implications for Europe and Beyond », *Harvard Data Science Review*, vol. 7, n° 3, 2025, p. 23.

HÄUSELMANN A. et CUSTERS B., « Substantive fairness in the GDPR: Fairness Elements for Article 5.1a GDPR », *Computer Law & Security Review: The International Journal of Technology Law and Practice*, vol. 52, 2024, p. 1 à 3.

HWANG S. et SATCHELL S.E., « How loss averse are investors in financial markets? », *Journal of Banking & Finance*, vol. 34, n° 10, octobre 2010, p. 2425 à 2438.

HURLIN C. et PÉRIGNON C., « Machine learning et nouvelles sources de données pour le scoring de crédit », *Revue d'économie financière*, 2019, n° 135(3), pp. 21 à 50.

HURLIN C. et PÉRIGNON C., « Machine Learning and IRB Capital Requirements: Advantages, Risks, and Recommendations », *SSRN*, 5 décembre 2023, pp. 2 à 43.

HURLIN C. et PÉRIGNON C., « Intelligence artificielle et marché du crédit : opportunités et acceptabilité », *Revue d'économie financière*, 2025/3, n° 159, pp. 105 à 121.

KARIM M. A., « Automated Decision-Making, Data Protection and Trade Secrets: A comment on the CK v. Dun & Bradstreet Austria GmbH and Magistrat der Stadt Wien », *4IP COUNCIL, Automated Decision-Making, Data Protection and Trade Secrets*, Rapport de recherche, 2025, p. 1 à 4.

KOVACEVIC I., RADENKOVIC S.D. et NIKOLIC D., « Artificial Intelligence and Cybersecurity in Banking Sector: Opportunities and Risks », *arXiv preprint*, soumis le 28 novembre 2024, p. 1 à 8.

LABYE A., « La crise financière actuelle : une application du modèle de Minsky ? », *Revue d'économie financière*, 2011/2 N° 102, Éditions Association Europe Finances Régulations, pp. 263 à 284.

LAHROUR K. et HERR L., « Le paradigme de l'inclusion financière : L'évolution des concepts dans un contexte historique et universel », *Revue Internationale du chercheur*, 2023, vol. 4, n° 4, pp. 562 à 584.

LAZARUS J., « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *Raisons politiques*, 2012/4, n° 48, pp. 103 à 118.

LAZARUS J., « Chapitre II. L'inclusion bancaire », dans *Les politiques de l'argent*, Éditions Presses Universitaires de France, 2022, pp. 83 à 138.

LDASORO I., DOERR S., GAMBACORTA L., NOTRA S., OLIVIERO T. et WHYTE D., « Generative Artificial Intelligence and Cyber Security in Central Banking », *BIS Papers No. 145*, Bank for International Settlements, Département monétaire et économique, mai 2024, p. 5 à 18.

LEITNER G., SINGH J., VAN DER KRAAIJ A. et ZSÁMBOKI B., « The rise of artificial intelligence: benefits and risks for financial stability », *Financial Stability Review*, European Central Bank, mai 2024.

LESSMANN M., « Benchmarking State-of-the-Art Classification Algorithms for Credit Scoring », *European Journal of Operational Research*, vol. 247, n° 1, 2015, p. 124 à 136.

MAZZINI G. et BAGNI F., « Considerations on the regulation of AI systems in the financial sector by the AI Act », *Front. Artif. Intell.*, vol. 6, n° 1277544, 2023, p. 3 à 7.

MATEU J.-B. et PLUCHART J.-J., « L'économie de l'intelligence artificielle », *Revue d'économie financière*, 2019/3, n° 135, pp. 257 à 272.

MENECEUR Y., « Justice et intelligence artificielle. Ambitions d'une industrie de l'approximation », *Les Cahiers de la Justice*, 2025/2, n° 2, pp. 191 à 204.

MESTIRI S., « Credit Scoring using Machine Learning and Deep Learning-Based Models », *Data Science in Finance and Economics*, vol. 4, n° 2, 2024, p. 236-248.

MODAMI M., « The AI Trap in Global Tax Systems: How Algorithmic Decision-making Threatens Fairness and Transparency? », 15 avril 2025, p. 2 à 15.

