
L I V R E

LA FINANCE ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

*De l'analyse financière classique
à l'IA et à la finance digitale*

Auteur : AKPENYIDOU Kofi, Consultant Bancaire et Financier

Contact : (+228) 91 82 95 71 / 98 53 96 11

Mail: kofiakpenyidou16@gmail.com

Analyse financière · Ratios · Valorisation · Machine learning · IA générative · Scoring · Fraude · Fintechs

La finance et intelligence artificielle

Analyse financière, intelligence artificielle et finance digitale

Avertissement. Cet ouvrage a une vocation pédagogique et informative. Il ne constitue ni un conseil en investissement, ni un conseil juridique, fiscal ou comptable. Les technologies, les marchés et les réglementations évoluent rapidement : le lecteur est invité à vérifier les informations les plus récentes auprès des sources officielles avant toute décision financière.

Tous droits réservés. Toute reproduction, même partielle, est interdite sans autorisation.

Sommaire

Avant-propos	4
Première partie — Les fondamentaux de l'analyse financière	5
1. Qu'est-ce que l'analyse financière ?	6
2. Le bilan : lire le patrimoine de l'entreprise	8
3. Le compte de résultat et les soldes intermédiaires de gestion	10
4. Les flux de trésorerie	12
5. Les ratios financiers	14
6. La structure financière : fonds de roulement, BFR et trésorerie	17
7. Valorisation et décision d'investissement	19
8. L'analyse du risque et la prévision	21
Deuxième partie — L'intelligence artificielle : les bases utiles à l'analyste	23
9. Comprendre l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique	24
10. Les données financières : matière première de l'IA	27
11. Les modèles de langage et l'IA générative	29
Troisième partie — L'IA appliquée à l'analyse financière et à la finance digitale	31
12. Automatiser l'analyse des états financiers	32
13. Scoring de crédit et analyse de solvabilité	34
14. Prévision, valorisation et gestion de portefeuille	36
15. Détection de la fraude, lutte antiblanchiment et conformité	38
16. L'IA et la finance digitale : cryptoactifs, DeFi et fintechs	40
17. Quatre études de cas	43
Quatrième partie — Maîtriser les risques et construire l'avenir	45
18. Les risques de l'IA en finance	46
19. Régulation, éthique et gouvernance de l'IA	48
20. Mettre en œuvre un projet d'IA en analyse financière	50
21. L'analyste augmenté : métiers et compétences	52
22. Perspectives 2030-2035	54
Conclusion	56
Exercices et mise en pratique	57
Questions de réflexion	58
Repères chronologiques	59
Glossaire	60
Pour aller plus loin	62

Avant-propos

Les chiffres ont toujours été le langage de la finance. Un bilan, un compte de résultat, un tableau de flux : derrière ces documents sobres se cache l'histoire d'une entreprise, de sa stratégie, de ses forces et de ses fragilités. L'analyse financière est l'art, et la science, de les faire parler. Elle permet à un banquier de décider d'accorder un crédit, à un investisseur d'acheter une action, à un dirigeant de piloter son activité, à un auditeur de déceler une anomalie.

Pendant des décennies, cette discipline a reposé sur des tableurs, des ratios et du jugement humain. Aujourd'hui, une nouvelle force la transforme : l'intelligence artificielle. Des algorithmes lisent des milliers de rapports annuels en quelques minutes, évaluent la solvabilité de millions de clients, repèrent des fraudes que l'œil humain n'aurait pas vues, prévoient des chiffres d'affaires et rédigent des synthèses. Dans le même temps, la finance digitale, fintechs, paiements mobiles, cryptoactifs, plateformes de prêt, génère des volumes de données sans précédent et de nouveaux objets à analyser.

Ce livre a été pensé pour relier ces deux mondes. Il propose d'abord de maîtriser solidement les fondamentaux de l'analyse financière : lire un bilan, comprendre un compte de résultat, interpréter les flux de trésorerie, calculer et commenter des ratios, évaluer une entreprise, mesurer un risque. Il présente ensuite, sans jargon inutile, les principes de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique. Il montre enfin comment ces outils s'appliquent concrètement à l'analyse financière et à la finance digitale, avec leurs promesses, leurs limites et leurs risques.

Une conviction traverse l'ensemble de l'ouvrage : l'intelligence artificielle ne dispense pas de comprendre la finance, elle l'exige davantage. Un algorithme qui calcule un score de crédit ou une valorisation ne vaut que par la qualité des données qu'on lui fournit, des hypothèses qu'on lui impose et du regard critique de celui qui interprète ses résultats. L'analyste de demain sera un analyste augmenté : à la fois solide en finance, à l'aise avec les données et vigilant sur l'éthique.

Les exemples chiffrés sont fictifs et à visée pédagogique. Les références réglementaires et technologiques évoluant rapidement, le lecteur est invité à vérifier les informations les plus récentes avant toute décision. Cet ouvrage ne constitue pas un conseil en investissement.

Bonne lecture.

Première partie — Les fondamentaux de l'analyse financière

CHAPITRE 1

Qu'est-ce que l'analyse financière ?

Définition et finalités

L'analyse financière est l'ensemble des méthodes permettant d'apprécier la situation et la performance d'une entreprise à partir de ses informations comptables et financières, afin d'éclairer une décision. Elle répond à des questions très concrètes : l'entreprise est-elle rentable ? Peut-elle faire face à ses échéances ? Est-elle trop endettée ? Génère-t-elle du cash ? Sa croissance est-elle soutenable ? Vaut-elle le prix qu'on en demande ?

Selon celui qui la mène, l'analyse n'a pas les mêmes objectifs. Le banquier cherche d'abord à mesurer la capacité de remboursement. L'investisseur s'intéresse à la création de valeur et au potentiel de rendement. Le dirigeant pilote ses marges, sa trésorerie et ses investissements. L'auditeur vérifie la fiabilité et la sincérité des comptes. Le fournisseur veut savoir s'il sera payé. Le salarié ou le syndicat s'interroge sur la pérennité de l'emploi. Le régulateur surveille la stabilité du système.

Les parties prenantes

On distingue généralement l'analyse externe, menée à partir de documents publics ou transmis (états financiers, rapports de gestion), et l'analyse interne, qui dispose d'informations détaillées (comptabilité analytique, budgets, tableaux de bord). Un analyste externe n'a pas accès à tout : il doit croiser plusieurs sources et rester conscient des limites de l'information disponible.

Les sources d'information

La principale source est constituée des états financiers annuels : le bilan, le compte de résultat, le tableau des flux de trésorerie et les notes annexes. Elles sont complétées par le rapport de gestion, le rapport des commissaires aux comptes, les documents d'enregistrement des sociétés cotées, les communiqués de résultats, les présentations aux investisseurs, les données de marché, les publications sectorielles et, de plus en plus, des données alternatives comme les flux de paiements, les données de géolocalisation ou les avis clients.

Les référentiels comptables

Les comptes ne se lisent pas de la même manière partout. Les normes internationales IFRS sont utilisées par les sociétés cotées de nombreux pays. Les normes américaines US

GAAP s'appliquent aux États-Unis. Dans les pays membres de l'OHADA, dont le Togo, le système comptable SYSCOHADA révisé encadre la présentation des comptes des entreprises. Les principes communs, image fidèle, prudence, continuité d'exploitation, régularité, permanence des méthodes, se retrouvent partout, mais les règles d'évaluation et de présentation diffèrent. Un analyste doit toujours connaître le référentiel utilisé avant de comparer deux entreprises.

La démarche en cinq étapes

Une bonne analyse suit généralement une méthode. Première étape : comprendre l'entreprise, son métier, son secteur, ses concurrents, son modèle économique. Deuxième étape : collecter et retraiter les données, en corrigeant les éléments exceptionnels ou non comparables. Troisième étape : analyser la performance (activité, marges, rentabilité), la structure financière (équilibre, endettement) et les flux de trésorerie. Quatrième étape : comparer, dans le temps (évolution sur plusieurs exercices) et dans l'espace (par rapport aux concurrents et aux normes du secteur). Cinquième étape : conclure et recommander, en précisant les hypothèses, les risques et les limites.

Les qualités d'un bon analyste

Rigueur, curiosité, esprit critique et sens de la synthèse sont indispensables. Un bon analyste ne se contente pas de calculer : il interprète. Un ratio n'a de sens que rapporté à un contexte. Une marge de 5 % peut être excellente dans la grande distribution et catastrophique dans le logiciel. Il sait aussi douter : un résultat trop beau, une croissance trop régulière, une trésorerie qui ne suit pas le bénéfice sont autant de signaux d'alerte.

Le rôle nouveau des outils

Longtemps, l'analyste passait plus de temps à collecter et à saisir des données qu'à les interpréter. L'informatique, puis l'intelligence artificielle, déplacent cette frontière. Les tâches répétitives s'automatisent ; la valeur de l'analyste réside de plus en plus dans la formulation des bonnes questions, la compréhension du contexte et la qualité du jugement. C'est le fil conducteur de ce livre.

Points clés : l'analyse financière éclaire des décisions (crédit, investissement, gestion, contrôle) ; elle repose sur des états financiers lus selon un référentiel précis (IFRS, US GAAP, SYSCOHADA) ; elle suit une démarche structurée et comparative ; l'interprétation prime sur le calcul.

CHAPITRE 2

Le bilan : lire le patrimoine de l'entreprise

Une photographie à une date donnée

Le bilan est une photographie du patrimoine de l'entreprise à une date précise, généralement la clôture de l'exercice. Il se compose de deux colonnes qui s'équilibrent toujours : l'actif, qui décrit ce que l'entreprise possède et ce qu'on lui doit, et le passif, qui décrit comment ces ressources ont été financées. La relation fondamentale est : actif = capitaux propres + dettes.

L'actif : ce que l'entreprise emploie

L'actif immobilisé regroupe les biens durables : immobilisations incorporelles (brevets, logiciels, fonds de commerce, frais de développement), immobilisations corporelles (terrains, bâtiments, machines, véhicules) et immobilisations financières (participations, prêts). L'actif circulant regroupe les éléments liés au cycle d'exploitation : les stocks, les créances clients, les autres créances et la trésorerie (disponibilités et placements de court terme).

Le passif : comment c'est financé

Les capitaux propres comprennent le capital apporté par les actionnaires, les réserves constituées par les bénéfices non distribués et le résultat de l'exercice. Ils représentent la ressource stable appartenant aux propriétaires. Les dettes financières sont les emprunts bancaires et obligataires. Les dettes d'exploitation comprennent les dettes fournisseurs, fiscales et sociales. Les provisions couvrent des risques et charges probables.

Les points d'attention à la lecture

Un analyste lit le bilan avec quelques questions en tête. Les actifs sont-ils bien valorisés ? Les immobilisations incorporelles, notamment le goodwill (écart d'acquisition), peuvent représenter une part importante de l'actif et se déprécier brutalement si les prévisions ne se réalisent pas. Les stocks sont-ils vendables, ou y a-t-il des produits obsolètes ? Les créances clients sont-elles recouvrables, et le délai de paiement s'allonge-t-il ? L'endettement est-il adapté à la capacité de l'entreprise à générer du cash ? Les capitaux propres sont-ils suffisants pour absorber des pertes ? Existe-t-il des engagements hors bilan, comme des garanties données ou des contrats de location, qui pèsent sur l'avenir ?

Le bilan fonctionnel et le bilan financier

Pour l'analyse, on retrace souvent le bilan comptable en un bilan fonctionnel, qui classe les éléments selon leur fonction : investissement, exploitation, financement. Cette présentation permet de calculer le fonds de roulement, le besoin en fonds de roulement et la trésorerie nette, que nous étudierons au chapitre consacré à la structure financière. Le bilan financier, ou patrimonial, classe quant à lui les éléments selon leur liquidité et leur exigibilité, afin d'apprécier la solvabilité.

Exemple : la société Alpha

Pour illustrer les chapitres suivants, imaginons une société fictive, Alpha, dont voici le bilan simplifié à la clôture (en milliers d'euros). Actif : immobilisations 4 500, stocks 1 000, créances clients 1 500, autres créances 500, trésorerie 500, soit un total de 8 000. Passif : capitaux propres 4 000, dettes financières 2 000, dettes fournisseurs 1 500, dettes fiscales et sociales 500, soit également 8 000. Nous utiliserons ces chiffres pour calculer des ratios et interpréter la situation de l'entreprise.

Lire plusieurs années

Un seul bilan donne peu d'informations : c'est l'évolution qui compte. Les capitaux propres augmentent-ils grâce aux bénéfices ? Les dettes augmentent-elles plus vite que l'activité ? Les créances clients croissent-elles plus vite que le chiffre d'affaires ? Les stocks gonflent-ils sans raison apparente ? Une lecture sur trois à cinq ans permet de repérer les tendances et les ruptures.

Points clés : le bilan équilibre emplois (actif) et ressources (passif) ; la qualité des actifs et la structure de financement sont les deux axes de lecture ; les retraitements fonctionnels et financiers préparent l'analyse ; il faut toujours raisonner sur plusieurs exercices.

CHAPITRE 3

Le compte de résultat et les soldes intermédiaires de gestion

Un film de l'activité sur une période

Alors que le bilan est une photographie, le compte de résultat est un film : il retrace les produits et les charges d'une période, généralement un an, et aboutit au résultat net, bénéfice ou perte. Il permet d'expliquer comment l'entreprise a créé ou détruit de la richesse.

