

L'approche fondée sur les risques en matière de LBC/FT : modélisation du risque de non-conformité et limites des méthodologies d'évaluation dans les établissements de crédits

The Risk-Based Approche in AML/CFT : Non-Compliance Risk Modelling and Limitations of Assessment Methodologies in Credit Institutions.

Auteur 1 : KANNOURI Khaoula.

Auteur 2 : FARACHA Abderrahim.

KANNOURI Khaoula, Doctorante en sciences économiques et gestion, EST (laboratoire LAREMO), université HASSAN II, Maroc

Mr FARACHA Abderrahim, Professeur de l'enseignement supérieure, à EST (laboratoire LAREMO), Faculté des Sciences Juridiques Économiques et Sociales Ain chok-Casablanca, Maroc .

Déclaration de divulgation : L'auteur n'a pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.

Conflit d'intérêts : L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.

Pour citer cet article : KANNOURI .Kh & FARACHA .A (2026) « L'approche fondée sur les risques en matière de LBC/FT : modélisation du risque de non-conformité et limites des méthodologies d'évaluation dans les établissements de crédits », African Scientific Journal « Volume 03, Num 35 » pp: 2428– 2449.



DOI : 10.5281/zenodo.20119167

Copyright © 2026 – ASJ



Résumé

L'approche fondée sur les risques (AFR) constitue le paradigme dominant de la lutte contre le blanchiment de capitaux et le financement du terrorisme (LBC/FT) depuis son adoption formelle par le GAFI en 2003. Pourtant, malgré la généralisation de son application aux établissements de crédit, sa mise en œuvre demeure hétérogène et ses fondements méthodologiques contestés. Cet article propose une analyse critique des méthodologies d'évaluation du risque de non-conformité LBC/FT dans les établissements de crédit, en examinant leurs limites conceptuelles et opérationnelles. À partir d'une revue systématique de la littérature et d'une analyse des référentiels réglementaires en vigueur, trois déficits majeurs sont identifiés : l'absence de standardisation des modèles de scoring de risque, la sous-représentation de la dimension comportementale dans les évaluations, et le manque de mécanismes de rétroaction permettant d'ajuster les évaluations en fonction des résultats observés. En réponse, un modèle d'évaluation dynamique du risque de non-conformité LBC/FT est proposé, intégrant des variables comportementales, transactionnelles et contextuelles. Ce modèle, ancré dans la théorie de la décision sous incertitude et les apports récents de l'apprentissage automatique, vise à combler les lacunes méthodologiques identifiées et à fournir aux praticiens de la conformité un outil d'aide à la décision plus robuste et plus adapté à la réalité des risques contemporains.

Mots clés : *approche fondée sur les risques, risque de non-conformité, LBC/FT, scoring de risque, modélisation comportementale, GAFI, établissements de crédit, évaluation dynamique, machine Learning, compliance.*

Abstract

The risk-based approach (RBA) has been the dominant paradigm in anti-money laundering and counter-terrorist financing (AML/CFT) since its formal adoption by the FATF in 2003. Yet, despite its widespread application to credit institutions, its implementation remains heterogeneous, and its methodological foundations contested. This article offers a critical analysis of AML/CFT non-compliance risk assessment methodologies in credit institutions, examining their conceptual and operational limitations. Drawing on a systematic literature review and an analysis of existing regulatory frameworks, three major deficits are identified: the absence of standardized risk scoring models, the under-representation of the behavioral dimension in assessments, and the lack of feedback mechanisms to adjust evaluations based on observed outcomes. In response, a dynamic AML/CFT non-compliance risk assessment model is proposed, integrating behavioral, transactional and contextual variables. This model, grounded in decision theory under uncertainty and recent machine learning insights, aims to address the identified methodological gaps and provide compliance practitioners with a more robust decision-support tool.

Keywords : *AML/CFT (Anti-Money Laundering, Risk-Based Approach, Risk-Based Approach, Risk Scoring, Machine Learning*

Introduction

Le présent article porte sur l'approche fondée sur les risques (AFR) en matière de lutte contre le blanchiment de capitaux et le financement du terrorisme (LBC/FT) dans les établissements de crédit, avec un focus particulier sur la modélisation du risque de non-conformité et les limites des méthodologies d'évaluation actuellement en usage. L'objectif principal est double : analyser de manière critique les déficits conceptuels et opérationnels des méthodologies existantes, puis proposer un modèle d'évaluation dynamique du risque de non-conformité LBC/FT (MEDR-LBC) intégrant des variables comportementales, transactionnelles et contextuelles. La structure de l'article est organisée en six sections : après cette introduction, la section 2 présente les fondements théoriques et normatifs de l'AFR ; la section 3 expose une analyse critique des méthodologies existantes ; la section 4 développe le modèle MEDR-LBC proposé ; la section 5 discute les implications pour les praticiens et les régulateurs ; la section 6 conclut et ouvre des perspectives de recherche.

L'approche fondée sur les risques (AFR) en matière de lutte contre le blanchiment de capitaux et le financement du terrorisme (LBC/FT) s'est imposée, depuis le début des années 2000, comme le paradigme universel de la conformité financière dans les établissements de crédit. Son principe fondateur possède une rationalité évidente : dans un contexte de ressources de compliance structurellement limitées et de techniques de blanchiment en constante sophistication, concentrer les efforts de surveillance et de contrôle sur les clients, produits et opérations présentant les profils de risque les plus élevés constitue une allocation optimale des moyens disponibles. Cette logique d'efficacité, empruntons-la à la théorie économique de la régulation, a conduit le GAFI à consacrer formellement l'AFR dans ses recommandations de 2003, et à en approfondir les exigences dans les révisions de 2012 et les évaluations mutuelles post-2013.