MONETARY AUTHORITY OF SINGAPORE (MAS), « Artificial Intelligence Model Risk Management – Observations from a Thematic Review, Information Paper », décembre 2024, p. 7 à 50.

MOUSSAVOU J. et SAHUT J.-M., « Quel modèle bancaire à l'ère des FinTechs ? Scénarios prospectifs et perspective stratégique », *Management & Avenir*, 2020/4, n° 118, pp. 89 à 109.

NASSR I.K., « Generative Artificial Intelligence in Finance », *OECD Artificial Intelligence Papers*, n° 9, Organisation de Coopération et de Développement Économiques (OCDE), Paris, décembre 2023, p. 16 à 35.

NOLTE H., RATEIKE M. et FINCK M., « Robustness and Cybersecurity in the EU Artificial Intelligence Act », *arXiv preprint*, 28 mai 2025, p. 1 à 13.

NOVELLI C., HACKER P., MORLEY J., TRONDAL J. et FLORIDI L., « A Robust Governance for the AI Act: AI Office, AI Board, Scientific Panel, and National Authorities », *European Journal of Risk Regulation*, vol. 16, n° 2, 2025, p. 556 à 589.

NUKA T.F. et OGUNOLA A.A., « AI and Machine Learning as Tools for Financial Inclusion: Challenges and Opportunities in Credit Scoring », *International Journal of Science and Research Archive*, vol. 13, n° 2, novembre 2024, p. 1052 à 1067.

O'CONNELL S., « Speculations on working class debt: credit and paternalism in France, Germany and the UK », *Entreprises et histoire*, 2010/2 n° 59, Éditions ESKA, pp. 80 à 91.

OSSANDÓN J., « Quand le crédit à la consommation classe les gens et les choses. Une revue de littérature et un programme de recherche », *Revue Française de Socio-Économie*, 2012/1 n° 9, Éditions La Découverte, pp. 83 à 100.

PAAL B., « Article 22 GDPR: Credit Scoring Before the CJEU », *Global Privacy Law Review*, vol. 4, n° 3, 1er août 2023, p. 127 à 137.

PANDIT H. et RINTAMÄKI T., « Towards An Automated AI Act FRIA Tool That Can Reuse GDPR's DPIA », *communication présentée au Workshop CLAIRvoyant (ConventicLE on Artificial Intelligence Regulation)*, Dublin City University, 2025, p. 3 à 13.

PEETERS B., « AI-based profiling by tax authorities: exploring GDPR constraints and explainability », *EC tax review*, vol. 34, n° 5, 2025, p. 1 à 3.

RAZA A., « The Application of Artificial Intelligence in Credit Risk Evaluation: Obstacles and Opportunities in the Path to Financial Justice », *Zenodo preprint*, mars 2025, p. 1 à 12.

RIBEIRO M. T., SINGH S. et GUESTRIN C., « Why Should I Trust You? Explaining the Predictions of Any Classifier », *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2016.

SALAMI I.A., ADESOKAN-IMRAN T.O., TIWO O., METIBEMU O.C., OLUTIMEHIN A.T. et OLANIYI O.O., « Addressing Bias and Data Privacy Concerns in AI-Driven Credit Scoring Systems Through Cybersecurity Risk Assessment », *Asian Journal of Research in Computer Science*, vol. 18, n° 4, 2025, p. 59 à 82.

SERVE S., « L'octroi de crédit bancaire aux PME françaises depuis les réformes de Bâle. Sociologie d'une évaluation », *Revue Française de Socio-Économie*, 2022, n° 28(1), pp. 179 à 199.

SHAH I.H., « Investigating the Risks of Algorithmic Bias and Explainability Failures in Credit Risk Models », *SSRN*, 22 juillet 2025, p. 3 à 19.

SHARMA D. et IQBAL S., « Applying Decision Tree Algorithm Classification and Regression Tree (CART) Algorithm to Gini Techniques Binary Splits », *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, vol. 12, 2023, p. 77 à 81.

SHI S., « Machine learning-driven credit risk: a systemic review », *Neural Comput & Applic*, vol. 34, 2022, p. 14327 à 14339.

TODUPUNURI A., « Generative AI for Predictive Credit Scoring and Lending Decisions: Investigating How AI Is Revolutionising Credit Risk Assessments and Automating Loan Approval Processes in Banking », *International Journal of Research in Computer Applications and Information Technology (IJRCAIT)*, vol. 7, n° 2, 2024, p. 2162 à 2170.