La cascade des résultats

L'analyse repose sur la lecture progressive de plusieurs niveaux de résultat. Le chiffre d'affaires mesure les ventes de la période. La marge brute, différence entre les ventes et le coût d'achat des marchandises ou matières consommées, reflète le pouvoir de fixation des prix. L'excédent brut d'exploitation (EBE), ou l'EBITDA dans la terminologie anglo-saxonne, correspond au résultat avant amortissements, intérêts et impôts : c'est un indicateur de la performance opérationnelle. Le résultat d'exploitation (EBIT) intègre les dotations aux amortissements et provisions. Le résultat financier traduit le coût de l'endettement. Le résultat courant avant impôt, puis le résultat exceptionnel, aboutissent au résultat net après impôt.

L'exemple de la société Alpha

Reprenons Alpha, en milliers d'euros : chiffre d'affaires 10 000, achats consommés 5 000, charges de personnel 2 500, autres charges externes 1 000, soit un EBITDA de 1 500. Les dotations aux amortissements s'élèvent à 500, donnant un EBIT de 1 000. Les charges financières sont de 150, ce qui laisse un résultat avant impôt de 850. Avec un impôt de 250, le résultat net ressort à 600. La marge d'EBITDA est de 15 %, la marge d'EBIT de 10 % et la marge nette de 6 %.

Les soldes intermédiaires de gestion

Les soldes intermédiaires de gestion (SIG) décomposent la formation du résultat. Ils incluent la marge commerciale, la production de l'exercice, la valeur ajoutée, l'excédent brut d'exploitation, le résultat d'exploitation et le résultat net. La valeur ajoutée, richesse créée par l'entreprise, se répartit entre les salariés (charges de personnel), l'État (impôts

et taxes), les prêteurs (intérêts), les actionnaires (dividendes) et l'entreprise elle-même (autofinancement). Cette lecture permet de comprendre qui profite de la performance.

La capacité d'autofinancement

La capacité d'autofinancement (CAF) mesure les ressources générées par l'activité et disponibles pour rembourser les dettes, investir et rémunérer les actionnaires. Elle se calcule en ajoutant au résultat net les charges non décaissées (dotations aux amortissements et provisions) et en retranchant les produits non encaissés. Pour Alpha, une CAF proche de 1 100 (600 de résultat net plus 500 de dotations) offre une base de remboursement confortable.

Qualité du résultat

Tous les bénéfices ne se valent pas. Un résultat issu de la vente d'un actif ou d'un produit exceptionnel n'est pas reproductible. Une croissance de chiffre d'affaires obtenue à coup de remises détériore les marges. Des charges activées au bilan, plutôt que passées en charges, embellissent artificiellement le résultat. La qualité du résultat se juge à sa récurrence, à sa conversion en trésorerie et à sa cohérence avec le secteur.

Comparaisons et effets de structure

Pour comparer des entreprises de tailles différentes, on exprime les postes en pourcentage du chiffre d'affaires (analyse verticale) et on suit leur évolution dans le temps (analyse horizontale). Il convient aussi d'examiner les effets de volume, de prix et de mix de produits qui expliquent les variations de marge : une hausse de l'activité n'améliore pas forcément la rentabilité si les coûts augmentent plus vite.

Points clés : le compte de résultat décompose la formation du bénéfice, de la marge brute au résultat net ; EBITDA, EBIT et marge nette sont des repères essentiels ; la CAF mesure l'autofinancement ; la qualité et la récurrence du résultat comptent autant que son montant.

CHAPITRE 4

Les flux de trésorerie

Le cash est roi

Une entreprise peut être rentable et pourtant faire faillite : c'est la fameuse « faillite en situation de bénéfice ». La raison est simple : le bénéfice est une notion comptable, alors que les dettes se paient avec de l'argent. Le tableau des flux de trésorerie (TFT) montre d'où vient le cash et où il part, en distinguant trois catégories.

Les trois types de flux

Les flux de trésorerie d'exploitation sont générés par l'activité courante : encaissements des clients moins décaissements aux fournisseurs, aux salariés, à l'État. Ils se calculent à partir du résultat net, corrigé des éléments non monétaires et de la variation du besoin en fonds de roulement. Les flux d'investissement retracent les achats et cessions d'immobilisations, d'investissements financiers et d'acquisitions. Les flux de financement reprennent les emprunts, les remboursements, les augmentations de capital et les dividendes versés.

Le free cash-flow

Le flux de trésorerie disponible, ou free cash-flow, correspond à la trésorerie générée par l'exploitation après déduction des investissements nécessaires au maintien et au développement de l'activité. C'est la somme qui reste pour rembourser les prêteurs et rémunérer les actionnaires. On distingue le free cash-flow opérationnel (avant frais financiers) et le free cash-flow aux actionnaires (après service de la dette). Il s'agit de l'un des indicateurs les plus suivis, car il est moins manipulable que le résultat comptable.

Le lien entre résultat et trésorerie

Un indicateur très utile est le taux de conversion du résultat en cash : flux d'exploitation divisé par résultat net. Un taux durablement inférieur à 100 % doit alerter : il peut signaler une croissance trop consommatrice de besoin en fonds de roulement, des créances clients difficiles à encaisser, ou des pratiques comptables agressives. À l'inverse, une entreprise en forte croissance peut avoir un free cash-flow négatif tout en créant de la valeur, si ses investissements sont judicieux.

Interpréter le profil de flux

Le profil des flux raconte une histoire. Une entreprise mature affiche généralement des flux d'exploitation positifs, des flux d'investissement négatifs modérés et des flux de financement négatifs (remboursement de dettes et dividendes). Une start-up en croissance présente des flux d'exploitation négatifs, financés par des levées de fonds. Une entreprise en difficulté peut avoir des flux d'exploitation négatifs financés par de la dette, ce qui est préoccupant, ou par la vente d'actifs, ce qui n'est pas durable.

Exemple chiffré

Supposons qu'Alpha dégage 1 100 de CAF, que son besoin en fonds de roulement augmente de 200 et qu'elle investisse 600. Le flux d'exploitation est de 900 (1 100 moins 200), le free cash-flow de 300 (900 moins 600). Si elle rembourse 150 de dettes et verse 100 de dividendes, la trésorerie augmente de 50. Cet exercice simple montre comment l'entreprise finance sa croissance sans fragiliser sa situation.

Les prévisions de trésorerie

Au-delà de l'analyse historique, la gestion de trésorerie suppose d'établir un plan prévisionnel sur plusieurs mois : encaissements attendus, décaissements, échéances de dettes, saisonnalité. C'est l'un des domaines où l'intelligence artificielle apporte déjà beaucoup, grâce à la prédiction des délais de paiement des clients et à la détection d'écarts, comme nous le verrons dans la troisième partie.

Points clés : un bénéfice n'est pas du cash ; le TFTP distingue flux d'exploitation, d'investissement et de financement ; le free cash-flow mesure la capacité réelle à rémunérer prêteurs et actionnaires ; la conversion du résultat en trésorerie est un test de qualité.

CHAPITRE 5

Les ratios financiers

Pourquoi des ratios ?

Un ratio rapporte deux grandeurs pour en tirer une information comparable : rentabilité d'un capital, poids d'une dette, rapidité d'un recouvrement. Les ratios permettent de comparer des entreprises de tailles différentes, de suivre une même entreprise dans le temps et de se situer par rapport à son secteur. Ils ne sont toutefois que des indicateurs : un ratio isolé ne prouve rien, c'est leur faisceau qui éclaire.

Les ratios de rentabilité

La marge nette (résultat net divisé par chiffre d'affaires) mesure ce qu'il reste de chaque euro de vente. La rentabilité des capitaux propres, ou ROE (résultat net divisé par capitaux propres), mesure le rendement pour les actionnaires. La rentabilité économique, ou ROA (résultat net divisé par total de l'actif), et la rentabilité des capitaux investis, ou ROCE (résultat d'exploitation après impôt divisé par capitaux investis), jugent l'efficacité de l'ensemble des ressources engagées. Pour Alpha : marge nette 6 %, ROE 15 % (600 sur 4 000), ROA 7,5 % (600 sur 8 000).

La décomposition de DuPont

La formule de DuPont décompose le ROE en trois facteurs : $\text{ROE} = \text{marge nette} \times \text{rotation de l'actif} \times \text{levier financier}$. Pour Alpha, la marge nette est de 6 %, la rotation de l'actif (10 000 sur 8 000) de 1,25 et le levier (8 000 sur 4 000) de 2 : le produit donne 15 %. Cette décomposition éclaire l'origine de la performance : une entreprise peut avoir un bon ROE grâce à des marges élevées (luxe), à une forte rotation (distribution) ou à un fort levier d'endettement (banque), avec des profils de risque très différents.

Les ratios de liquidité

Ils mesurent la capacité à faire face aux dettes à court terme. Le ratio de liquidité générale divise l'actif circulant par les dettes à court terme. Le ratio de liquidité réduite exclut les stocks, moins facilement convertibles en cash. Le ratio de liquidité immédiate ne retient que la trésorerie. Pour Alpha, avec un actif circulant de 3 500 et des dettes à court terme de 2 000, la liquidité générale est de 1,75 ; la liquidité réduite de 1,25 ; la liquidité immédiate de 0,25.

Les ratios de solvabilité et d'endettement

Le ratio d'autonomie financière (capitaux propres sur total du passif) mesure l'indépendance vis-à-vis des prêteurs : 50 % pour Alpha. Le ratio d'endettement (dettes financières sur capitaux propres) donne 0,5. Le ratio dette nette sur EBITDA, très suivi par les banques, indique le nombre d'années d'EBITDA nécessaires pour rembourser la dette nette : $(2\,000 - 500) / 1\,500$, soit 1,0. Le taux de couverture des intérêts (EBIT divisé par charges financières) mesure la capacité à payer les intérêts : $1\,000 / 150$, soit environ 6,7 fois.

Les ratios d'activité et de cycle

Le délai moyen de règlement des clients (créances clients sur chiffre d'affaires TTC, multiplié par 360) révèle la rapidité d'encaissement. Le délai de paiement des fournisseurs, la rotation des stocks et la durée du cycle d'exploitation permettent d'identifier les tensions de trésorerie. Pour Alpha, un encours clients de 1 500 pour 10 000 de chiffre d'affaires (hors taxes, pour simplifier) correspond à environ 54 jours de crédit clients.

Les ratios de marché

Pour les sociétés cotées, d'autres ratios relient les comptes au cours de Bourse : le bénéfice par action (BPA), le rapport cours sur bénéfice (PER), le rendement du dividende, le rapport valeur d'entreprise sur EBITDA ou le rapport cours sur valeur comptable (price-to-book). Ils servent à évaluer si une action paraît chère ou bon marché par rapport à ses bénéfices et à ses pairs.

Les modèles de scoring de défaillance

L'un des modèles les plus connus est le Z-score d'Altman, proposé en 1968, qui combine plusieurs ratios pour estimer le risque de faillite d'une entreprise industrielle cotée : $Z = 1,2 \times (\text{fonds de roulement} / \text{actif}) + 1,4 \times (\text{réserves} / \text{actif}) + 3,3 \times (\text{EBIT} / \text{actif}) + 0,6 \times (\text{valeur de marché des capitaux propres} / \text{dettes}) + 1,0 \times (\text{chiffre d'affaires} / \text{actif})$. Un score supérieur à 2,99 indique traditionnellement une situation saine, inférieur à 1,81 une zone de détresse. Ce modèle est un ancêtre de l'approche statistique du risque, dont l'intelligence artificielle est la descendante moderne.

Les limites des ratios

Les ratios dépendent des méthodes comptables, de la saisonnalité de l'activité (un bilan de clôture peut ne pas refléter l'année), de la structure du secteur et de la qualité des

données. Un bon analyste complète toujours les ratios par une lecture qualitative : qualité du management, position concurrentielle, dépendance à quelques clients, risques réglementaires, innovation.

Points clés : les ratios de rentabilité, liquidité, solvabilité et activité forment le socle de l'analyse ; la décomposition de DuPont explique d'où vient la rentabilité ; les modèles de défaillance comme le Z-score préfigurent l'IA ; aucun ratio ne se lit isolément.

CHAPITRE 6

La structure financière : fonds de roulement, BFR et trésorerie

L'équilibre financier fondamental

L'analyse de la structure financière examine si les ressources de l'entreprise sont adaptées à ses emplois. La règle de base : les emplois stables doivent être financés par des ressources stables, et les besoins liés à l'exploitation courante par des ressources de court terme ou par la trésorerie. Financer des machines achetées pour dix ans avec un découvert bancaire est dangereux : si la banque réduit sa ligne, l'entreprise ne peut plus faire face.

Le fonds de roulement net global

Le fonds de roulement net global (FRNG) est la différence entre les ressources stables (capitaux propres et dettes financières à long terme) et les emplois stables (actif immobilisé). Il mesure l'excédent de ressources durables disponible pour financer le cycle d'exploitation. Pour Alpha : 4 000 de capitaux propres plus 2 000 de dettes financières, soit 6 000 de ressources stables, moins 4 500 d'immobilisations, donne un FRNG de 1 500.

Le besoin en fonds de roulement

Le besoin en fonds de roulement (BFR) représente le décalage entre les sommes à encaisser et à décaisser dans le cycle d'exploitation. Il se calcule en additionnant stocks et créances d'exploitation, puis en retranchant les dettes d'exploitation (fournisseurs, fiscales et sociales). Pour Alpha : stocks 1 000 plus créances clients 1 500 plus autres créances 500, soit 3 000, moins dettes fournisseurs 1 500 et dettes fiscales et sociales 500, soit 2 000, donne un BFR de 1 000. Exprimé en jours de chiffre d'affaires, il atteint 36 jours environ.