La pratique, cependant, révèle une réalité nettement plus complexe. La mise en œuvre opérationnelle de l'AFR dans les établissements de crédit se heurte à des défis considérables que les référentiels normatifs n'ont pas suffi à résoudre. Comment définir et mesurer le risque de non-conformité LBC/FT de manière rigoureuse et reproductible ? Comment construire des modèles de scoring client qui intègrent effectivement les facteurs les plus discriminants plutôt que les plus facilement observables ? Comment s'assurer que les matrices de risque reflètent la réalité des menaces auxquelles l'établissement est exposé, et pas seulement la liste standardisée de facteurs de risque proposée par les référentiels sectoriels ? Comment, enfin, faire en sorte

que les évaluations de risque évoluent dans le temps au rythme des mutations des techniques de blanchiment et du paysage des clients ?

Ces questions, qui constituent le fil conducteur du présent article, ne sont pas purement académiques. Elles ont des implications pratiques directes sur la capacité des établissements de crédit à remplir leur fonction de premiers remparts du système LBC/FT national. Les évaluations mutuelles conduites par le GAFI dans de nombreux pays y compris le Maroc en 2019 fait état de faiblesses récurrentes dans la qualité des évaluations des risques conduites par les établissements financiers : excès de standardisation, insuffisance de la granularité sectorielle, absence de mise à jour régulière, et déconnexion entre l'évaluation des risques formalisée et le calibrage effectif des systèmes de surveillance. Ces constats signalent un déficit méthodologique structurel qui dépasse les établissements individuels et interpelle le cadre conceptuel sur lequel repose l'AFR dans son ensemble.

Cet article a un double objectif. Il s'agit d'abord d'analyser de manière critique les méthodologies actuelles d'évaluation du risque de non-conformité LBC/FT dans les établissements de crédit, en identifiant leurs déficits conceptuels et opérationnels à partir d'une revue systématique de la littérature et des référentiels réglementaires en vigueur. Il s'agit ensuite de proposer un modèle d'évaluation dynamique du risque de non-conformité le MEDR-LBC permettant de surmonter les limites identifiées par une approche intégrant des variables comportementales, transactionnelles et contextuelles selon une logique adaptative. La contribution de cet article s'articule autour de trois apports spécifiques : une analyse systématique des limites des modèles AFR actuels ; l'identification de variables comportementales et contextuelles sous-exploitées ; et la proposition d'un modèle d'évaluation dynamique ancré dans la théorie de la décision sous incertitude et enrichi des apports récents de l'apprentissage automatique.

Sur le plan épistémologique, cette recherche s'inscrit dans une posture positiviste aménagée, qui reconnaît la complexité des phénomènes de conformité financière tout en postulant l'existence de régularités observables et modélisables. Le mode de raisonnement privilégié est hypothético-déductif : à partir d'un corpus théorique structuré (théorie de la décision sous incertitude, théorie des systèmes adaptatifs complexes, apprentissage automatique), des propositions normatives sont formulées quant aux propriétés souhaitables d'un modèle d'évaluation dynamique, puis confrontées aux pratiques existantes documentées dans la littérature et les référentiels réglementaires. La méthode retenue est celle de la revue

systematique de la litterature, completee par une analyse documentaire des cadres normatifs en vigueur (recommandations du GAFI, directives AMLD, circulaires de Bank Al-Maghrib). Cette approche est adaptee a un objet d'etude normatif et conceptuel pour lequel les donnees empiriques de terrain sont structurellement difficiles a mobiliser en raison des contraintes de confidentialite inherentes au domaine LBC/FT.

L'article est organise comme suit. La section 1 retrace les fondements theoriques et normatifs de l'AFR. La section 2 propose une analyse critique des methodologies d'evaluation existantes. La section 3 presente le modele MEDR-LBC propose. La section 4 discute les implications pour les praticiens et les regulateurs. La section 6 conclut et ouvre les perspectives de recherche futures.

1. Fondements de l'approche fondee sur les risques en LBC/FT

1.1 Genese intellectuelle et evolution normative

L'approche fondee sur les risques en matiere de LBC/FT ne naît pas du neant normatif. Elle s'inscrit dans un mouvement intellectuel plus large, apparu des les annees 1990 dans la regulation financiere britannique et australienne, visant a substituer a une logique de prescription detaillee la reglementation basee sur des regles (rule-based approach) une logique principielle accoradant aux entites regulees une autonomie plus grande dans la conception de leurs dispositifs de conformite, en contrepartie d'une obligation de resultat plutot que de procedure. Black (2008) a analyse en detail ce passage de la reglementation prescriptive vers une reglementation principielle dans le secteur financier britannique, montrant comment le Financial Services Authority britannique a construit, dans les annees 2000, un cadre reglementaire fonde sur des principes generaux d'action plutot que sur des listes exhaustives de comportements requis.

C'est dans ce contexte intellectuel que le GAFI formalise en 2003 l'AFR comme principe directeur de l'action anti-blanchiment. La troisieme directive europeenne anti-blanchiment de 2005 traduit immediatement ce principe en obligation juridique pour les etablissements financiers des Etats membres. La revision des recommandations du GAFI en 2012 constitue une etape supplementaire decisive : l'evaluation nationale des risques (ENR) devient un prealable obligatoire a toute architecture nationale LBC/FT, et les autorites de supervision sont tenues de calibrer leur intensite de controle en fonction des profils de risque des entites supervisees. L'AFR devient ainsi un principe cascasant, qui s'impose a la fois au niveau

étatique, au niveau de la supervision et au niveau des établissements eux-mêmes. Raza et al. (2021) ont documenté comment cette cascade normative a contraint les établissements bancaires à développer des capacités d'évaluation des risques de plus en plus sophistiquées, tout en laissant une large discrétion dans les méthodologies utilisées générant par là une hétérogénéité des pratiques problématique pour la supervision sectorielle.