VALIN G., « Pour une initiative franco-allemande des Banques Centrales en faveur des fonds propres des entreprises de taille moyenne », *Allemagne d'aujourd'hui*, 2020/3 N° 233, Éditions Association pour la connaissance de l'Allemagne d'aujourd'hui, pp. 154 à 166.

WAGNER M., SONG Q., BORG M., ENGSTRÖM E. et LYSEK M., « AI Act high-risk AI compliance challenge and industry impact: a multiple case study », manuscrit soumis pour publication, 2025, p. 12 à 16.

YEDDOU N., « Stabilité du système bancaire européen : banques coopératives versus banques commerciales », *Rev. fr. écon.*, 2020/4, Vol. XXXV, pp. 167 à 195.

ZHANG H. et LUO L., « Application of Random Forest in Credit Scoring », *Procedia Computer Science*, vol. 162, 2019, p. 503 à 511.

Doctrine en ligne

ABRIGO, « Generative AI in Credit Risk Management: A Game-Changer for Loan Review », 2024, disponible sur : <https://www.abrigo.com/blog/generative-ai-in-credit-risk-management-a-game-changer-for-loan-review>.

ANTOSZ, D., « What is a Neobank? How fintech is transforming banking », Plaid – Fintech Resources, 31 juillet 2023, disponible sur : <https://plaid.com/resources/fintech/what-is-a-neobank/>.

ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, « Guidelines on Data Protection Impact Assessment (DPIA) and determining whether processing is “likely to result in a high risk” for the purposes of Regulation 2016/679 », WP248 rev.01, European Commission, 13

octobre 2017, pp. 6 à 10, disponible sur : <https://ec.europa.eu/newsroom/article29/items/611236>.

ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, « Guidelines on Automated individual decision-making and Profiling for the purposes of Regulation 2016/679 (WP251rev.01) », Adopted October 3, 2017; revised February 6, 2018, pp. 19 à 27, disponible sur : http://ec.europa.eu/justice/data-protection/index_en.htm.

ARTICLE 29 DATA PROTECTION WORKING PARTY, « Guidelines on transparency under Regulation 2016/679 (WP260 rev.01) », Adopted November 29, 2017; revised April 11, pp. 13 à 33, 2018, disponible sur : http://ec.europa.eu/newsroom/article29/news.cfm?itemtype=1358&tpa_id=6936

ASSOCIATION EUROPÉENNE DES ÉTABLISSEMENTS FINANCIERS (AEFR), « Crédit à la consommation : vers une nouvelle directive européenne », s.d., disponible sur : <https://www.aefr.eu/en/article/download/438> (consulté le 5 octobre 2025).

BANQUE DE FRANCE, « Fichier des incidents de remboursement des crédits aux particuliers (FICP) », s.d., disponible sur : <https://www.banque-france.fr/fr/a-votre-service/particuliers/fichiers-incident-bancaire/fichier-incidents-remboursement-credits>.

BANQUE NATIONALE DE BELGIQUE, « Centrale des crédits aux particuliers (CCP) », s.d., disponible sur : <https://www.nbb.be/fr/activites/centrales-des-credits/centrale-des-credits-aux-particuliers-ccp>.

CHEVALLIER, M., « Z-Score d'Altman : formule et interprétation », LeanPay Blog, 6 mars 2025, disponible sur : <https://www.leanpay.io/blog/z-score-d-altman-formule-et-interpretation>.

CHAUHAN, A., « Credit Risk Assessment using Support Vector Machine (SVM) », 19 août 2021, disponible sur : <https://medium.com/codex/credit-risk-assessment-using-support-vector-machine-svm-88d9ffab94c8>.

CNIL, « Profilage et décision entièrement automatisée », s.d., disponible sur : <https://www.cnil.fr/fr/profilage-et-decision-entierement-automatisee> (consulté le 4 octobre 2025).

CIO ONLINE, « Le scoring dans le viseur des autorités européennes », 7 février 2022, disponible sur : <https://www.cio-online.com/actualites/lire-le-scoring-dans-le-viseur-des-autorites-europeennes-15550.html> (consulté le 4 octobre 2025).