La trésorerie nette

La trésorerie nette est la différence entre le FRNG et le BFR : 1 500 moins 1 000 donne 500, ce qui correspond à la trésorerie d'Alpha. Cette identité clé explique les mécanismes de tension : si le BFR augmente plus vite que le FRNG, la trésorerie se dégrade ; si elle devient négative, l'entreprise doit recourir à des concours bancaires à court terme.

Ce que révèle l'évolution du BFR

Une hausse du BFR peut résulter d'une croissance rapide, qui impose de financer davantage de stocks et de créances, mais aussi de difficultés : clients qui paient plus tard, stocks invendus, fournisseurs qui exigent un paiement plus rapide. Dans de nombreux secteurs comme la distribution, le BFR est structurellement négatif, car les clients paient comptant alors que les fournisseurs sont réglés à 60 jours : cela représente une ressource et non un besoin.

La structure d'endettement

L'analyse porte aussi sur la nature de la dette : maturité, taux fixe ou variable, devise, garanties, clauses restrictives (covenants) que la banque peut imposer, comme un ratio dette nette sur EBITDA à ne pas dépasser. Une dette à court terme importante, des échéances concentrées ou une exposition à une devise étrangère sans couverture sont des facteurs de risque. Les pays dont la monnaie est instable ou dont le marché du crédit est étroit rendent cette analyse encore plus sensible.

L'effet de levier

L'endettement peut améliorer la rentabilité des capitaux propres tant que le rendement économique des investissements est supérieur au coût de la dette. C'est l'effet de levier. Mais il fonctionne dans les deux sens : lorsque le rendement économique tombe sous le coût de la dette, le levier amplifie les pertes. L'analyste doit donc évaluer non seulement le niveau d'endettement mais la stabilité des flux qui permettent de le rembourser.

Le plan de financement

Pour apprécier la soutenabilité d'une stratégie, on construit un plan de financement prévisionnel qui rapproche les besoins (investissements, remboursements, hausse du BFR, dividendes) et les ressources (CAF, emprunts nouveaux, augmentation de capital, cessions). Il permet de répondre à la question : l'entreprise peut-elle financer son plan de développement sans fragiliser sa structure ?

Points clés : FRNG, BFR et trésorerie nette forment un triptyque indissociable (trésorerie nette = FRNG moins BFR) ; il faut financer le long terme par du long terme ; l'évolution du BFR est un signal précoce de tension ; l'effet de levier amplifie gains comme pertes.

CHAPITRE 7

Valorisation et décision d'investissement

Qu'est-ce que la valeur ?

Valoriser une entreprise ou un projet consiste à estimer ce qu'il vaut aujourd'hui, compte tenu des flux qu'il générera demain. La valeur n'est pas le prix : le prix est ce qu'on paie sur le marché, la valeur est ce qu'on estime que l'actif vaut intrinsèquement. L'investisseur achète lorsqu'il juge le prix inférieur à la valeur.

Le principe de l'actualisation

Un euro reçu demain vaut moins qu'un euro aujourd'hui, car on peut placer l'argent, car l'inflation érode le pouvoir d'achat et car le futur est incertain. L'actualisation consiste à ramener des flux futurs à leur valeur présente en les divisant par $(1 + \text{taux})^n$, où n est le nombre d'années. Le taux d'actualisation reflète le coût du capital et le risque du projet.

La valeur actuelle nette et le taux de rentabilité interne

Pour évaluer un projet d'investissement, on calcule la valeur actuelle nette (VAN) : somme des flux futurs actualisés moins l'investissement initial. Si la VAN est positive, le projet crée de la valeur. Exemple : un investissement de 1 000 qui génère 400 par an pendant quatre ans, avec un taux de 10 %, a une VAN d'environ 268 (400 multiplié par 3,17, moins 1 000). Le taux de rentabilité interne (TRI) est le taux qui annule la VAN ; on l'accepte s'il dépasse le coût du capital. On calcule aussi le délai de récupération, plus intuitif mais qui ignore l'actualisation et les flux après récupération.

Le coût du capital

Le coût moyen pondéré du capital (CMPC, ou WACC en anglais) combine le coût des capitaux propres et celui de la dette, pondérés par leur poids dans le financement, avec une économie d'impôt sur les intérêts : $WACC = E/(E+D) \times \text{coût des fonds propres} + D/(E+D) \times \text{coût de la dette} \times (1 \text{ moins taux d'impôt})$. Le coût des fonds propres est souvent estimé par le modèle d'équilibre des actifs financiers (MEDAF) : taux sans risque plus bêta multiplié par la prime de risque du marché. Dans les pays émergents, on ajoute une prime de risque pays pour tenir compte de l'instabilité économique et politique.

La méthode des flux de trésorerie actualisés (DCF)

Cette méthode est la référence de la valorisation intrinsèque. Elle projette les flux de trésorerie disponibles sur un horizon explicite, généralement cinq à dix ans, puis estime

une valeur terminale qui représente tout ce qui se passe au-delà. Chaque élément est actualisé au WACC. Exemple simplifié : flux de 100, 110, 120, 130 et 140 sur cinq ans, WACC de 10 % et croissance à l'infini de 2 %. La valeur terminale est de $140 \times 1,02 / (0,10 - 0,02)$, soit environ 1 785. Les flux actualisés valent environ 448, la valeur terminale actualisée environ 1 108, soit une valeur d'entreprise d'environ 1 556. On remarque que près de 70 % de la valeur provient de la valeur terminale : de petites variations du taux d'actualisation ou de la croissance modifient considérablement le résultat.

Les méthodes comparatives

La méthode des multiples consiste à valoriser une entreprise par comparaison avec des sociétés similaires, en appliquant des ratios de marché moyens (valeur d'entreprise sur EBITDA, PER, valeur d'entreprise sur chiffre d'affaires). Elle est simple et reflète l'état du marché, mais dépend du choix des comparables et peut reproduire les excès de marché en période de bulle. La méthode patrimoniale, fondée sur l'actif net réévalué, convient aux sociétés foncières ou en liquidation. Les transactions comparables s'appuient sur les prix payés lors d'acquisitions récentes.

De la valeur d'entreprise à la valeur des actions

La valeur d'entreprise (VE) correspond à la valeur de l'ensemble des activités. Pour obtenir la valeur des capitaux propres, on retranche la dette nette et les autres éléments assimilables (minoritaires, engagements de retraite). Divisée par le nombre d'actions, elle donne une valeur par action à comparer au cours de Bourse.

Une pratique d'abord humaine

La valorisation est autant un art qu'une science. Chaque hypothèse, croissance, marge, investissement, taux, relève du jugement. Deux analystes sérieux peuvent aboutir à des valeurs différentes. L'enjeu est la transparence des hypothèses, des tests de sensibilité et une conscience claire de l'incertitude. C'est précisément sur ce terrain que l'IA peut apporter des outils puissants, à condition de ne pas faire oublier l'intelligence du raisonnement.

Points clés : la valeur se calcule par actualisation des flux futurs ; VAN et TRI évaluent les projets ; le WACC traduit le coût du capital ; le DCF dépend fortement de la valeur terminale ; les multiples complètent mais ne remplacent pas l'analyse intrinsèque.

CHAPITRE 8

L'analyse du risque et la prévision

Du passé au futur

Tout ce qui précède porte sur le passé. Mais une décision de crédit ou d'investissement engage l'avenir. L'analyse financière prospective consiste à bâtir des prévisions de résultats, de bilans et de trésorerie, puis à les soumettre à des tests de robustesse. L'objectif n'est pas de prédire l'avenir avec exactitude, ce qui est impossible, mais de comprendre l'éventail des possibles et la résistance de l'entreprise aux chocs.

Construire un modèle prévisionnel

Un modèle financier intégré relie trois états : compte de résultat, bilan et tableau de flux. On part d'hypothèses de croissance du chiffre d'affaires, de marges, d'investissements, de BFR et de financement, puis on en déduit les états financiers futurs. La cohérence interne est essentielle : le bilan doit toujours s'équilibrer, et la trésorerie du bilan doit correspondre à celle du tableau de flux. Les hypothèses doivent s'appuyer sur les données historiques, les perspectives du marché et la stratégie de l'entreprise.

L'analyse de sensibilité et les scénarios

L'analyse de sensibilité mesure l'effet de la variation d'une hypothèse (prix, volumes, coûts, taux de change, taux d'intérêt) sur un résultat (EBITDA, free cash-flow, valeur, ratios de couverture). L'analyse de scénarios combine plusieurs hypothèses cohérentes : un scénario central, un scénario favorable et un scénario défavorable. Le stress test pousse le raisonnement plus loin : que se passe-t-il si le chiffre d'affaires baisse de 20 %, si un client majeur disparaît, si les taux d'intérêt augmentent de 3 points ? L'entreprise respecte-t-elle encore ses engagements bancaires ?

La simulation de Monte-Carlo

La méthode de Monte-Carlo génère des milliers de scénarios en tirant au sort les variables incertaines selon des lois de probabilité. Elle fournit une distribution de résultats plutôt qu'un chiffre unique, et permet de répondre à des questions comme : quelle est la probabilité que la valeur du projet soit négative ? Dans quelle proportion de scénarios l'entreprise manque-t-elle un covenant ? C'est une approche qui fait le pont naturel avec les outils de l'apprentissage automatique.

Les grandes familles de risques d'entreprise

L'analyste distingue le risque d'exploitation (volatilité des ventes, rigidité des coûts, levier opérationnel), le risque financier (endettement, taux, liquidité), le risque de marché (taux de change, matières premières), le risque de contrepartie (clients et fournisseurs), le risque réglementaire et politique, le risque technologique, le risque climatique et le risque de gouvernance. Chaque risque doit être identifié, mesuré lorsque c'est possible et relié aux états financiers.

L'analyse du risque de crédit

Pour un prêteur, la question centrale est la probabilité de défaut et la perte en cas de défaut. On combine la probabilité de défaut (PD), l'exposition au moment du défaut (EAD) et la perte en cas de défaut (LGD) pour calculer la perte attendue : $PD \times EAD \times LGD$. Les banques utilisent des notations internes, fondées sur des ratios, des informations qualitatives et des modèles statistiques. La norme comptable IFRS 9 impose de provisionner les pertes attendues dès l'octroi du crédit, ce qui renforce le besoin de modèles prédictifs.

Les signaux d'alerte

Quelques signaux annoncent souvent des difficultés : dégradation continue de la trésorerie, allongement des délais clients, recours croissant à l'affacturage ou au découvert, retards de paiement des fournisseurs, baisse des marges, changements fréquents de commissaires aux comptes ou de directeur financier, réserves de l'auditeur, accumulation de provisions, opérations complexes avec des parties liées. L'analyste expérimenté sait que ces signaux sont rarement isolés.

Éthique et prudence

La prévision comporte un risque de biais : excès d'optimisme, ancrage sur le passé, confirmation de ses propres croyances. Un bon analyste confronte ses hypothèses à des avis contradictoires, documente ses choix et reconnaît ses incertitudes. Cette discipline sera d'autant plus précieuse que l'on déléguera une partie des prévisions à des modèles dont il faut comprendre les limites.

Points clés : une prévision est un éventail de scénarios, non une certitude ; le modèle intégré relie résultat, bilan et flux ; sensibilité, stress tests et Monte-Carlo mesurent la robustesse ; la perte attendue combine PD, EAD et LGD ; les biais cognitifs sont un risque à part entière.

Deuxième partie — L'intelligence artificielle : les bases utiles à l'analyste

CHAPITRE 9

Comprendre l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique

De quoi parle-t-on ?

L'intelligence artificielle (IA) désigne l'ensemble des techniques permettant à des machines d'accomplir des tâches qui exigent habituellement de l'intelligence humaine : percevoir, comprendre un langage, raisonner, prédire, décider. L'apprentissage automatique (machine learning) en est la branche la plus utilisée aujourd'hui : au lieu de programmer des règles explicites, on fournit à un algorithme des exemples, et il en déduit lui-même des régularités. L'apprentissage profond (deep learning) utilise des réseaux de neurones à plusieurs couches pour traiter des données complexes comme les images, le son ou le texte.

Une longue histoire

Les premières réflexions datent des années 1950, avec la conférence de Dartmouth en 1956 qui a popularisé le terme d'intelligence artificielle. Les décennies suivantes ont alterné des périodes d'enthousiasme et de désillusion, les « hivers de l'IA ». Trois facteurs ont provoqué l'essor actuel : l'abondance des données, la puissance de calcul, notamment grâce aux processeurs graphiques, et des avancées algorithmiques majeures. En 2017, l'architecture dite « transformer » a ouvert la voie aux grands modèles de langage.

Les trois grandes familles d'apprentissage

L'apprentissage supervisé consiste à apprendre à partir d'exemples étiquetés : on fournit des cas passés, avec leur résultat connu (ce client a remboursé, celui-ci a fait défaut), et le modèle apprend à prédire le résultat pour de nouveaux cas. C'est la famille la plus utilisée en finance : scoring de crédit, détection de fraude, prévision. On distingue la classification (prédire une catégorie) de la régression (prédire une valeur numérique).

L'apprentissage non supervisé cherche des structures dans des données sans étiquette : regroupement de clients en segments homogènes, détection d'observations atypiques, réduction de dimension. L'apprentissage par renforcement entraîne un agent à prendre des décisions successives en recevant des récompenses ou des pénalités, avec des applications en trading algorithmique ou en optimisation de portefeuille.

Les modèles courants

La régression linéaire et la régression logistique restent des références, simples et interprétables. Les arbres de décision découpent les données selon des règles successives faciles à lire. Les forêts aléatoires et les méthodes de boosting (comme XGBoost ou LightGBM) combinent de nombreux arbres et obtiennent d'excellentes performances sur les données tabulaires, ce qui en fait les outils favoris du scoring financier. Les réseaux de neurones excellent sur les données non structurées. Les machines à vecteurs de support et les méthodes bayésiennes complètent la palette.