La séquence des directives européennes anti-blanchiment a progressivement étendu et approfondi les exigences de l'AFR. La quatrième directive (AMLD4, 2015) impose aux établissements de conduire des évaluations des risques à l'échelle du groupe, intégrant les risques spécifiques à chaque pays d'implantation et à chaque ligne métier. La cinquième directive (AMLD5, 2018) étend l'AFR aux prestataires de services sur actifs virtuels, aux plateformes de financement participatif et aux professionnels de l'immobilier, traduisant l'élargissement du périmètre des entités assujetties face à la sophistication des vecteurs de blanchiment. Au Maroc, la loi 43-05 amendée en 2021 et les circulaires de Bank Al-Maghrib de la même période ont substantié l'obligation d'évaluation des risques pour les établissements de crédit, en exigeant une documentation formalisée et régulièrement mise à jour des risques inhérents et résiduels, ainsi que des méthodologies utilisées pour les évaluer.

1.2 Déclinaison opérationnelle dans les établissements de crédit

Au niveau micro-institutionnel, l'AFR se traduit pour les établissements de crédit par un ensemble d'obligations opérationnelles imbriquées. La première est la conduite d'une évaluation globale des risques de blanchiment et de financement du terrorisme, prenant en compte le modèle d'affaires, la structure de la clientèle, les zones géographiques d'activité, les produits et services offerts, et les canaux de distribution utilisés. Cette évaluation doit être documentée, validée par les organes de gouvernance et mise à jour régulièrement pour refléter les évolutions de l'environnement. Elle constitue le socle sur lequel repose l'ensemble du dispositif de conformité : elle conditionne l'intensité des mesures de vigilance client (KYC), les seuils de déclenchement des alertes de surveillance des transactions, la fréquence des revues périodiques des relations d'affaires, et les ressources allouées aux différentes composantes de la fonction compliance.

La deuxième obligation est le scoring de risque individuel des clients. Chaque client doit se voir attribuer un niveau de risque faible, moyen, élevé, voire élevé renforcé pour les personnes politiquement exposées (PPE) à partir d'un ensemble de critères pondérés. Ce score détermine les mesures de vigilance applicables et doit être révisé en cas d'événement déclencheur alerte

transactionnelle, changement de situation professionnelle, prise de position politique ou de manière périodique. La troisième obligation est la surveillance continue des transactions, dont le paramétrage doit être calibré de manière différenciée selon les profils de risque des clients et des produits. L'ensemble de ces obligations forme ce que Mugarura (2019) appelle l'écosystème de conformité AFR, dont les composantes doivent être cohérentes entre elles et proportionnées aux risques effectivement encourus.

1.3. Le risque de non-conformité LBC/FT : définition et structure

La notion de risque de non-conformité LBC/FT, centrale pour notre propos, appelle une définition rigoureuse. Nous proposons de le définir comme la probabilité qu'un établissement de crédit devienne, à son insu ou par négligence, le vecteur d'une opération de blanchiment de capitaux ou de financement du terrorisme, en raison de l'insuffisance ou de la défaillance de son dispositif de détection et de prévention. Cette définition est intentionnellement plus large que celle réduisant le risque de non-conformité au risque d'amende ou de sanction réglementaire : elle inclut le risque de réputation, le risque juridique, et le risque de contribution involontaire à la criminalité financière.

Sur le plan structurel, le risque de non-conformité LBC/FT possède une architecture bipartite qui constitue le fondement de toute méthodologie d'évaluation rigoureuse. Le risque inhérent représente l'exposition brute de l'établissement au risque de blanchiment, dépendante de son profil intrinsèque indépendamment de tout contrôle : structure de la clientèle, géographie des opérations, nature des produits, mode de distribution. Le risque résiduel représente l'exposition subsistant après application des mesures de contrôle. La différence entre les deux mesure l'efficacité des contrôles déployés. Cette distinction n'est pas purement conceptuelle : elle détermine la structure des modèles de scoring qui doivent, pour être complets, évaluer séparément le risque inhérent et l'efficacité réductrice des contrôles, plutôt que de se réduire à une évaluation agrégée du risque net non décomposable.

2. Analyse critique des méthodologies d'évaluation existantes

2.1 Les modèles de scoring de risque client : limites conceptuelles et opérationnelles :

Les modèles de scoring de risque client constituent l'outil le plus répandu de mise en œuvre de l'AFR dans les établissements de crédit. Ils visent à attribuer à chaque client un score de risque agrégé à partir d'un ensemble de critères pondérés : nationalité, résidence, profession, nature des produits souscrits, comportement transactionnel, appartenance à des catégories spéciales

(PPE, ressortissants de pays à risque élevé, correspondants bancaires). Malgré leur généralisation, ces modèles souffrent de plusieurs insuffisances majeures qui ont été documentées de manière croissante dans la littérature.

La première insuffisance est la nature expert et peu étayée empiriquement de la définition des critères et de leurs pondérations. Dans la grande majorité des établissements, les pondérations attribuées aux différents critères de risque résultent d'un consensus d'experts internes plutôt que d'une analyse statistique des données historiques de l'établissement. Teichmann (2020) souligne que cette approche experte tend à surpondérer les facteurs de risque formels nationalité, catégorie professionnelle, pays de résidence qui sont les plus facilement observables mais pas nécessairement les plus discriminants. Les facteurs comportementaux cohérence des flux transactionnels avec l'activité déclarée, variation du comportement dans le temps, utilisation d'intermédiaires dans les chaînes de paiement sont systématiquement sous-représentés alors qu'ils révèlent souvent des comportements de blanchiment mieux que les facteurs structurels.