COMARCH, « Qu'est-ce que le scoring de crédit ? Types, modèles et méthodes », 14 mars 2024, disponible sur : <https://www.comarch.be/fr/services-financiers/news/quest-ce-que-le-scoring-de-credit-types-modeles-et-methodes/>.

COMITÉ DE BÂLE SUR LE CONTRÔLE BANCAIRE, « International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards, Bâle I », Banque des règlements internationaux, 1988, disponible sur : <https://www.bis.org/publ/bcbasc111.pdf> (consulté le 3 octobre 2025).

COMITÉ DE BÂLE SUR LE CONTRÔLE BANCAIRE, « International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework, Bâle II », Banque des règlements internationaux, 2004, disponible sur : <https://www.bis.org/publ/bcbs107.pdf>.

COMMISSION EUROPÉENNE, « AI Act – Regulatory framework for Artificial Intelligence », 23 octobre 2025, disponible sur : <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/regulatory-framework-ai>.

COMMISSION EUROPÉENNE, « AI Office, Digital Strategy », s.d., disponible sur : <https://digital-strategy.ec.europa.eu/fr/policies/ai-office>.

DATA SCIENTEST, « SHAP : tout savoir », 27 juillet 2023, disponible sur : <https://datascientest.com/shap-tout-savoir>.

DATAGUARD, « The EU AI Act and obligations for providers », 2024, disponible sur : <https://www.dataguard.com/blog/the-eu-ai-act-and-obligations-for-providers>.

DELOITTE | BLOG AVOCATS, « Nouvelle directive européenne sur les crédits aux consommateurs : pour un marché intra-européen du crédit plus protecteur et harmonisé », 11 septembre 2023, disponible sur : <https://blog.avocats.deloitte.fr/nouvelle-directive-europeenne-sur-les-credits-aux-consommateurs-pour-un-marche-intra-europeen-du-credit-plus-protecteur-et-harmonise/>.

DÉFENSEUR DES DROITS, « Enquête sur les inégalités d'accès aux droits et les discriminations en France », juin 2020, disponible sur : <https://www.defenseurdesdroits.fr/sites/default/files/2023-08/ddd-enquete-inegalite-acces-aux-droits-discriminations-en-France-20200625.pdf>.

EDPS – EUROPEAN DATA PROTECTION SUPERVISOR, « TechDispatch 2/2025: Human Oversight in Automated Decision-Making », 23 septembre 2025, disponible sur :

https://www.edps.europa.eu/data-protection/our-work/publications/techdispatch/2025-09-23-techdispatch-22025-human-oversight-automated-making_en.

EFL, « Transposition de la directive (UE) 2023 sur les crédits aux consommateurs : quels changements ? », 5 septembre 2023, disponible sur : https://www.efl.fr/actualite/transposition-directive-ue-2023-credits-aux-consommateurs_f8f4d7f43-883a-4b4d-8add-8b3750d6970a.

ENISA, « Artificial Intelligence and Cybersecurity Research », juin 2023, p. 24 à 30, disponible sur : <https://www.enisa.europa.eu/publications/artificial-intelligence-and-cybersecurity-research>.

ENISA, « Artificial Intelligence Cybersecurity Challenges », décembre 2020, p. 9 à 56, disponible sur : <https://www.enisa.europa.eu/publications/artificial-intelligence-cybersecurity-challenges>.

EUROPEAN BANKING AUTHORITY (EBA), « Special topic – Artificial intelligence », Risk Assessment Report, novembre 2024, disponible sur : <https://www.eba.europa.eu/publications-and-media/publications/special-topic-artificial-intelligence>.

EUROPEAN BANKING AUTHORITY, « AI Act: implications for the EU banking and payments sector », 2025, p. 1 à 3, disponible sur : <https://eba.europa.eu/sites/default/files/2025-11/d8b999ce-a1d9-4964-9606-971bbc2aaf89/AI%20Act%20implications%20for%20the%20EU%20banking%20sector.pdf>.

FASTERCAPITAL, « Analyse du risque de crédit – évaluation de la solvabilité – le rôle du score Altman Z dans l’analyse du risque de crédit », 6 mai 2025, disponible sur : <https://fastercapital.com/fr/contenu/Analyse-du-risque-de-credit---evaluation-de-la-solvabilite---le-role-du-score-altman-z-dans-l-analyse-du-risque-de-credit>.