Entraîner, valider, tester

Un modèle doit être évalué sur des données qu'il n'a pas vues pendant son apprentissage. On sépare donc les données en un jeu d'entraînement, un jeu de validation (pour régler les paramètres) et un jeu de test (pour l'évaluation finale). En finance, où les phénomènes évoluent dans le temps, on privilégie la validation chronologique : on entraîne sur le passé et on teste sur une période ultérieure, afin d'éviter de « tricher » avec l'information du futur.

Le surapprentissage

Le principal danger est le surapprentissage (overfitting) : le modèle mémorise les particularités des données d'entraînement au lieu d'apprendre des règles générales, et se comporte mal sur de nouveaux cas. Il est particulièrement redoutable en finance, où les données sont bruitées et où il est facile de trouver par hasard des « signaux » qui n'existent pas. Parmi les remèdes : simplifier le modèle, régulariser, valider rigoureusement, disposer de suffisamment de données et tester sur des périodes indépendantes.

Mesurer la performance

Pour un modèle de classification, comme la détection d'un défaut, on utilise plusieurs indicateurs : la précision (parmi les cas signalés, combien sont vrais ?), le rappel (parmi les vrais cas, combien sont détectés ?), le score F1 qui combine les deux, la courbe ROC et l'aire sous la courbe (AUC), ainsi que le coefficient de Gini très utilisé en crédit. En présence de données très déséquilibrées, comme la fraude qui concerne une infime fraction des transactions, l'exactitude globale est trompeuse : un modèle qui annonce toujours « pas de fraude » aurait un taux de réussite supérieur à 99 % tout en étant inutile. Pour un modèle de prévision numérique, on utilise l'erreur absolue moyenne ou la racine de l'erreur quadratique moyenne.

Corrélation n'est pas causalité

Un modèle d'apprentissage détecte des corrélations, pas des causes. Si les clients qui utilisent une certaine application remboursent mieux, cela ne signifie pas que l'application cause le bon remboursement. Ignorer cette distinction conduit à des erreurs d'interprétation et à des décisions injustifiées. L'analyste doit conserver une compréhension économique des mécanismes à l'œuvre.

Points clés : l'IA couvre plusieurs techniques, dont l'apprentissage automatique ; supervisé, non supervisé et par renforcement répondent à des besoins différents ; les arbres boostés dominent sur les données tabulaires ; la validation rigoureuse protège du surapprentissage ; il faut choisir des indicateurs adaptés au problème.

CHAPITRE 10

Les données financières : matière première de l'IA

Sans données, pas d'intelligence

Un modèle d'IA ne vaut que par les données sur lesquelles il apprend. La formule « garbage in, garbage out » (des déchets en entrée donnent des déchets en sortie) résume cette vérité. La finance dispose d'un avantage : elle produit des données depuis toujours. Mais ces données sont hétérogènes, parfois incomplètes, souvent confidentielles et soumises à des règles strictes.

Données structurées et non structurées

Les données structurées sont organisées en tables : états financiers, historiques de transactions, séries de prix, informations de clients. Les données non structurées regroupent les textes (rapports annuels, comptes rendus de conférences de résultats, articles de presse, contrats, courriels), les images (documents scannés, factures, photos) et les enregistrements audio. On estime que la majeure partie de l'information utile en finance est non structurée, ce qui explique l'intérêt des modèles de langage.

Les sources de données

Les données internes comprennent les comptes clients, les historiques de paiement, les opérations, les demandes de crédit et les interactions avec le service client. Les données externes comprennent les bases de données financières, les registres du commerce, les bureaux de crédit, les statistiques officielles et les données de marché. Les données alternatives sont issues de sources non traditionnelles : paiements mobiles, trafic de sites web, données satellitaires sur l'activité d'un port ou d'un parking, volumes d'expéditions, avis en ligne, publications d'emploi, réseaux sociaux. Leur utilisation soulève des questions de pertinence, de qualité et de protection de la vie privée.

La qualité des données

Les principaux défauts sont les valeurs manquantes, les doublons, les erreurs de saisie, les unités différentes, les changements de définition dans le temps, les biais de sélection (par exemple, ne disposer que des clients qui ont obtenu un crédit, et non de ceux qui ont été refusés) et le biais du survivant (analyser uniquement les entreprises qui existent

encore, en oubliant celles qui ont disparu). Le nettoyage et la préparation des données occupent généralement la majeure partie du temps d'un projet.

L'ingénierie des variables

La création de variables pertinentes (feature engineering) est un art essentiel. À partir des états financiers bruts, on construit des ratios, des variations sur plusieurs années, des moyennes mobiles, des indicateurs de tendance ou de volatilité. À partir de l'historique de paiements, on calcule la régularité, l'ancienneté, le montant moyen, le délai moyen de retard. Les compétences financières de l'analyste sont ici déterminantes : savoir quelles variables ont un sens économique permet de construire des modèles plus robustes et plus explicables.

Les spécificités des données financières

Les séries temporelles financières présentent des particularités : faible rapport signal/bruit, non-stationnarité (les relations changent avec le temps), queues de distribution épaisses (les événements extrêmes sont plus fréquents que ne le prédit une loi normale), et ruptures de régime lors des crises. Un modèle entraîné pendant une période calme peut s'avérer très mauvais lors d'une crise. Cette fragilité justifie une grande prudence dans l'utilisation des modèles prédictifs, notamment sur les marchés.

Protection des données et cadre légal

Les données financières sont sensibles. Le règlement européen sur la protection des données (RGPD) et les législations nationales, comme la loi togolaise sur la protection des données à caractère personnel, imposent des principes de licéité, de finalité, de minimisation, de sécurité et de transparence. Les personnes ont des droits d'accès, de rectification et, dans certains cas, de contestation des décisions entièrement automatisées. Les techniques de pseudonymisation, d'anonymisation, de chiffrement, d'apprentissage fédéré et de données synthétiques permettent de concilier innovation et vie privée.

Gouvernance des données

Une institution qui souhaite utiliser l'IA doit mettre en place une gouvernance : catalogue des données, responsabilités claires, contrôle de la qualité, traçabilité de l'origine et des transformations, gestion des accès, durées de conservation. Sans ce socle, les projets d'IA restent fragiles. Les institutions qui investissent dans leurs données prennent un avantage durable.

Points clés : la qualité des données conditionne celle des modèles ; l'information financière est largement non structurée ; les données alternatives ouvrent des possibilités mais soulèvent des enjeux de vie privée ; les séries financières sont bruitées et instables ; la gouvernance des données est un prérequis.

CHAPITRE 11

Les modèles de langage et l'IA générative

Une rupture récente

Depuis 2022, les grands modèles de langage (LLM) ont popularisé l'intelligence artificielle générative : des systèmes capables de produire du texte, du code, des tableaux, des images, à partir d'instructions écrites en langage courant. Ces modèles sont entraînés sur d'immenses corpus de textes pour prédire le mot suivant, ce qui leur permet de résumer, traduire, expliquer, classer, extraire de l'information et dialoguer. Pour l'analyste financier, qui passe beaucoup de temps à lire et à écrire, c'est une avancée considérable.

Comment ça fonctionne, en bref

Un modèle de langage découpe le texte en unités appelées jetons (tokens), les transforme en représentations numériques et calcule, grâce à l'architecture transformer et au mécanisme d'attention, des relations entre ces unités pour prédire la suite. Après un premier apprentissage général, il est affiné par des exemples d'instructions et par des retours humains pour mieux suivre les consignes. Il ne « comprend » pas au sens humain, mais il manipule le langage avec une grande efficacité statistique.

Des modèles spécialisés

Il existe des modèles adaptés à la finance : FinBERT, par exemple, est une variante d'un modèle de langage entraînée pour analyser le sentiment des textes financiers, et BloombergGPT, présenté en 2023, est un modèle de grande taille entraîné en partie sur des données financières. Les modèles généralistes les plus récents sont toutefois devenus très performants sur les tâches financières, en particulier lorsqu'on leur fournit les bons documents et les bonnes consignes.

Principales applications en analyse financière

Les modèles de langage peuvent résumer un rapport annuel ou un communiqué de résultats ; extraire des données précises (chiffre d'affaires par segment, échéancier de dette) ; analyser le ton d'une conférence de résultats ; comparer les facteurs de risque d'une année à l'autre et repérer les changements de formulation ; rédiger une première version de note d'analyse ; répondre en langage naturel à des questions sur un corpus de

documents ; générer du code pour analyser des données ; assister le service client d'une banque ; accélérer la revue de contrats et de documentation de crédit.

La génération augmentée par la recherche

Pour fiabiliser les réponses, on utilise souvent la technique de génération augmentée par la recherche (RAG) : le système commence par retrouver les passages pertinents dans une base documentaire de confiance (rapports, politiques internes, réglementations), puis demande au modèle de répondre en s'appuyant exclusivement sur ces passages et en citant ses sources. Cela limite les erreurs et permet de vérifier l'information.

Les agents d'IA

Une évolution récente consiste à doter les modèles d'outils : accès à une base de données, calculatrice, tableur, moteur de recherche, code Python. On parle d'agents lorsque le système planifie une suite d'actions pour atteindre un objectif, par exemple collecter les états financiers de dix sociétés, calculer leurs ratios, rédiger un comparatif. Ces agents sont prometteurs, mais exigent des garde-fous : périmètre limité, journalisation, validation humaine pour les décisions importantes.

Les limites à garder en tête

Les modèles de langage peuvent produire des hallucinations : des affirmations fausses énoncées avec assurance, des chiffres inventés, des références inexistantes. Ils peuvent se tromper dans les calculs, mal interpréter un tableau complexe, reproduire des biais présents dans leurs données d'entraînement, et être sensibles à la formulation des questions. Ils peuvent aussi être manipulés par des instructions malveillantes cachées dans des documents (injection de prompt). Leur utilisation en finance impose donc des contrôles : vérification des chiffres sources, calculs effectués par des outils fiables, traçabilité et revue humaine.

Confidentialité

Envoyer des données clients ou des informations privilégiées à un service externe d'IA sans précaution peut violer le secret bancaire, la réglementation sur les abus de marché ou les règles de protection des données. Les institutions déploient donc des solutions adaptées : environnements sécurisés, contrats encadrant l'utilisation des données, modèles hébergés en interne, anonymisation et politiques d'usage claires pour les collaborateurs.

Points clés : les LLM transforment le travail sur les textes financiers ; la technique RAG ancre les réponses dans des documents fiables ; les agents automatisent des chaînes de tâches sous supervision ; hallucinations, erreurs de calcul et confidentialité imposent des garde-fous.

Troisième partie — L'IA appliquée à l'analyse financière et à la finance digitale

CHAPITRE 12

Automatiser l'analyse des états financiers

La chaîne de traitement

L'analyse d'un ensemble de comptes peut être décomposée en étapes : collecte des documents, extraction des données, normalisation, calcul des indicateurs, détection d'anomalies, comparaison, synthèse et rédaction. L'IA intervient à chacune.

Extraction : de la page au chiffre

Les états financiers arrivent sous des formes très variées : fichiers PDF, images scannées, tableurs, liasses papier. La reconnaissance optique de caractères (OCR), combinée à des modèles de compréhension de documents, permet de repérer les tableaux, d'identifier les postes (chiffre d'affaires, dettes financières, capitaux propres) et de les structurer, même quand les intitulés varient d'une entreprise à l'autre. Pour les sociétés cotées, les formats de reporting électronique standardisés, comme le format XBRL, facilitent le travail, mais de nombreux documents, notamment ceux des PME, restent non structurés.

Normalisation et retraitement

Une fois extraites, les données doivent être rapprochées d'un plan de comptes commun pour permettre la comparaison : mapper un poste SYSCOHADA vers une catégorie IFRS, traiter les différences de périmètre, d'unité ou de devise, corriger des éléments exceptionnels. L'IA aide à proposer des correspondances et à signaler les cas ambigus pour validation humaine.

Calcul automatique et tableaux de bord

Les calculs de ratios sont triviaux pour un ordinateur, et c'est précisément ce qu'on doit lui laisser faire, de manière fiable et traçable. L'intérêt est de produire en quelques secondes une analyse complète sur des centaines d'entreprises : tableau de ratios, évolution sur cinq ans, positionnement par rapport au secteur, alertes en cas de dépassement de seuils. Les analystes passent alors leur temps sur les cas qui sortent de l'ordinaire.

Détection d'anomalies comptables

Des modèles non supervisés et supervisés peuvent détecter des incohérences : un bilan qui ne s'équilibre pas, des variations incohérentes entre les années, des ratios aberrants par rapport aux pairs, des écritures comptables inhabituelles (montants ronds, écritures

passées en fin de période, écritures en dehors des heures de travail). La loi de Benford, qui décrit la distribution statistique attendue du premier chiffre dans des séries de nombres naturels, est utilisée comme test pour repérer des données potentiellement manipulées. Les travaux de recherche ont aussi montré que des indicateurs comme les accruals (écart entre résultat et flux de trésorerie) ou des modèles comme le M-Score de Beneish peuvent signaler un risque de manipulation comptable.

Analyse de texte : ce que disent les mots

Le rapport annuel contient plus que des chiffres. Les modèles de langage peuvent comparer d'une année à l'autre la section sur les risques et signaler les ajouts ou suppressions significatifs, analyser la tonalité du rapport du dirigeant, repérer des expressions révélatrices (« changement de méthode », « litige », « effet défavorable significatif »), extraire les engagements hors bilan des notes annexes, ou encore résumer les réserves de l'auditeur. Plusieurs études ont montré que le ton des communications d'entreprise contient une information utile sur les performances futures.