La deuxième insuffisance est la nature statique de la très grande majorité des modèles de scoring. Ces modèles évaluent le risque d'un client à un moment donné généralement lors de l'entrée en relation sans mécanisme d'ajustement continu en fonction de l'évolution du comportement du client dans le temps. Or, le blanchiment n'est pas un événement instantané : c'est un processus évolutif qui modifie progressivement le profil transactionnel du client. Un système d'évaluation purement statique est structurellement incapable de détecter ces évolutions progressives. Levi et Soudijn (2020) ont montré que les techniques de blanchiment les plus sophistiquées précisément évitent de déclencher des alertes sur des paramètres statiques en construisant progressivement des profils apparemment légitimes.

La troisième insuffisance est l'absence de mécanisme de validation et d'apprentissage. Dans un modèle de scoring optimal, les pondérations des critères devraient être régulièrement recalibrées en fonction des résultats observés : les clients ayant fait l'objet d'une déclaration de soupçon avouée, d'une mise en cause judiciaire ou d'une saisie d' avoir auraient dû obtenir quels scores avant l'incident ? Quel critère, si sa pondération avait été plus élevée, aurait permis une détection précoce ? En l'absence de ce mécanisme de rétroaction, les modèles de scoring restent figés et s'écartent progressivement de la réalité des menaces.

2.2. Les matrices de risque produits/services : limites structurelles

Les matrices de risque produits et services constituent le deuxième grand outil opérationnel de l'AFR dans les établissements de crédit. Elles visent à hiérarchiser les risques associés aux différents produits et services offerts en fonction de leur vulnérabilité à une utilisation à des fins de blanchiment. La construction de ces matrices repose généralement sur une combinaison de références normatives les typologies publiées par le GAFI et les cellules de renseignement financier nationales et d'une analyse experte des spécificités des produits de l'établissement.

Ces matrices souffrent de deux insuffisances structurelles. La première est leur déconnexion fréquente avec les données transactionnelles réelles. Dans de nombreux établissements, les matrices de risque produits sont élaborées à partir de rapports de typologies sectorielles sans vérification statistique que ces typologies correspondent effectivement aux patterns transactionnels observés dans les données internes. Van Duyne et Harvey (2018) ont souligné l'importance de cette validation empirique, montrant que les typologies de blanchiment varient significativement selon les contextes économiques et les structures de marché locaux. Une matrice de risque construite exclusivement à partir de typologies internationales génériques risque de mal refléter les spécificités du contexte marocain ou des segments de clientèle particuliers de l'établissement.

La deuxième insuffisance est la négligence des effets de combinaison entre facteurs de risque. Les matrices de risque traitent généralement chaque dimension client, produit, géographie, canal de distribution de manière partiellement indépendante, agrégeant les scores par addition ou multiplication pondérée. Or, c'est précisément l'interaction de plusieurs facteurs de risque modérés qui peut produire un profil de risque élevé. Un client à risque médiocre sur chaque dimension individuelle nationalité non risquée, profession standard, produits courants mais dont l'ensemble des flux transactionnels présente des patterns inhabituels ne sera pas nécessairement détecté par un système à base de facteurs additifs. Les méthodes d'apprentissage automatique, et particulièrement les modèles non linéaires, sont précisément conçues pour capturer ces effets d'interaction que les approches additives manquent.

2.3. L'évaluation nationale des risques comme cadre de référence : usage effectif limité

L'évaluation nationale des risques (ENR), produite par les États membres conformément aux recommandations du GAFI, est conçue pour fournir aux établissements de crédit un cadre de référence macroprudentiel permettant de calibrer leurs évaluations internes. La pratique révèle

cependant une utilisation effective très limitée. Plusieurs facteurs expliquent ce décalage entre l'intention normative et la réalité opérationnelle. Le niveau élevé d'agrégation des données publiées dans les ENR rend leur utilisation difficile pour la calibration de systèmes de scoring client hautement granulaires. Les informations disponibles dans les rapports publics restent généralement trop générales pour être directement opérationnalisées dans les matrices de risque d'un établissement spécifique. Les délais de publication l'ENR du Maroc publiée en 2019 couvre la période antérieure à l'émergence massive des actifs numériques créent un décalage temporel avec les menaces actuelles.

Par ailleurs, l'ENR ne constitue qu'un point de départ et ne libère pas les établissements de la responsabilité de conduire leur propre évaluation des risques spécifique à leur modèle d'affaires. Un établissement spécialisé dans le financement des PME exportatrices présente un profil de risque très différent d'un établissement dont la clientèle est principalement constituée de particuliers à hauts revenus ou d'une banque correspondante active dans des transactions internationales. L'ENR doit donc être vue comme un point de référence sectoriel à contextualiser, non comme un substitut à l'évaluation interne.

2.4 Synthèse : trois déficits structurels identifiés

L'analyse des méthodologies existantes fait apparaître trois déficits structurels majeurs qui fondent la nécessité du modèle proposé. Le déficit de standardisation : l'absence de référentiel méthodologique commun génère une hétérogénéité des pratiques d'évaluation qui nuit à la comparabilité, à la lisibilité pour les superviseurs et à la qualité de la supervision sectorielle. Le déficit comportemental : la sous-représentation des indicateurs comportementaux dynamiques variation des patterns transactionnels, écart entre comportement observé et profil déclaré, réseaux de transactions inhabituels conduit à une sous-détection des profils atypiques qui ne correspondent pas aux catégories de risque formelles préétablies. Le déficit de rétroaction : l'absence de mécanismes de feedback permettant d'alimenter en retour les modèles de risque à partir des résultats observés prive les établissements d'une source d'apprentissage précieuse qui permettrait d'améliorer continuellement le pouvoir discriminant de leurs modèles.