FASTERCAPITAL, « Agences de notation de crédit – le rôle et l’impact de leurs notations sur les marchés financiers », s.d., disponible sur : <https://fastercapital.com/fr/contenu/Agences-de-notation-de-credit---le-role-et-l-impact-de-leurs-notations-sur-les-marches-financiers.html>.

FRESHFIELDS, « EU AI Act unpacked (6): Fundamental rights impact assessment », 2024, disponible sur : <https://technologyquotient.freshfields.com/post/102j941/eu-ai-act-unpacked-6-fundamental-rights-impact-assessment>.

KREMER, A., GOVINDARAJAN, A., SINGH, H., KRISTENSEN, I. et LI, E., « Embracing generative AI in credit risk », 1er juillet 2024, disponible sur :

<https://www.mckinsey.com/capabilities/risk-and-resilience/our-insights/embracing-generative-ai-in-credit-risk>.

LEITNER, G., SINGH, J., VAN DER KRAAIJ, A. et ZSÁMBOKI, B., « The rise of artificial intelligence: benefits and risks for financial stability », Financial Stability Review, mai 2024, disponible sur : https://www.ecb.europa.eu/press/financial-stability-publications/fsr/special/html/ecb.fsrart202405_02~58c3ce5246.en.html.

LOANWORKS, « Artificial Intelligence in Financial Services: A Historical Review », disponible sur : <https://loanworks.ai/artificial-intelligence-in-financial-services-a-historical-review/>.

MCKINSEY & COMPANY, « What is fintech? », disponible sur : <https://www.mckinsey.com/featured-insights/mckinsey-explainers/what-is-fintech>.

NEDERLANDS JEUGDINSTITUUT (NJI), « Wat is de toeslagenaffaire? », 2024, disponible sur : <https://www.nji.nl/kennis/toeslagenaffaire/wat-is-de-toeslagenaffaire>.

NGUYEN, V., CHARAF, A. et GERMINI, E., « Scoring d'octroi par Machine Learning interprétable ? », étude interne Nexialog Consulting, s.d., disponible sur : <https://www.nexialog.com>

KOEFER, F., LEMKEN, I. et PAULS, J., « Fairness in algorithmic decision systems: a microfinance perspective », EIF Research and Market Analysis Working Paper 2023/88, 2023, p. 7 à 23, disponible sur : https://www.eif.org/news_centre/publications/eif_working_paper_2023_88.pdf.

REVUE BANQUE, « Le scoring confronté à la protection des données », 13 septembre 2023, disponible sur : <https://www.revue-banque.fr/regulation-et-risques/reglementation/le-scoring-confronte-a-la-protection-des-donnees-GD18932271>.

SERVICE PUBLIC (FRANCE), « Fichage bancaire : FICP », s.d., disponible sur : <https://www.service-public.gouv.fr/particuliers/vosdroits/F17608>.

SERVICE PUBLIC FÉDÉRAL ÉCONOMIE, « Centrale des crédits aux particuliers », s.d., disponible sur : <https://economie.fgov.be/fr/themes/services-financiers/centrale-des-credits-aux>.

VILLEROY DE GALHAU, F., « L'intelligence artificielle : bénédiction ou malédiction pour la transformation du secteur financier ? », Discours du Gouverneur de la Banque de France, 4

juillet 2024, disponible sur : <https://www.banque-france.fr/fr/interventions-gouverneur/lintelligence-artificielle-benediction-ou-malediction-pour-la-transformation-du-secteur-financier>.

VILLE DE VILLEURBANNE, « Actes du séminaire “Discriminations et accès au crédit” », 8 novembre 2016, disponible sur : <https://nondiscrimination.villeurbanne.fr/wp-content/uploads/2018/12/actes-s%C3%A9minaire-discr-credit2016.pdf>.

WAGNER, P., « Zooming in on AI -#13: EU AI Act – Focus on fundamental rights impact assessment for high-risk AI systems », 9 décembre 2024, disponible sur : <https://www.aoshearman.com/en/insights/ao-shearman-on-tech/zooming-in-on-ai-when-will-the-ai-act-apply>.