Production de synthèses et de notes

À partir des données extraites et des indicateurs calculés, un modèle de langage peut rédiger un premier jet de commentaire d'analyse : « La marge d'EBITDA passe de 13 % à 15 %, sous l'effet d'une baisse du coût des achats ; la dette nette sur EBITDA est ramenée à 1,0 ; le BFR représente 36 jours de chiffre d'affaires. » L'analyste vérifie, corrige, enrichit avec sa connaissance du secteur et assume la responsabilité de la conclusion. Ce travail de relecture est essentiel : un commentaire fluide mais faux est plus dangereux qu'un commentaire maladroit mais exact.

Les gains et les précautions

Les gains potentiels sont considérables : gain de temps, couverture plus large, cohérence entre analystes, détection plus précoce de signaux. Les précautions tiennent à la qualité de l'extraction (une erreur de lecture sur un chiffre peut fausser toute la suite), à la nécessité de contrôles automatiques de cohérence (le total doit être égal à la somme des postes), à la conservation de la source de chaque chiffre, et à la validation par un humain avant toute décision à enjeu.

Points clés : l'IA automatise l'extraction, la normalisation, le calcul des ratios et la production de synthèses ; elle détecte des anomalies par des méthodes statistiques et textuelles ; l'analyste garde la responsabilité de la vérification et de l'interprétation.

CHAPITRE 13

Scoring de crédit et analyse de solvabilité

Du jugement du banquier au modèle statistique

L'octroi de crédit est l'un des plus anciens usages de l'analyse financière. Autrefois fondé sur la connaissance personnelle du client et sur des critères classiques (les « cinq C » : caractère, capacité, capital, collatéral, conditions), il s'est progressivement appuyé sur des modèles statistiques. Les scores de crédit apparus au vingtième siècle, notamment aux États-Unis, ont permis de traiter des millions de demandes avec davantage de cohérence.

Le scoring classique

Un modèle de scoring estime la probabilité qu'un emprunteur ne rembourse pas son crédit, à partir de variables comme l'âge, l'ancienneté dans l'emploi, les revenus, les charges, l'historique de remboursement, le taux d'endettement et, pour les entreprises, les ratios financiers. La régression logistique, très utilisée, présente un grand avantage : elle est facile à expliquer. Le score obtenu est comparé à un seuil pour accepter, refuser ou orienter vers un examen manuel.

L'apport de l'apprentissage automatique

Les modèles d'apprentissage automatique, notamment les arbres boostés et les réseaux de neurones, captent des relations non linéaires et des interactions complexes entre variables, et obtiennent souvent de meilleures performances de discrimination. Ils exploitent davantage de variables, y compris des données comportementales : régularité des revenus, évolution du solde, fréquence de paiement des factures. Pour les entreprises, ils combinent états financiers, données bancaires de flux, informations sectorielles et signaux textuels.

Les données alternatives et l'inclusion

Là où les historiques de crédit n'existent pas, les données alternatives permettent de servir des personnes autrefois exclues. En Afrique de l'Est comme en Afrique de l'Ouest, des acteurs du crédit numérique évaluent la solvabilité à partir de l'historique des transactions de monnaie mobile, de la régularité des recharges téléphoniques ou de l'usage d'une application. Ce « scoring sans dossier » a permis à des millions de personnes d'accéder à de petits prêts. Il pose cependant des questions : les populations

comprennent-elles quelles données sont utilisées ? Les taux très élevés de certains prêts de court terme sont-ils acceptables ? Les modèles sont-ils équitables envers les femmes, les ruraux, les personnes âgées ?

L'explicabilité : un impératif

Un client refusé a le droit de comprendre pourquoi, et le régulateur exige que la banque puisse justifier ses décisions. Les modèles complexes sont des « boîtes noires », mais des techniques permettent d'en expliquer le fonctionnement : les valeurs de Shapley (méthode SHAP) quantifient la contribution de chaque variable à une prédiction individuelle ; la méthode LIME approxime localement le modèle par un modèle simple ; les graphiques de dépendance partielle montrent l'effet moyen d'une variable. On peut aussi choisir des modèles contraints, intrinsèquement lisibles. Le compromis entre performance et lisibilité est un choix de gouvernance.

Biais et équité

Un modèle entraîné sur des décisions passées peut reproduire ou amplifier des discriminations, même si les variables sensibles (origine, genre, religion) sont exclues, car d'autres variables peuvent en être des substituts (un code postal, un type de téléphone). Il faut donc tester l'équité : comparer les taux d'acceptation et d'erreur entre groupes, examiner l'impact disproportionné, documenter les arbitrages. Il n'existe pas de définition unique de l'équité, et plusieurs critères mathématiques sont incompatibles entre eux : c'est une question éthique et juridique autant que technique.

Du score à la décision

Le score n'est qu'un élément de la décision. L'analyse d'une demande de crédit à une entreprise combine le modèle, l'analyse financière détaillée, l'étude du projet, les garanties, le dialogue avec le dirigeant et la connaissance du secteur. Pour les crédits de montant élevé, la décision finale reste humaine ; pour les petits crédits de masse, elle peut être largement automatisée, avec des mécanismes de contestation et de recours.

Suivi et alerte précoce

Au-delà de l'octroi, l'IA est utilisée pour surveiller les portefeuilles : détecter précocement une dégradation de comportement, anticiper des défauts à six ou douze mois, déclencher une revue ou une restructuration préventive. Cette utilisation s'articule avec les exigences de provisionnement de la norme IFRS 9, qui reposent sur des pertes attendues dépendantes de l'évolution économique prévisible.

Points clés : le scoring a évolué de la régression logistique aux modèles de machine learning ; les données alternatives étendent l'accès au crédit mais exigent des garde-fous ; explicabilité (SHAP, LIME) et équité sont des obligations ; la décision finale doit rester contestable et supervisée.

CHAPITRE 14

Prévision, valorisation et gestion de portefeuille

Prévoir les résultats des entreprises

Les modèles d'apprentissage automatique sont utilisés pour prévoir le chiffre d'affaires, les marges ou les bénéfices, à partir des séries historiques, de variables macroéconomiques, de données sectorielles et de données alternatives. Ils améliorent souvent les prévisions de court terme pour des entreprises ayant un historique riche, mais sont moins fiables pour des évolutions de rupture. Les analystes sell-side et buy-side les combinent avec leurs propres estimations.

Prévision de trésorerie et de besoin en fonds de roulement

Un domaine très concret est la prévision de trésorerie pour les entreprises. Les modèles prédisent les délais de paiement des clients, en tenant compte de leur historique, de la saison et du secteur, et permettent de mieux anticiper les encaissements, d'optimiser les relances et de réduire les besoins de financement à court terme. L'IA détecte également les écarts entre prévision et réalisé, et en explique les causes.

L'aide à la valorisation

L'IA peut assister la valorisation de multiples façons : sélection automatique de sociétés comparables en fonction de leur similitude (activité, taille, croissance, marge), estimation de paramètres comme le bêta, analyse de sensibilité sur des milliers de combinaisons d'hypothèses, simulation de Monte-Carlo, extraction d'informations des documents de transaction. Elle ne remplace pas le jugement sur les hypothèses essentielles : croissance à long terme, avantage concurrentiel, qualité du management.

L'analyse de sentiment et l'information de marché

Les systèmes d'analyse de sentiment lisent des flux de dépêches, d'articles, de publications de réseaux sociaux et de transcriptions de conférences, et produisent des indicateurs de ton, d'attention ou de risque. Ils servent à alimenter des stratégies d'investissement ou des tableaux de bord de risque. Leur valeur est atténuée par la rapidité avec laquelle les marchés intègrent l'information et par le risque de désinformation.

Le trading algorithmique

Le trading algorithmique recouvre l'exécution automatisée d'ordres selon des règles prédéfinies, du simple découpage d'un gros ordre pour limiter l'impact sur le marché aux stratégies sophistiquées d'arbitrage statistique. Le trading à haute fréquence s'exerce à l'échelle de la microseconde. Les techniques d'apprentissage automatique sont utilisées pour détecter des signaux, prévoir la liquidité, optimiser l'exécution. Mais les marchés financiers sont des environnements compétitifs et adaptatifs : un signal découvert et exploité par de nombreux acteurs finit par disparaître. Le « flash crash » du 6 mai 2010, où l'indice américain Dow Jones a chuté brutalement avant de se redresser en quelques minutes, a illustré les risques d'interactions entre algorithmes.

La gestion de portefeuille et les robo-advisors

La théorie moderne du portefeuille, de Markowitz, optimise le rapport rendement-risque en tenant compte des corrélations entre actifs. L'IA enrichit cette démarche par de meilleures estimations de risque, des méthodes de construction de portefeuille plus robustes et l'intégration de contraintes complexes (fiscalité, durabilité, liquidité). Les robo-advisors automatisent la gestion pour le grand public : ils évaluent le profil de risque du client par un questionnaire, proposent un portefeuille diversifié d'ETF, le rééquilibrent automatiquement et facturent des frais faibles. Les assistants conversationnels permettent aujourd'hui des conseils personnalisés à grande échelle, sous réserve d'un cadre de conformité strict.

La question de la prévisibilité

Il faut garder à l'esprit une question fondamentale : les marchés sont-ils prévisibles ? L'hypothèse d'efficience des marchés, avancée par Eugene Fama, soutient que les prix reflètent rapidement toute l'information disponible, ce qui rend difficile de battre systématiquement le marché. La réalité est nuancée : il existe des anomalies documentées, mais elles sont souvent faibles, instables et érodées par les coûts de transaction. L'IA augmente la capacité d'analyse, sans abolir la difficulté de la prévision. Les promesses de rendements exceptionnels garantis par « l'IA » sont, dans la plupart des cas, des arnaques.

Gestion des risques de portefeuille

Dans la gestion des risques, l'IA contribue à estimer la valeur à risque, à simuler des scénarios de crise, à détecter des concentrations cachées, à modéliser des dépendances non linéaires et à surveiller les risques de liquidité. Les superviseurs insistent toutefois

sur le risque que de nombreux acteurs, utilisant des modèles similaires, réagissent de la même manière et amplifient les mouvements de marché.

Points clés : l'IA améliore certaines prévisions, notamment de trésorerie ; elle assiste la valorisation sans remplacer le jugement ; le trading algorithmique et les robo-advisors illustrent l'automatisation de la gestion ; la prévisibilité des marchés reste limitée, et les promesses de rendement miracle sont suspectes.

CHAPITRE 15

Détection de la fraude, lutte antiblanchiment et conformité

Un domaine d'élection pour l'IA

La détection de la fraude et du blanchiment d'argent est l'un des usages les plus matures de l'IA en finance, car elle réunit des volumes massifs de données, des décisions rapides et un fort enjeu économique. Les fraudes touchent les cartes, les paiements en ligne, les crédits, l'assurance, les comptes d'entreprises et les marchés financiers.

Les approches de détection

Les règles expertes (par exemple, bloquer une transaction supérieure à un seuil dans un pays à risque) restent utiles mais sont faciles à contourner. Les modèles supervisés apprennent à reconnaître les fraudes à partir de cas passés. Les modèles non supervisés détectent les comportements inhabituels par rapport à ce qui est normal pour un client ou un groupe : un montant, un lieu, un horaire, un type de commerçant inhabituels. Les analyses de graphes révèlent des réseaux : comptes liés par les mêmes appareils, adresses ou bénéficiaires, circuits de fonds en étoile ou en cascade, typiques du blanchiment.

La contrainte du temps réel

Pour un paiement par carte ou un virement instantané, la décision doit être prise en quelques millisecondes. Les modèles doivent donc être rapides et fiables, avec des taux de faux positifs très faibles, car chaque alerte injustifiée bloque un client honnête. L'équilibre entre détection et expérience client est un sujet permanent. Des approches en plusieurs niveaux, avec une évaluation rapide puis, si nécessaire, une vérification complémentaire (authentification renforcée, appel au client), permettent de les concilier.

Le défi du déséquilibre des données

La fraude représente une infime fraction des opérations, ce qui complique l'entraînement. Les techniques utilisées incluent le rééchantillonnage, la pondération des cas rares, la génération de données synthétiques, et le choix d'indicateurs adaptés comme le rappel pour un niveau donné de précision, plutôt que l'exactitude globale. Les fraudeurs s'adaptent en outre en permanence : un modèle doit être surveillé et réentraîné régulièrement.

La lutte contre le blanchiment et le financement du terrorisme

Les institutions financières doivent surveiller les transactions, identifier les comportements suspects et déclarer leurs soupçons. Les systèmes traditionnels, fondés sur des règles, génèrent beaucoup de fausses alertes, parfois plus de 90 %, mobilisant d'importantes équipes de vérification. L'IA permet de prioriser les alertes, de réduire les faux positifs, de mieux détecter les schémas complexes et d'automatiser la rédaction des rapports de synthèse. Le contrôle des listes de sanctions, la vérification d'identité (KYC) par reconnaissance de documents et de visages, et l'analyse des bénéficiaires effectifs bénéficient aussi de ces techniques.

Les nouvelles menaces liées à l'IA

L'IA est également utilisée par les fraudeurs : hameçonnage personnalisé et sans fautes, faux documents, usurpation de voix ou de visage par « deepfakes », attaques automatisées. Des cas d'escroquerie par visioconférence truquée, où un employé a été trompé par de faux collègues, ont été rapportés. Les institutions doivent donc renforcer l'authentification, vérifier les demandes inhabituelles par un second canal et former leurs équipes.