Tableau 1 : Synthèse des trois déficits structurels des méthodologies AFR actuelles

Déficit	Description	Conséquences opérationnelles
Déficit de standardisation	Absence de référentiel méthodologique commun pour l'évaluation du risque de non-conformité LBC/FT ; pondérations des critères définies par consensus d'experts sans validation statistique.	Hétérogénéité des pratiques, faible comparabilité inter-établissements, difficultés de supervision sectorielle.
Déficit comportemental	Sous-représentation des indicateurs comportementaux dynamiques (variation des patterns transactionnels, cohérence flux/profil déclaré, réseaux de transactions) au profit de facteurs structurels statiques.	Sous-détection des profils atypiques construisant progressivement une apparence de légitimité ; incapacité à capter les techniques de blanchiment sophistiquées.
Déficit de rétroaction	Absence de mécanismes de feedback alimentant les modèles à partir des résultats observés (déclarations de soupçon exploitées, sanctions, mises en cause judiciaires).	Modèles figés s'écartant progressivement de la réalité des menaces ; impossibilité d'améliorer continument le pouvoir discriminant des systèmes de scoring.

Source : Élaboré par les auteurs à partir de la revue de la littérature (2026)

3. Vers un modèle d'évaluation dynamique du risque de non-conformité

3.1. Fondements théoriques du modèle MEDR-LBC

Le modèle d'évaluation dynamique du risque de non-conformité LBC/FT (MEDR-LBC) s'appuie sur trois corpus théoriques articulés de manière cohérente. Le premier est la théorie de la décision sous incertitude, dont les fondements sont posés par les travaux séminaux de Knight

(1921) sur la distinction entre risque situation probabilisable et incertitude situation où les probabilités ne sont pas connues et par les développements d'Ellsberg (1961) sur l'aversion à l'ambiguïté dans les décisions. Dans le contexte de l'évaluation LBC/FT, la distinction knightienne est particulièrement opérante : les risques liés aux clients dont le comportement est historiquement connu relèvent du risque probabilisable ; les risques liés à de nouveaux types de clients, de nouvelles techniques de blanchiment ou de nouveaux produits relèvent de l'incertitude au sens strict, et requièrent des approches d'évaluation distinctes.

Le deuxième corpus est la théorie des systèmes adaptatifs complexes (Holland, 1992), qui fournit le cadre conceptuel pour penser les systèmes d'évaluation des risques comme des entités en évolution permanente plutôt que comme des structures fixes. Dans un système adaptatif complexe, les agents évoluent en réponse aux évolutions de leur environnement, et leur comportement ne peut pas être prédit par les seules caractéristiques initiales du système. Cette perspective est directement applicable à l'évaluation LBC/FT : les blanchisseurs adaptent leurs techniques en réponse aux systèmes de détection, les institutions financières doivent donc adapter continuellement leurs modèles de risque en réponse à cette évolution. Un modèle statique est structurellement inadapté à cette réalité de coévolution.

Le troisième corpus est constitué des développements récents en matière d'apprentissage automatique supervisé et non supervisé, qui offrent des outils opérationnels pour mettre en œuvre des modèles de scoring adaptatifs capables de capturer des patterns comportementaux complexes et non linéaires que les approches traditionnelles manquent. Des algorithmes tels que les forêts aléatoires (random forests), les réseaux de neurones récurrents (LSTM), et les modèles de détection d'anomalies permettent d'identifier des écarts par rapport aux comportements attendus sans avoir à prédéfinir explicitement les patterns suspects. Ces approches présentent cependant des risques spécifiques : risque de biais algorithmique, opacité des décisions, risque de sur-apprentissage qui doivent être explicitement traités dans la conception du modèle.

3.2. Architecture du modèle MEDR-LBC

Niveau 1 — Évaluation statique du risque inhérent

Le premier niveau du MEDR-LBC correspond à l'évaluation traditionnelle fondée sur les caractéristiques structurelles du client et de ses produits. Il produit un score de risque inhérent agrégé à partir de critères pondérés issus des référentiels normatifs GAFI, BCBS, directives

AMLD et validés statistiquement sur les données historiques de l'établissement. La validation statistique est ici une exigence de conception non négociable : elle permet d'objectiver les pondérations et de réduire la part de subjectivité expert inévitablement présente dans les approches purement qualitatives. Les critères du Niveau 1 comprennent les facteurs classiques : nationalité et pays de résidence, structure juridique et propriétaire de l'entité, secteur d'activité, nature des produits souscrits, présence dans des catégories spéciales (PPE, correspondants bancaires, ressortissants de pays sous sanctions). Ce premier niveau constitue le point de départ de l'évaluation et produit un score de risque inhérent de référence qui peut être immédiatement opérationnel.

Niveau 2 — Évaluation comportementale et transactionnelle

Le deuxième niveau constitue l'innovation centrale du MEDR-LBC. Il enrichit l'évaluation statique par une analyse du comportement transactionnel du client dans le temps, mobilisant des indicateurs dynamiques construits à partir des données de transactions historiques. Quatre catégories d'indicateurs comportementaux sont intégrées au Niveau 2. Les indicateurs de variation mesurent l'amplitude et la fréquence des changements de comportement : une augmentation soudaine du volume des transactions, un passage de flux nationaux à des flux internationaux, une modification de la fréquence des opérations en espèces ces évolutions ne signalent pas nécessairement un comportement suspect, mais leur magnitude et leur soudaineté relèvent d'une analyse approfondie. Les indicateurs de cohérence mesurent l'écart entre les transactions observées et le profil déclaré du client : un entrepreneur individuel du secteur du commerce de détail dont les flux transactionnels présentent la structure d'une société de négoce international appelle une investigation.

Les indicateurs de réseau analysent les connexions entre clients et la position du client dans des réseaux de transactions : la présence de nombreuses transactions avec des contreparties elles-mêmes classées à risque élevé, ou l'appartenance à un réseau de transactions circulaires, sont des signaux comportementaux qui échappent généralement à l'analyse centrée sur le client individuel. Les indicateurs de complexité mesurent la sophistication des structures utilisées par le client dans ses opérations : multiplicité des sociétés intermédiaires, utilisation de montages financiers inhabituels pour la catégorie de client considérée, présence de juridictions offshore dans les chaînes de paiement. Ces indicateurs de Niveau 2 produisent un score comportemental dynamique qui est combiné avec le score statique du Niveau 1 selon une formule pondérée définie par l'établissement.

Niveau 3 — Ajustement contextuel et rétroaction

Le troisième niveau intègre deux types d'informations que les niveaux précédents n'utilisent pas. Le premier type est constitué des informations contextuelles exogènes : signaux d'alerte macroéconomiques publiés par les autorités de supervision et les organismes internationaux, évolutions du paysage réglementaire modifiant la liste des pays à risque élevé ou des secteurs concernés par de nouvelles obligations, nouvelles typologies de blanchiment publiées par l'UTRF (ANRF) ou le GAFI, signaux de marché pouvant indiquer des modifications dans les flux financiers illégaux. Ces informations contextuelles permettent d'ajuster les pondérations des indicateurs de risque en temps quasi réel, sans attendre la prochaine révision périodique de la cartographie des risques.

Le second type est le mécanisme de rétroaction le déficit le plus critique identifié dans l'analyse des méthodologies existantes. Ce mécanisme permet d'alimenter le modèle à partir des résultats observés des déclarations de soupçons : pour les clients ayant fait l'objet d'une déclaration exploitée avec succès par les autorités, quels indicateurs de Niveau 1 et 2 étaient présents et à quels niveaux ? Ces informations permettent de recalibrer les pondérations des critères de risque en fonction des patterns effectivement observés dans les cas de blanchiment avoués, améliorant continuellement le pouvoir discriminant du modèle. Ce mécanisme, bien que techniquement exigeant, est fondamental pour sortir de la logique statique des approches actuelles. Il requiert évidemment un accord structurel d'échange d'informations avec l'UTRF (ANRF) et les autorités judiciaires

3.3. Opérationnalisation et conditions de mise en œuvre

La mise en œuvre du MEDR-LBC requiert des conditions préalables spécifiques à chacun de ses trois niveaux. Le Niveau 1 est immédiatement opérationnel dans la plupart des établissements disposant d'un système de scoring existant : il s'agit de structurer et de valider statistiquement des pratiques déjà en place. Le Niveau 2 requiert la disponibilité de données transactionnelles historiques de qualité suffisante et de volume adéquat pour l'entraînement des algorithmes de détection comportementale, l'existence d'une infrastructure analytique permettant le traitement en temps réel des flux transactionnels, et la constitution d'une taxonomie interne standardisée des comportements transactionnels suspects. Ces préalables techniques peuvent nécessiter des investissements substantiels dans les systèmes d'information de conformité, mais ils représentent des investissements à long terme dont la valeur dépasse la seule fonction LBC/FT.

Le Niveau 3 est le plus exigeant sur le plan institutionnel, car sa mise en œuvre est conditionnée à l'établissement de protocoles d'échange de données avec les autorités compétentes UTRF (ANRF), Bank Al-Maghrib, et potentiellement parquet spécialiste en matière financière. Ces protocoles soulèvent des questions de confidentialité, de protection des données et de responsabilité juridique qui doivent être traitées dans un cadre juridique adapté. Des expériences réussies de partenariats public-privé pour l'échange de renseignements financiers les Joint Money Laundering Intelligence Taskforces (JMLIT) au Royaume-Uni, le Financial Intelligence Unit Nederland (FIU-NL) aux Pays-Bas montrent que ces protocoles sont réalisables et bénéfiques pour les deux parties. Ils représentent une piste de développement pertinente pour le système LBC/FT marocain.

Sur le plan technique, le MEDR-LBC peut être implémenté de manière progressive : les niveaux 1 et 2 peuvent être déployés indépendamment du Niveau 3, permettant aux établissements de commencer par améliorer leur scoring statique et d'ajouter la dimension comportementale avant de s'engager dans les partenariats institutionnels requis pour le mécanisme de rétroaction. Cette progressivité rend le modèle accessible à des établissements de tailles et de maturités analytiques diverses.

3.4 Traitement des biais algorithmiques et exigences d'explicabilité

Le recours à des méthodes d'apprentissage automatique dans le Niveau 2 du MEDR-LBC soulève des questions cruciales que la conception du modèle doit traiter explicitement. Le risque de biais algorithmique particulièrement le risque de discrimination fondée sur des caractéristiques corrélées à l'origine ethnique, nationale ou socio-économique du client — est une préoccupation réelle et documentée dans la littérature sur les applications du machine Learning en compliance. Si les données historiques d'entraînement contiennent des biais discriminatoires existants par exemple, si certains groupes ont été historiquement surreprésentés dans les déclarations de soupçons sans que cela reflète une propension plus élevée au blanchiment le modèle algorithmique risque d'apprendre et de reproduire ces biais à une échelle amplifiée. Des techniques de fairness-aware machine Learning et de biais de sélections doivent être intégrées dès la phase de conception pour maîtriser ce risque.