Conformité et surveillance des marchés

Les régulateurs et les plateformes de négociation utilisent l'IA pour détecter des abus de marché : manipulation de cours, délits d'initiés, ordres factices. La « regtech » automatise le suivi des obligations réglementaires : veille sur les textes, cartographie des exigences, contrôle de la conformité des communications. La « suptech » désigne l'usage de la technologie par les superviseurs eux-mêmes pour analyser les données remises par les banques.

Les précautions

Un système de lutte contre la fraude pénalise des clients légitimes s'il est mal calibré. Il faut des voies de recours, des tests d'équité (certains groupes ne doivent pas être systématiquement plus bloqués que d'autres), un suivi des performances, et une supervision humaine des décisions graves, comme la clôture d'un compte.

Points clés : l'IA excelle dans la détection de fraude grâce aux volumes de données et aux analyses de graphes ; le temps réel et le déséquilibre des données imposent des modèles spécifiques ; l'IA sert aussi aux fraudeurs ; équité et recours restent nécessaires.

CHAPITRE 16

L'IA et la finance digitale : cryptoactifs, DeFi et fintechs

Des données ouvertes et massives

La finance digitale produit des données d'un genre nouveau. Les blockchains publiques enregistrent de manière transparente chaque transaction, chaque adresse et chaque contrat intelligent. Les plateformes de paiement, les néobanques et les applications de crédit génèrent des historiques détaillés de comportements. Cela ouvre un champ d'analyse considérable, mais exige aussi de nouvelles méthodes.

L'analyse on-chain

L'analyse « on-chain » consiste à exploiter les données publiques des blockchains : nombre d'adresses actives, volumes de transferts, flux entrants et sortants des plateformes d'échange, concentration des détenteurs, activité des contrats intelligents, valeur totale bloquée dans les protocoles de finance décentralisée. Les techniques d'apprentissage automatique permettent de regrouper les adresses appartenant à une même entité, de repérer des comportements de manipulation, de suivre des flux liés à des activités illicites et de produire des indicateurs de risque. Des sociétés spécialisées en analyse de blockchain fournissent ces services aux plateformes, aux banques et aux autorités.

Valoriser des actifs numériques

Valoriser un cryptoactif pose des défis spécifiques : il n'y a pas de flux de trésorerie contractuels, comme pour une action ou une obligation, et la valeur repose sur l'adoption, la rareté et l'effet de réseau. Les approches utilisées comprennent l'analyse de l'utilisation du réseau, les modèles de type « équation des échanges », l'analyse des revenus des protocoles (frais générés) et des comparaisons avec des plateformes traditionnelles. Les stablecoins et les jetons représentant des actifs réels se valorisent plus facilement, car leur valeur dépend de réserves ou d'actifs sous-jacents vérifiables. Quant aux modèles prédictifs de prix des cryptoactifs, leur fiabilité reste très limitée en raison de la forte volatilité et de l'influence du sentiment et des événements.

Analyser les risques de la DeFi

L'IA contribue à auditer les contrats intelligents : des outils d'analyse statique et d'apprentissage automatique détectent des vulnérabilités connues dans le code avant ou après son déploiement. Elle aide aussi à modéliser les risques de liquidation en cascade, de manipulation d'oracles de prix et de dépendances entre protocoles. L'analyse des réserves des stablecoins, de la transparence des émetteurs et de la solidité des plateformes est une composante essentielle de l'analyse financière appliquée à l'écosystème numérique, comme l'ont montré les faillites de 2022.

Analyser une fintech

Valoriser une fintech suppose d'adapter les indicateurs traditionnels. Au-delà du chiffre d'affaires et de la rentabilité, l'analyste examine le nombre de clients actifs, le coût d'acquisition d'un client, le revenu moyen par client, la valeur sur la durée de vie du client, le taux d'attrition, la qualité du portefeuille de crédit (taux de défaut, de recouvrement), la dépendance à des partenaires bancaires, l'exposition réglementaire et les coûts de conformité. La qualité des modèles de risque est elle-même un actif stratégique : une néobanque dont les modèles de crédit sous-estiment le risque verra sa rentabilité s'effondrer lors du prochain cycle.

Open banking et agrégation de données

Avec l'ouverture des données bancaires, des applications agrègent les comptes d'un client et lui proposent des analyses de budget, des conseils d'épargne et des offres de crédit adaptées. Pour les entreprises, les données de flux bancaires en temps réel permettent un suivi de trésorerie et une analyse de crédit beaucoup plus fine que les seuls états financiers annuels : on parle de « cash-flow lending », prêt fondé sur les flux plutôt que sur le bilan. Cela profite particulièrement aux petites entreprises dont les comptes sont peu détaillés.

Mobile money et crédit numérique en Afrique

Dans des marchés où les services de monnaie mobile se sont largement diffusés, les historiques de transactions constituent une mine d'informations pour évaluer la capacité de paiement des petits commerçants, des agriculteurs et des ménages. Les institutions de microfinance, les banques et les fintechs combinent ces données avec des informations agricoles, climatiques ou de télécommunication. L'enjeu est de proposer des prêts adaptés, à des taux raisonnables, tout en protégeant les clients contre le surendettement et en respectant leur vie privée.

Tokenisation et IA

La tokenisation des actifs, et les contrats intelligents qui automatisent les paiements, rencontrent l'IA : modèles de risque appliqués à des actifs tokenisés, agents qui exécutent des stratégies de trésorerie sur des protocoles, vérification automatisée de la conformité des transactions. Cette convergence ouvre des perspectives, mais aussi des risques nouveaux : des agents autonomes interagissant avec des protocoles financiers peuvent commettre des erreurs rapides et coûteuses.

Points clés : les données on-chain et les historiques de paiement alimentent de nouveaux types d'analyse ; la valorisation des cryptoactifs exige des méthodes spécifiques et une grande prudence ; l'analyse d'une fintech repose sur des indicateurs de clients et de qualité de crédit ; l'open banking et le mobile money ouvrent la voie au crédit fondé sur les flux.

CHAPITRE 17

Quatre études de cas

Wirecard : quand les chiffres mentent

En juin 2020, le groupe allemand de paiement Wirecard a reconnu que près de 1,9 milliard d'euros censés figurer sur des comptes de fiducie en Asie n'existaient pas. L'entreprise, longtemps présentée comme un fleuron de la fintech européenne, a fait faillite quelques jours plus tard. Des journalistes et des vendeurs à découvert avaient depuis plusieurs années soulevé des doutes sur la réalité de certaines activités et sur la qualité des contrôles. La leçon pour l'analyste est double : la confrontation systématique du résultat avec les flux de trésorerie réels, la vérification des soldes auprès de tiers indépendants et l'analyse des parties liées sont indispensables ; et des outils d'analyse automatisée de documents, de graphes de relations et de textes de presse pourraient aider à repérer plus tôt de tels signaux, à condition que quelqu'un s'en serve et qu'on y prête attention.

Knight Capital : quarante-cinq minutes pour perdre une fortune

Le 1er août 2012, la société de courtage américaine Knight Capital a déployé une mise à jour de son système de trading. À la suite d'une erreur de déploiement, d'anciennes lignes de code se sont activées sur certains serveurs, envoyant en quelques dizaines de minutes un volume massif d'ordres non souhaités. La perte s'est élevée à environ 440 millions de dollars, et l'entreprise a dû être sauvée puis rachetée. L'épisode rappelle que le risque opérationnel des systèmes automatisés peut être existentiel : il faut des contrôles de déploiement, des limites de risque automatiques, des « coupe-circuits » et une capacité d'arrêt immédiat. Ces enseignements sont d'autant plus actuels que les systèmes d'IA sont mis à jour fréquemment.

Le crédit numérique en Afrique de l'Est : promesses et dérives

Au Kenya et dans d'autres pays de la région, le crédit numérique de petits montants a permis à des millions de personnes d'obtenir un prêt en quelques minutes à partir de leur téléphone, sans garantie ni dossier. Le scoring fondé sur les données mobiles a rendu cela possible. Mais l'expansion rapide, associée à des taux annualisés élevés et à des pratiques de recouvrement agressives dans certains cas, a conduit à des phénomènes de surendettement, à l'inscription massive d'emprunteurs auprès des bureaux de crédit pour de petites dettes et, finalement, à un encadrement réglementaire des prêteurs

numériques. La leçon : un modèle de scoring performant ne suffit pas à garantir un crédit responsable ; l'objectif de l'institution, la tarification, la transparence et la protection du client comptent autant que la précision statistique.

Un déploiement type dans une banque (cas illustratif)

Imaginons une banque régionale qui souhaite accélérer l'analyse des dossiers de crédit des PME. Elle commence par numériser et structurer les états financiers de ses clients grâce à un outil d'extraction, avec un contrôle de cohérence automatique et une validation humaine des cas douteux. Elle calcule ensuite automatiquement les ratios et les compare à ceux du secteur. Un modèle de scoring fondé sur les ratios, les flux bancaires et l'historique de paiement produit une probabilité de défaut, accompagnée d'une explication des principaux facteurs. Un assistant à base de modèle de langage rédige un projet de note de crédit, que l'analyste relit, complète avec sa connaissance du client et signe. Le comité de crédit statue. Résultat observé : des délais de traitement réduits de plusieurs jours à quelques heures, des analystes davantage mobilisés sur les dossiers complexes, mais aussi un investissement conséquent en gouvernance, en formation et en surveillance du modèle. Cet exemple est fictif, mais il illustre une trajectoire réaliste et prudente.

Ce que ces cas nous enseignent

Les crises et les succès rappellent trois principes. Premièrement, la technologie ne supprime pas le risque, elle le déplace : de l'erreur humaine vers l'erreur de modèle ou de déploiement. Deuxièmement, la qualité de l'analyse financière de base, lire les flux, comprendre la structure, douter des chiffres trop beaux, reste la meilleure défense. Troisièmement, la gouvernance, c'est-à-dire des responsabilités claires, des contrôles et des limites, détermine si l'IA crée de la valeur ou du risque.

Points clés : Wirecard illustre l'importance de la vérification des flux et des soldes ; Knight Capital montre le risque opérationnel des systèmes automatisés ; le crédit numérique exige un cadre de protection du client ; un déploiement réussi associe automatisation, contrôle et jugement humain.

Quatrième partie — Maîtriser les risques et construire l'avenir

CHAPITRE 18

Les risques de l'IA en finance

Une nouvelle famille de risques

L'intelligence artificielle apporte des gains importants, mais elle introduit une catégorie de risques qui s'ajoutent à ceux de la finance traditionnelle. Les identifier est la première condition pour les maîtriser. Le risque de modèle, c'est-à-dire le risque de décisions erronées dues à un modèle mal conçu, mal calibré ou mal utilisé, devient central.

Les principaux risques

Le risque de données : données erronées, biaisées, non représentatives, obsolètes ou obtenues illégalement. Le risque de surapprentissage et de dérive : un modèle performant hier peut se dégrader quand l'environnement change (crise, nouvelle réglementation, changement de comportement des clients). On parle de dérive des données ou de dérive du concept. Le risque d'opacité : l'incapacité à expliquer une décision à un client, à un auditeur ou à un régulateur. Le risque de biais et de discrimination. Le risque d'hallucination et d'erreur pour les modèles génératifs. Le risque de cybersécurité : attaques sur les modèles (empoisonnement des données d'entraînement, extraction de modèle, exemples adverses, injection de prompt). Le risque de concentration : dépendance à un petit nombre de fournisseurs de modèles, de nuages informatiques et de puces, avec des effets potentiellement systémiques. Le risque de comportement collectif : des modèles similaires qui réagissent de la même façon amplifient les mouvements de marché. Le risque de dépendance et de perte de compétences : à force de déléguer, les équipes oublient comment vérifier. Le risque de réputation et de conformité.

Le biais d'automatisation

Il existe un risque humain particulièrement discret : le biais d'automatisation, tendance à faire excessivement confiance aux recommandations d'un système automatisé, même quand elles sont fausses. Un analyste qui valide mécaniquement les sorties d'un modèle ne joue plus son rôle de contrôle. Les organisations doivent concevoir des processus qui maintiennent une vigilance réelle : exiger des justifications, faire des contrôles par échantillonnage, former à l'esprit critique.

Le risque systémique

À l'échelle du système financier, les superviseurs s'interrogent sur plusieurs scénarios : des modèles de crédit similaires qui restreignent simultanément l'offre de prêts ; des algorithmes de trading qui amplifient une chute de marché ; la défaillance d'un fournisseur d'IA critique qui paralyserait de nombreuses institutions ; la diffusion de fausses informations générées par IA, capables de déclencher des mouvements de panique, notamment des retraits de dépôts. Les institutions doivent évaluer ces risques dans leurs tests de résistance et leurs plans de continuité.

Gérer le risque de modèle

La gestion du risque de modèle repose sur un cadre éprouvé, formalisé dès 2011 par les autorités de supervision américaines dans des orientations devenues une référence internationale : développement rigoureux, validation indépendante, documentation complète, suivi de la performance, inventaire de tous les modèles, gouvernance claire et procédure en cas d'échec. Ce cadre doit être adapté aux spécificités de l'IA : modèles plus complexes, mis à jour plus souvent, parfois fournis par des tiers.

Les bonnes pratiques de contrôle

Parmi les pratiques recommandées : séparer les rôles de développement, de validation et d'utilisation ; tester les modèles sur des scénarios extrêmes ; mesurer la stabilité des résultats ; comparer à un modèle simple de référence ; surveiller en continu les indicateurs de performance et de dérive ; définir des seuils d'alerte et des procédures de mise hors service ; conserver une trace de chaque version et de chaque décision ; garder un plan de repli manuel.