L'exigence d'explicabilité des décisions constitue une seconde contrainte fondamentale. Le droit marocain et les référentiels normatifs internationaux évoluent vers une exigence de justification des décisions de conformité notamment des décisions de clôture de relation d'affaires ou de transmission d'une déclaration de soupçon. Un modèle algorithmique de type

boîte noire, dont les décisions ne peuvent pas être expliquées en termes intelligibles, est incompatible avec cette exigence. Les méthodes d'explicabilité des modèles SHAP values, LIME, attention mécanismes permettent de décomposer la contribution de chaque facteur à la décision de scoring, fournissant la traçabilité nécessaire à la justification des décisions devant les superviseurs, les organes de gouvernance et, le cas échéant, les voies de recours. Ces méthodes doivent être intégrées comme composante obligatoire du modèle dès sa conception .

4. Discussion

4.1. Implications pour les praticiens de la conformité

L'adoption du MEDR-LBC représente un changement de paradigme significatif pour les praticiens de la conformité dans les établissements de crédit. Ce changement ne se réduit pas à l'introduction de nouveaux outils techniques : il implique une évolution profonde du profil de compétences du responsable de la conformité, qui doit désormais compléter sa maîtrise juridique et procédurale par des capacités en analyse de données, en pilotage par indicateurs et en gestion des modèles analytiques. Cette évolution est en cours dans les grandes banques internationales, mais reste peu avancée dans les établissements de taille moyenne et dans les contextes de marchés émergents comme le Maroc.

Elle suppose également une collaboration structurée entre la fonction compliance et d'autres fonctions qui possèdent les compétences analytiques nécessaires. La direction des systèmes d'information et des données (Data Governance) devient un partenaire stratégique de la conformité pour garantir la qualité des données alimentant les modèles et l'intégrité de leur fonctionnement. La direction des risques apporte les méthodologies de modélisation et de validation des modèles. Les équipes d'audit interne assurent la surveillance du bon fonctionnement et de l'absence de biais. Cette collaboration transversale est une condition nécessaire à la qualité et à la durabilité du modèle.

Pour les établissements marocains en particulier, la mise en œuvre du MEDR-LBC offre une opportunité de positionnement favorable dans les prochaines évaluations mutuelles. Le GAFI porte une attention croissante à la qualité et à la sophistication des méthodologies d'évaluation des risques dans ses évaluations mutuelles récentes. Les établissements dont les méthodologies sont structurées, validées, dynamiques et adaptatives reçoivent des appréciations nettement supérieures à ceux dont les cartographies des risques sont des exercices essentiellement formels peu liés au calibrage effectif des systèmes de surveillance.

4.2. Implications pour les régulateurs

Pour les autorités de supervision marocaines Bank Al-Maghrib et UTRF (ANRF) en premier lieu le développement de modèles d'évaluation dynamiques dans les établissements de crédit soulève la question de leur audibilité et de leur explicabilité. La complexité algorithmique des modèles de machine learning peut entrer en tension avec l'exigence de transparence et de justiciabilité des décisions de conformité qui est au cœur de la réglementation LBC/FT. Les superviseurs doivent pouvoir comprendre et valider les modèles utilisés par les établissements, ce qui suppose un développement parallèle des compétences analytiques des services de supervision. L'expérience de certaines autorités de supervision européennes notamment la Banca d'Italia et la De Nederlandsche Bank dans le développement d'outils SupTech (Supervisory Technology) liés à la LBC/FT fournit des cas d'apprentissage précieux pour la définition d'une approche marocaine adaptée.

La question de la standardisation des méthodologies d'évaluation des risques mérite également l'attention des régulateurs. Si une standardisation complète des modèles risquait de créer une vulnérabilité systémique les blanchisseurs s'adaptent rapidement à des systèmes de détection identiques pour tous les établissements, une standardisation partielle des structures et des procédures de validation des modèles permettrait d'améliorer la comparabilité sans sacrifier la diversité nécessaire à la robustesse du système. Des lignes directrices sur les exigences minimales de documentation, de validation et d'auditabilité des modèles de scoring LBC/FT constitueraient une contribution réglementaire précieuse du superviseur marocain.

4.3. Limites et perspectives de recherche

Le MEDR-LBC tel que proposé dans cet article présente plusieurs limites qui méritent d'être explicitement signalées. La première est la disponibilité et la qualité des données, qui constituent le facteur limitant principal du déploiement des niveaux 2 et 3. Dans des contextes où les données transactionnelles historiques sont insuffisantes en volume ou en qualité, le Niveau 2 ne peut pas être mis en œuvre de manière satisfaisante. Cette contrainte est particulièrement significative dans les marchés émergents, où le secteur informel de l'économie conduit à une sous-représentation des transactions dans le système financier formel et réduit la richesse informationnelle des données disponibles. La deuxième limite est le risque de biais algorithmiques, qui a été abordé dans la section précédente et qui constitue une préoccupation éthique et juridique que la seule sophistication technique ne suffit pas à résoudre.

La troisième limite est l'absence de validation empirique du modèle proposé. Si les fondements théoriques du MEDR-LBC sont solides et les intuitions méthodologiques étayées par la littérature existante, le modèle n'a pas encore été testé sur des données réelles dans des établissements bancaires marocains. Cette validation empirique constitue la prochaine étape cruciale du programme de recherche ouvert par cet article. Elle requiert des partenariats avec des établissements de crédit volontaires, un accord des superviseurs pour l'accès aux données nécessaires, et un cadre éthique robuste garantissant la protection des données des clients. Ces perspectives de recherche sont ambitieuses mais elles seules permettront de démontrer la valeur ajoutée du modèle par rapport aux approches statiques actuellement dominantes.