Points clés : l'IA introduit des risques de données, de modèle, d'opacité, de biais, de cybersécurité, de concentration et de comportement collectif ; le biais d'automatisation est un danger humain ; un cadre de gestion du risque de modèle (développement, validation, suivi) reste la meilleure protection.

CHAPITRE 19

Régulation, éthique et gouvernance de l'IA

Un cadre en rapide évolution

Les régulateurs du monde entier travaillent à encadrer l'IA, avec des approches variées. L'Union européenne a adopté en 2024 un règlement sur l'intelligence artificielle, fondé sur une approche par les risques : certains usages sont interdits, d'autres, jugés à haut risque, sont soumis à des exigences strictes, d'autres encore à de simples obligations de transparence. Parmi les usages à haut risque figurent l'évaluation de la solvabilité des personnes physiques et la notation de crédit. Les exigences incluent la gestion des risques, la qualité et la représentativité des données, la documentation technique, la journalisation, la transparence, le contrôle humain, la robustesse et la cybersécurité. Le calendrier d'application est échelonné et a fait l'objet de discussions d'ajustement ; il convient de consulter les dates en vigueur.

Les autres textes pertinents

Le RGPD encadre le traitement des données personnelles et prévoit des garanties spécifiques pour les décisions fondées exclusivement sur un traitement automatisé, notamment un droit à une intervention humaine et à contester la décision. Le règlement DORA impose la résilience numérique et la gestion des prestataires technologiques critiques. Les directives et orientations bancaires encadrent l'octroi de crédit et la gestion des risques de modèle. Les règles de lutte contre le blanchiment imposent des obligations de vigilance, y compris lorsque les contrôles sont automatisés. Aux États-Unis, le cadre est plus fragmenté, avec des textes sectoriels, des orientations des superviseurs et des lois d'États. Au Royaume-Uni, en Asie et en Afrique, les approches vont de principes généraux à des cadres détaillés. Plusieurs pays africains ont adopté ou préparent des stratégies nationales d'IA et des lois sur la protection des données.

Les principes éthiques

Au-delà de la conformité, des principes largement partagés guident l'usage responsable de l'IA : équité et non-discrimination ; transparence et explicabilité ; responsabilité (une personne ou une institution doit toujours pouvoir être tenue pour responsable) ; respect de la vie privée ; robustesse et sécurité ; supervision humaine ; bénéfice pour la société. Dans la finance, où les décisions affectent l'accès au logement, à l'emploi ou à l'entrepreneuriat, ces principes ont une portée concrète.

Mettre en place une gouvernance

Une gouvernance efficace comprend plusieurs éléments : une stratégie claire sur les usages de l'IA ; un comité de pilotage associant direction, métiers, risques, juridique, conformité et informatique ; un inventaire des systèmes d'IA classés par niveau de risque ; des politiques d'usage pour les collaborateurs, notamment sur les outils génératifs publics ; des processus de validation avant mise en production ; des indicateurs de suivi ; des mécanismes de signalement des incidents ; et une formation adaptée à chaque niveau de l'organisation.

L'explicabilité en pratique

L'explicabilité n'a pas la même signification pour tous. Un régulateur veut comprendre la logique générale du modèle et ses limites. Un client veut savoir pourquoi sa demande a été refusée et ce qu'il peut faire pour améliorer sa situation. Un analyste veut comprendre ce qui motive une alerte pour l'examiner. Un développeur veut déboguer. Il faut donc concevoir des explications adaptées à chaque public, à un niveau de détail pertinent, sans noyer l'utilisateur dans la technique.

La question de la responsabilité

Quand une décision assistée par IA cause un préjudice, qui est responsable ? Le principe généralement retenu est que l'institution financière reste responsable envers ses clients, même si elle utilise un modèle fourni par un tiers. Elle doit donc contractualiser avec ses fournisseurs : accès à la documentation, droit d'audit, notification des changements, garanties de sécurité et de confidentialité, réversibilité.

Durabilité de l'IA

L'entraînement et l'utilisation de grands modèles consomment de l'énergie et de l'eau, et l'empreinte des centres de données est un sujet croissant. Les institutions engagées dans la finance durable ont intérêt à considérer l'impact de leurs usages d'IA, en choisissant des modèles adaptés à la tâche (un petit modèle suffit souvent) et en suivant leur consommation.

Points clés : le règlement européen classe le scoring de crédit parmi les usages à haut risque ; RGPD, DORA et règles bancaires s'appliquent aussi ; l'éthique (équité, transparence, responsabilité) complète la conformité ; la gouvernance suppose inventaire, comité, politiques, validation et formation.

CHAPITRE 20

Mettre en œuvre un projet d'IA en analyse financière

Partir du besoin, non de la technologie

L'échec d'un projet d'IA vient plus souvent d'un mauvais cadrage que d'un défaut technique. Il faut partir d'un problème métier précis : réduire de moitié le délai d'analyse des dossiers de crédit, diminuer les fausses alertes de fraude de 30 %, améliorer la précision des prévisions de trésorerie. Un indicateur de réussite mesurable permet de juger du résultat.

Les étapes d'un projet

Une démarche type comprend huit étapes. D'abord, définir le cas d'usage et la valeur attendue. Ensuite, évaluer la faisabilité : disponibilité et qualité des données, contraintes juridiques, compétences. Troisième étape : collecter, nettoyer et préparer les données. Quatrième étape : construire plusieurs modèles, en commençant par un modèle simple de référence. Cinquième étape : valider rigoureusement, y compris sur le plan de l'équité et de la robustesse. Sixième étape : déployer, en intégrant le modèle aux outils et aux processus des utilisateurs. Septième étape : surveiller la performance et la dérive. Huitième étape : améliorer en continu et, si nécessaire, retirer le modèle.

Commencer petit, apprendre vite

Une approche progressive limite les risques : démarrer par un projet pilote sur un périmètre restreint, en mode « assistant » où l'IA propose et l'humain décide, mesurer les gains et les erreurs, puis étendre. Les premiers cas d'usage à privilégier sont ceux où les erreurs sont peu coûteuses et où la valeur est visible : extraction de données, aide à la rédaction, tri d'alertes, prévision de trésorerie.

Construire, acheter ou s'associer

Une institution peut développer ses modèles en interne, acheter des solutions à des éditeurs ou combiner les deux. Construire offre du contrôle et de l'adaptation, mais demande des compétences rares. Acheter accélère le déploiement, mais crée une dépendance et pose des questions d'auditabilité. Dans tous les cas, il faut conserver une capacité interne de compréhension et de validation.

L'importance de l'intégration au métier

Un modèle performant mais mal intégré ne sera pas utilisé. Il faut impliquer les futurs utilisateurs dès la conception, concevoir des interfaces simples, expliquer les résultats, prévoir des mécanismes de retour d'expérience, et accompagner le changement : formation, communication, adaptation des processus et des objectifs. La confiance des utilisateurs se construit en montrant à la fois les forces et les limites du système.

Industrialisation : le MLOps

Pour passer du prototype à la production, on a recours à des pratiques appelées MLOps : versionnage des données et des modèles, pipelines automatisés d'entraînement et de test, déploiement contrôlé, surveillance, journalisation, retour en arrière rapide. Elles garantissent la reproductibilité et la traçabilité exigées en finance.

Mesurer la valeur

Le retour sur investissement se mesure en gains de temps, réduction de pertes, amélioration de la qualité des décisions, satisfaction des clients et des collaborateurs. Il faut tenir compte de tous les coûts : données, calcul, développement, validation, surveillance, formation, gestion du changement. Un projet apparemment très prometteur peut s'avérer peu rentable si ces coûts sont sous-estimés.

Les erreurs fréquentes

Parmi les erreurs classiques : vouloir utiliser l'IA partout sans cas d'usage clair ; négliger les données ; ignorer les utilisateurs ; sous-estimer la validation ; ne pas prévoir la maintenance ; promettre trop ; oublier la conformité ; confier l'ensemble à des prestataires sans montée en compétence interne.

Exemple de feuille de route sur dix-huit mois

Premier trimestre : état des lieux des données, choix de deux cas d'usage, mise en place d'une gouvernance minimale et d'une charte d'usage. Deuxième et troisième trimestres : pilotes d'extraction de données financières et d'assistance à la rédaction, formation des analystes. Quatrième trimestre : évaluation des résultats, décision de généralisation. Deuxième année : déploiement d'un modèle de scoring ou d'alerte précoce, validation indépendante, surveillance continue, extension à d'autres équipes.

Points clés : partir d'un besoin mesurable ; avancer par étapes avec des pilotes ; investir dans les données, l'intégration et la formation ; industrialiser avec le MLOps ; éviter les erreurs classiques de cadrage et de gouvernance.

CHAPITRE 21

L'analyste augmenté : métiers et compétences

Le métier d'analyste en mutation

L'analyste financier de demain ne sera pas remplacé par une machine, mais il sera profondément transformé. Les tâches de collecte, de saisie, de calcul de ratios et de rédaction standardisée sont largement automatisables. Les tâches qui requièrent de la contextualisation, de l'esprit critique, de l'interaction humaine et de l'arbitrage sous incertitude gardent leur valeur : rencontrer un dirigeant et sentir ses hésitations, comprendre la dynamique d'un secteur, évaluer la qualité d'un management, imaginer des scénarios inédits, assumer une recommandation.

Les compétences financières, toujours indispensables

Un modèle n'a pas de bon sens économique. Pour détecter qu'il se trompe, il faut maîtriser la comptabilité, la lecture des états financiers, les mécanismes de financement, la valorisation et la gestion des risques. Ceux qui comprennent le fonctionnement d'une entreprise sauront poser les bonnes questions à l'IA et repérer ses erreurs. Les fondamentaux des premiers chapitres de ce livre ne sont donc pas obsolètes : ils sont plus importants que jamais.

Les compétences en données et en IA

L'analyste augmenté n'a pas besoin d'être un chercheur en IA, mais il doit maîtriser plusieurs notions : lire et nettoyer des données ; utiliser un tableur avancé et, idéalement, un langage comme Python ou R ; comprendre les principaux modèles et leurs limites ; interpréter des métriques de performance ; savoir formuler des consignes claires à un modèle génératif (l'art de l'« ingénierie de requête ») ; repérer les biais ; connaître les principes de la protection des données. Un langage de requête de bases de données comme SQL est un atout supplémentaire.

Les compétences humaines

Esprit critique, curiosité, capacité à synthétiser et à communiquer, travail en équipe, éthique professionnelle, adaptabilité. Savoir expliquer simplement une conclusion complexe à un décideur ou un client devient un avantage différenciant, car l'information est abondante et la clarté rare.

Les nouveaux métiers

La transformation fait émerger de nouveaux rôles : data scientist financier, ingénieur en apprentissage automatique appliqué à la finance, validateur de modèles, responsable de la gouvernance de l'IA, spécialiste de l'éthique algorithmique, analyste de risque technologique, architecte de données, juriste spécialisé dans l'IA et la finance, ingénieur de requêtes et de flux d'agents, analyste de données on-chain. Les profils hybrides, à la fois financiers et techniques, sont particulièrement recherchés.

Se former tout au long de la vie

Les compétences évoluent plus vite que les diplômes. Un parcours d'apprentissage continu peut combiner des cours en ligne, des certifications professionnelles (analyste financier, gestionnaire de risques), des projets personnels, la participation à des communautés, la lecture régulière de publications de recherche et de superviseurs, et l'expérimentation des outils. Il est recommandé de consacrer régulièrement du temps à tester de nouveaux outils sur des données non sensibles.

Un plan de progression en quatre étapes

Étape un : consolider les bases (comptabilité, analyse financière, statistiques). Étape deux : apprendre à manipuler des données (tableur avancé, Python, SQL). Étape trois : comprendre les modèles d'apprentissage automatique et les expérimenter sur des jeux de données publics, par exemple prédire la défaillance d'entreprises ou classer des transactions. Étape quatre : apprendre à intégrer l'IA générative dans son travail, avec méthode, en vérifiant systématiquement les résultats et en respectant la confidentialité.

Opportunités pour l'Afrique

Pour les jeunes professionnels africains, la rencontre de la finance et de l'IA est une opportunité : fort potentiel de croissance du numérique, besoin de solutions locales (langues, circuits informels, données de mobile money), écosystèmes d'innovation en développement, possibilité d'accéder à des formations en ligne de qualité mondiale. Les institutions qui investissent dans la formation de leurs talents, la qualité des données locales et les infrastructures de calcul pourront transformer cette opportunité en avantage durable.

Points clés : l'IA automatise les tâches répétitives et valorise le jugement ; les bases financières restent indispensables ; l'analyste augmenté combine finance, données, éthique et communication ; la formation continue est la clé.

CHAPITRE 22

Perspectives 2030-2035

Ce qui semble acquis

Quelques tendances paraissent solides. L'automatisation de la collecte et du traitement de l'information financière sera généralisée : l'extraction de données et la rédaction de premiers jets seront devenues banales. Les assistants d'IA seront intégrés aux outils quotidiens de l'analyste, du tableur à la messagerie. Les données de flux en temps réel prendront une place croissante par rapport aux états financiers trimestriels ou annuels. La régulation se précisera et les exigences de documentation, d'explicabilité et de contrôle humain se renforceront.

Des états financiers en temps réel ?