Conclusion

Cet article a proposé une analyse critique des méthodologies d'évaluation du risque de non-conformité LBC/FT dans les établissements de crédit et un modèle d'évaluation dynamique le MEDR-LBC visant à combler les trois déficits structurels identifiés : absence de standardisation, insuffisance comportementale et absence de rétroaction. Ancré dans la théorie de la décision sous incertitude, la théorie des systèmes adaptatifs complexes et les apports récents de l'apprentissage automatique, le MEDR-LBC intègre trois niveaux complémentaires d'analyse statique, comportemental et contextuel qui renforcent significativement la capacité détectrice des dispositifs LBC/FT par rapport aux approches purement statiques et expertielles dominantes.

Dans un contexte marqué par la sophistication croissante des techniques de blanchiment, la montée en puissance des actifs numériques comme vecteurs potentiels de transactions opaques, et la pression réglementaire accrue issue des évaluations mutuelles du GAFI, le développement de méthodes d'évaluation dynamiques et fondées sur les données n'est plus une option mais une nécessité stratégique pour les établissements de crédit marocains. Ce travail contribue à établir les fondements théoriques et méthodologiques de cette évolution, tout en identifiant les conditions institutionnelles qualité des données, collaboration transversale, protocoles d'échange avec les autorités qui en conditionneront le succès opérationnel. Il ouvre également un programme de recherche empirique ambitieux, centré sur la validation des propriétés prédictives du modèle et sur l'analyse des conditions favorisant son adoption dans les établissements bancaires marocains.

Bibliographie

- Basel Committee on Banking Supervision (BCBS). (2014). Sound management of risks related to money laundering and financing of terrorism. Bank for International Settlements.
- Basel Committee on Banking Supervision (BCBS). (2020). Sound management of risks related to money laundering and financing of terrorism (revised). Bank for International Settlements.
- Black, J. (2008). Forms and paradoxes of principles-based regulation. *Capital Markets Law Journal*, 3(4), 425–457.
- Ellsberg, D. (1961). Risk, ambiguity, and the Savage axioms. *Quarterly Journal of Economics*, 75(4), 643–669.
- European Parliament & Council. (2015). Directive (EU) 2015/849 on the prevention of the use of the financial system for the purposes of money laundering or terrorist financing (AMLD4). *Official Journal of the European Union*.
- European Parliament & Council. (2018). Directive (EU) 2018/843 amending Directive (EU) 2015/849 (AMLD5). *Official Journal of the European Union*.
- Groupe d'Action Financière (GAFI). (2012/2022). *Les recommandations du GAFI : Normes internationales sur la lutte contre le blanchiment de capitaux et le financement du terrorisme et de la prolifération*. OCDE.
- Groupe d'Action Financière (GAFI). (2019). *Mesures de lutte contre le blanchiment de capitaux et le financement du terrorisme au Maroc : Rapport d'évaluation mutuelle*. GAFI/OCDE.
- Holland, J. H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT Press.

- Jonker, M., Van Der Waal, M., & Unger, B. (2022). Monitoring suspicious transaction reports: An analysis of quality and completeness. *Journal of Money Laundering Control*, 25(1), 62–77.
- Knight, F. H. (1921). Risk, uncertainty and profit. Hart, Schaffner and Marx.
- Levi, M., & Soudijn, M. (2020). Understanding the laundering of proceeds of crime: A review article. *Crime and Justice*, 49(1), 583–643.
- Mugarura, N. (2019). Combating money laundering and the financing of terrorism: Applying an evidence-based approach. *Journal of Financial Crime*, 26(2), 647–664.
- Naheem, M. A. (2020). Suspicious activity reports: Understanding the limitations and opportunities in anti-money laundering. *Journal of Financial Crime*, 27(2), 495–507.
- Raza, S. A., Shah, N., & Arif, I. (2021). Risk-based approach in AML compliance: Implications for banks. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 29(3), 317–334.
- Teichmann, F. M. J. (2020). Twelve methods of money laundering. *Journal of Money Laundering Control*, 20(2), 130–137.
- Van Duyne, P., & Harvey, J. (2018). Moneylaundering prevention: From word to concept and practice. *Journal of Money Laundering Control*, 21(2), 162–175.
- Royaume du Maroc. (2007/2021). Loi n° 43-05 relative à la lutte contre le blanchiment de capitaux. Dahir n° 1-07-79 du 17 avril 2007, amendé par la loi 12-18.
- Bank Al-Maghrib. (2021). Circulaire relative à la gouvernance des risques de non-conformité dans les établissements de crédit. Direction de la Supervision Bancaire.
- UTRF – Unité de Traitement du Renseignement Financier. (2022). Rapport annuel sur la situation de la lutte contre le blanchiment de capitaux et le financement du terrorisme au Maroc. Ministère de l'Économie et des Finances.

- Reuter, P., & Truman, E. M. (2004). *Chasing dirty money: The fight against money laundering*. Institute for International Economics.
- Bello, A., & Habing, A. (2023). Machine learning approaches for anti-money laundering detection: A systematic review. *Journal of Money Laundering Control*, 26(4), 789–812.
- Financial Action Task Force (FATF). (2023). *Guidance on risk-based approach for the banking sector (updated edition)*. OECD/FATF.
- Gara, M., Lucchetti, M., & Zaccaria, A. (2024). Explainable artificial intelligence in AML/CFT compliance: Regulatory expectations and implementation challenges. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 32(1), 45–68.
- Bank Al-Maghrib. (2023). *Rapport annuel sur la supervision bancaire et la stabilité financière*. Direction de la Supervision Bancaire.
- Soomro, S., Asif, M., & Bhutto, N. A. (2024). Behavioural indicators in AML risk scoring: A systematic literature review and research agenda. *Crime, Law and Social Change*, 81(2), 203–231.