Une évolution possible est le rapprochement entre l'analyse financière et la comptabilité en temps réel. Si les entreprises numérisent leurs processus, factures électroniques, paiements instantanés, systèmes de gestion intégrés, il devient envisageable de suivre leur performance quasi continuellement, avec des clôtures plus rapides et des contrôles automatisés. L'analyse financière deviendrait plus dynamique, moins tributaire d'un cycle annuel. Le défi sera la normalisation des données et la fiabilité des systèmes.

L'audit et le contrôle augmentés

Les auditeurs testeront de plus en plus la totalité des écritures plutôt que des échantillons, grâce à l'analyse automatisée. L'IA aidera à détecter les anomalies et à documenter les procédures. Le rôle de l'auditeur évoluera vers l'évaluation des contrôles de l'IA elle-même : il faudra auditer les algorithmes comme on audite les comptes.

Des agents financiers autonomes

Des agents capables d'exécuter des tâches complexes de bout en bout se développeront : préparer un dossier de crédit, surveiller un portefeuille, gérer la trésorerie d'une PME, négocier des conditions de paiement. Leur déploiement dépendra de la confiance, de la responsabilité juridique et des garde-fous mis en place. Les premières applications se concentreront probablement sur des tâches limitées, réversibles et à faible risque.

Finance personnalisée et inclusion

Pour les particuliers et petites entreprises, l'IA pourrait offrir des conseils personnalisés, jusque-là réservés aux clients fortunés : optimisation du budget, planification de la

retraite, gestion de la dette, conseil fiscal. Si elle est bien encadrée, elle peut contribuer à l'inclusion et à l'éducation financière. Mal encadrée, elle risque de pousser à la consommation de produits inadaptés ou d'exploiter les biais comportementaux.

Finance durable et IA

L'IA facilitera l'analyse des données extra-financières : empreinte carbone, risques climatiques physiques, pratiques sociales, gouvernance. Elle pourra aider à vérifier les engagements des entreprises et à détecter l'écoblanchiment, en croisant rapports, images satellitaires et données de capteurs. L'analyse financière intégrera de manière plus systématique les risques environnementaux et sociaux dans les prévisions de flux et les valorisations.

Les incertitudes majeures

Plusieurs inconnues subsistent : la vitesse des progrès techniques ; la capacité à fiabiliser les modèles génératifs ; l'évolution des cadres réglementaires et leur harmonisation ; la concentration du marché des modèles et des infrastructures ; les incidents majeurs qui pourraient marquer l'opinion et provoquer un durcissement ; la disponibilité de l'énergie et du calcul ; les tensions géopolitiques sur les technologies critiques. Dans ce contexte, la capacité d'adaptation sera plus précieuse que toute prédiction.

Trois scénarios

Un scénario d'adoption progressive et maîtrisée, où l'IA devient un outil standard, avec des gains de productivité notables et un cadre de contrôle solide. Un scénario d'accélération rapide, où des agents autonomes se déploient largement, transformant les métiers plus vite que les institutions ne s'adaptent, avec des tensions sur l'emploi et sur la stabilité. Un scénario de défiance, où un ou plusieurs incidents graves, fraude massive, erreur algorithmique, crise de confiance, conduisent à un durcissement réglementaire et à une adoption plus lente. La réalité sera sans doute un mélange.

Points clés : l'automatisation, les assistants intégrés et les flux temps réel sont des tendances solides ; l'audit, la personnalisation et la finance durable seront transformés ; des incertitudes techniques, réglementaires et géopolitiques demeurent ; l'adaptabilité vaut mieux que la prédiction.

Conclusion

Ce livre a suivi un fil conducteur : comprendre d'abord, automatiser ensuite. L'analyse financière est un édifice de méthodes éprouvées, qui permettent de lire la situation d'une entreprise, d'apprécier sa performance, sa structure, sa trésorerie, son risque et sa valeur. Ces méthodes ne perdent rien de leur pertinence à l'ère de l'intelligence artificielle ; elles en constituent au contraire le socle.

L'intelligence artificielle apporte une puissance nouvelle : lire en quelques secondes ce qui demandait des jours, détecter des régularités invisibles à l'œil nu, traiter la masse de données que produit la finance digitale, assister la rédaction, la décision et le contrôle. Elle élargit l'accès au crédit, renforce la détection de la fraude, personnalise les services. Mais elle apporte aussi des risques : biais, opacité, erreurs plausibles, dépendances, vulnérabilités, effets collectifs. Ces risques ne justifient pas le refus de l'innovation ; ils justifient une innovation responsable.

Trois convictions se dégagent. La première est que la qualité des données et la qualité du jugement valent plus que la sophistication des algorithmes. La deuxième est que la confiance, dans la finance comme ailleurs, se construit par la transparence, le contrôle et la responsabilité : un modèle que personne ne peut expliquer ni contester n'a pas sa place dans les décisions qui engagent la vie des personnes. La troisième est que l'avenir appartient aux professionnels capables d'allier la rigueur financière, la culture des données et la conscience éthique.

Pour le lecteur, la meilleure stratégie est de rester curieux et méthodique : réviser les fondamentaux, expérimenter les outils avec prudence, vérifier systématiquement les résultats, partager ses apprentissages et s'inscrire dans une démarche d'apprentissage continu. La finance et l'intelligence artificielle ne sont pas deux mondes qui s'opposent, mais deux langages qui, bien maîtrisés, se complètent pour mieux décider.

Exercices et mise en pratique

Les exercices suivants permettent de s'entraîner. Les corrigés partiels sont indiqués entre parenthèses.

- Exercice 1 : à partir du bilan et du compte de résultat de la société Alpha, calculez la marge d'EBITDA, le ROE, le ratio de liquidité générale, le ratio dette nette sur EBITDA et le BFR en jours de chiffre d'affaires. (15 % ; 15 % ; 1,75 ; 1,0 ; environ 36 jours.)
- Exercice 2 : décomposez le ROE d'Alpha selon la méthode de DuPont. Que se passerait-il si le levier financier passait de 2 à 3 avec une marge et une rotation inchangée ? (ROE de 22,5 %, mais risque accru.)
- Exercice 3 : un projet coûte 2 000 et rapporte 700 par an pendant cinq ans. Calculez la VAN avec un taux de 8 %. ($700 \times 3,993 - 2\,000$, soit environ 795.)
- Exercice 4 : dans le cas du DCF présenté au chapitre 7, calculez la valeur d'entreprise si le WACC passe à 11 % avec une croissance de 2 %. Quelle conclusion tirez-vous sur la sensibilité de la valorisation ?
- Exercice 5 : un modèle de détection de fraude annonce 99,5 % d'exactitude sur un jeu de données où la fraude représente 0,5 % des cas. Pourquoi cette performance peut-elle être trompeuse ? Quels indicateurs utiliseriez-vous ?
- Exercice 6 : proposez trois variables pertinentes pour prédire le défaut d'une petite entreprise à partir de ses flux bancaires, et expliquez pourquoi elles ont un sens économique.
- Exercice 7 : rédigez une politique d'usage d'un assistant génératif dans votre organisation : quelles données ne doivent jamais être saisies ? Quels contrôles sont obligatoires avant d'utiliser une sortie ?
- Exercice 8 : un modèle de scoring refuse davantage de demandes de crédit de femmes entrepreneures que d'hommes, à profil de risque comparable. Quelles analyses mèneriez-vous ? Quelles mesures proposeriez-vous ?
- Exercice 9 : choisissez deux sociétés d'un même secteur, collectez leurs états financiers des trois dernières années et comparez-les à l'aide d'un tableau de ratios. Quelles conclusions tirez-vous ? Quelles questions soulevez-vous ?
- Exercice 10 : identifiez dans votre activité une tâche répétitive qui pourrait être automatisée par l'IA. Décrivez les données nécessaires, les risques et les contrôles à mettre en place.

Questions de réflexion

- Dans quelle mesure l'automatisation de l'analyse financière peut-elle améliorer la qualité des décisions ? Dans quels cas risque-t-elle de la dégrader ?
- Un modèle de scoring très performant mais inexplicable doit-il être utilisé pour accorder des crédits ? Quels arbitrages faut-il faire ?
- Les données alternatives, comme l'historique de monnaie mobile, constituent-elles un progrès pour l'inclusion ou un risque pour la vie privée ?
- Qui doit être responsable lorsqu'une décision assistée par IA cause un préjudice : l'institution, le fournisseur du modèle, l'analyste qui a validé ?
- Peut-on faire confiance à un modèle de langage pour résumer un rapport annuel ? Quelles vérifications seraient indispensables ?
- Si de nombreux investisseurs utilisent les mêmes modèles d'IA, les marchés deviennent-ils plus efficaces ou plus fragiles ?
- Quelles compétences un analyste débutant doit-il développer en priorité pour être complémentaire de l'IA plutôt que concurrent ?
- Quels indicateurs un investisseur devrait-il examiner pour évaluer la solidité d'une fintech qui utilise l'IA pour accorder des crédits ?

Repères chronologiques

- **1494** : publication par Luca Pacioli d'un traité décrivant la comptabilité en partie double.
- **1952** : Harry Markowitz publie la théorie moderne du portefeuille.
- **1956** : conférence de Dartmouth, naissance officielle du terme « intelligence artificielle ».
- **1968** : Edward Altman propose le Z-score de prédiction de faillite.
- **1970** : Eugene Fama formalise l'hypothèse d'efficience des marchés.
- **1989** : introduction du score FICO aux États-Unis.
- **1997** : un ordinateur bat le champion du monde d'échecs, Garry Kasparov.
- **2007-2008** : crise financière mondiale ; renforcement des modèles de risque et de la supervision.
- **2010** : « flash crash » sur les marchés américains.
- **2012** : incident de Knight Capital ; essor de l'apprentissage profond.
- **2017** : publication de l'architecture « transformer ».
- **2018** : entrée en application du RGPD et de la directive DSP2.
- **2020** : faillite de Wirecard.
- **2022** : lancement public d'outils d'IA générative grand public.
- **2023** : présentation de modèles de langage spécialisés en finance ; essor de l'usage des assistants dans les banques.
- **2024** : adoption du règlement européen sur l'intelligence artificielle ; entrée en application de MiCA.
- **2025** : entrée en application de DORA ; mise en œuvre progressive des obligations du règlement européen sur l'IA.

Glossaire

- **Actualisation** : opération qui ramène des flux futurs à leur valeur présente à l'aide d'un taux.
- **AUC** : aire sous la courbe ROC, mesure de la capacité d'un modèle de classification à discriminer.
- **BFR** : besoin en fonds de roulement, décalage structurel entre encaissements et décaissements d'exploitation.
- **CAF** : capacité d'autofinancement, ressources générées par l'activité.
- **DCF** : méthode de valorisation fondée sur l'actualisation des flux de trésorerie disponibles.
- **DuPont** : décomposition du ROE en marge, rotation et levier.
- **EBITDA / EBE** : résultat avant intérêts, impôts, dépréciations et amortissements.
- **Explicabilité** : capacité à expliquer comment et pourquoi un modèle produit un résultat.
- **Free cash-flow** : trésorerie disponible après investissements d'exploitation.
- **Hallucination** : affirmation fausse produite avec assurance par un modèle génératif.
- **IFRS 9** : norme comptable sur les instruments financiers imposant le provisionnement des pertes attendues.
- **LLM** : grand modèle de langage.
- **Machine learning** : apprentissage automatique, techniques où le modèle apprend à partir de données.
- **MLOps** : pratiques d'industrialisation et de supervision des modèles d'apprentissage automatique.
- **On-chain** : relatif aux données enregistrées directement sur une blockchain.
- **PD, EAD, LGD** : probabilité de défaut, exposition en cas de défaut et perte en cas de défaut.
- **RAG** : génération augmentée par la recherche, technique reliant un modèle à une base de documents de confiance.
- **ROE / ROA / ROCE** : rentabilité des capitaux propres, de l'actif, des capitaux investis.
- **SHAP / LIME** : méthodes d'explication des prédictions de modèles complexes.
- **Surapprentissage** : situation où un modèle mémorise ses données d'entraînement et généralise mal.

- **SYSCOHADA** : système comptable de l'espace OHADA.
- **VAN / TRI** : valeur actuelle nette et taux de rentabilité interne d'un projet.
- **WACC / CMPC** : coût moyen pondéré du capital.
- **Z-score** : score de prédiction de défaillance combinant plusieurs ratios.

Pour aller plus loin

Cette sélection est volontairement généraliste. Les textes réglementaires et les technologies évoluant vite, il est recommandé de consulter les sources officielles les plus récentes.

- Aswath Damodaran, « Investment Valuation » et ses ressources en ligne sur la valorisation.
- Jonathan Berk et Peter DeMarzo, « Finance d'entreprise » (manuel de référence en finance de l'entreprise).
- Pascal Barneto et Georges Gregorio, « Finance » (manuel en français d'analyse et de finance d'entreprise).
- Marc Marchand et autres manuels d'analyse financière publiés en France et en zone OHADA ; textes officiels sur le SYSCOHADA révisé.
- Marcos López de Prado, « Advances in Financial Machine Learning ».
- Trevor Hastie, Robert Tibshirani et Jerome Friedman, « The Elements of Statistical Learning ».
- Aurélien Géron, « Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras and TensorFlow ».
- Cathy O'Neil, « Algorithmes, la bombe à retardement ».
- Banque des règlements internationaux, Conseil de stabilité financière et Autorité bancaire européenne : travaux sur l'IA et le machine learning en finance.
- Règlement (UE) 2024/1689 sur l'intelligence artificielle et règlement (UE) 2016/679 (RGPD), Journal officiel de l'Union européenne.
- Banque mondiale, Global Findex Database ; GSMA, rapports sur le mobile money.
- Norme IFRS 9, « Instruments financiers », IFRS Foundation.