

L'analyse financière 2.0

Inès Mechoucha

Marc Marschall

Université Paris Dauphine

Master ingénierie économique et financière (272)

Directeur de thèse : Olivier Maëder

Problématique : L'analyse financière pourrait-elle être améliorée si dénuée de toute ou une partie de l'implication humaine ?

Juin 2018

Page blanche

Nous attestons avoir pris connaissance du contenu de l'engagement de « non-plagiat » et déclarons nous y conformer dans le cadre de la rédaction de ce mémoire. Nous déclarons sur l'honneur que le contenu du présent mémoire est original et reflète notre travail personnel. Nous attestons que les citations sont correctement signalées et que les sources de tous les emprunts ponctuels à d'autres auteur-e-s, textuels ou non textuels, sont mentionnées.

Inès Mechoucha

Marc Marschall

Remerciements

Olivier Maëder

Nous tenons à remercier notre tuteur de mémoire, Olivier Maëder, pour la bienveillance et l'intérêt sincère avec lequel il a encadré notre mémoire. Nous le remercions pour les précieux conseils qu'il nous a apporté et l'avis critique qu'il a pu porter sur nos travaux sans jamais chercher à réorienter nos idées.

François-Xavier Oliveau

Nous remercions François-Xavier Oliveau pour son temps et sa pleine disponibilité. Nous le remercions plus particulièrement d'avoir suivi avec bienveillance et intérêt l'élaboration de notre mémoire.

Conclusion sur la partie 1 : Revue de la littérature

En accord avec la littérature, et la mise en avant des résultats de leurs études et des applications réalisées en analyse financière (*Illustration 1.2.*), nous avons constaté que progressivement depuis 1990 les systèmes d'intelligence artificielle, tous confondus, ont continué d'être développé au profit de l'analyse financière. Appliqués dans ces domaines (comptabilité, audit, prévisions macroéconomiques et financières, etc.), les systèmes d'intelligence artificielle présentent généralement des résultats plus précis ou au mieux identiques aux techniques traditionnelles et manuelles utilisées par les analystes. Néanmoins chacune des limites de ces systèmes doivent être rappelées avant d'établir des préconisations quant à leur application en analyse financière :

(i) Les systèmes experts (ES) sont inapplicables face à un environnement incertain et des inputs erronés, or dans un ES les inputs sont intégrés par l'utilisateur :

- la première question qui se pose ici est alors de savoir si : *au final les erreurs du système ne sont-elles pas imputables à l'Homme qui a entré d'incorrectes données ?* (Question traitée en 1.3.)
- la seconde question : *n'est-il pas possible de remédier à cette insuffisance de données ?* (Question traitée en 1.3.)

(ii) Les réseaux de neurones artificiels (ANS) sont totalement opaques, il est impossible tant pour l'utilisateur que pour les concepteurs d'expliquer le fonctionnement de ces algorithmes d'apprentissage (« machines learning ») :

- on peut alors se demander si : *l'inaccessibilité des réseaux neuronaux (ANN ou ANS), connu sous l'effet « boîte noire », va-t-elle être un frein à son développement et à son utilisation en analyse financière ?* (Question traitée en 1.3.)

(iii) Concernant la limite des systèmes hybrides - à savoir la difficulté de réaliser la bonne intégration - nous avons vu que la recherche et la multiplication des applications tests en analyse financière permettent progressivement de développer des modèles de plus en plus robustes et efficaces.

Enfin une question existentielle découle de cette revue de littérature : si les systèmes de réseaux neuronaux permettent d'imiter le jugement de l'Homme et même de surperformer son analyse, nous pouvons nous interroger sur l'avenir de l'analyste financier, **et nous demander quelle place reste-t-il pour l'humain face à la « machine learning » ?** (Question traitée en 3.)

L'étude de cette question nous contraint de discuter au préalable d'une autre question. **Nous devons en effet nous intéresser à la place de la conviction personnelle dans l'analyse financière, car si l'intuition et le sentiment personnel ont une place primordiale et majeure dans l'analyse financière, la substitution de l'Homme par la Machine dans ce domaine risque de rencontrer d'importantes limites.** (Question traitée en 2.)

Conclusion sur la partie 2 : L'Analyse Financière : biaisée ou corrigée par le jugement de l'Humain ?

Afin de répondre à la problématique émergée suite à l'étude de la littérature concernant la place du jugement personnel dans l'analyse financière, nous avons décomposé le processus d'évaluation d'une entreprise afin de déterminer à quel moment et dans quelle mesure se manifeste cette intervention subjective.

Nous nous sommes en premier lieu interrogés sur le lien qu'il existe entre le jugement personnel et l'analyse financière. Il en ressort que : afin de réaliser son évaluation, l'analyste financier dispose de divers moyens (données, informations, etc.) et outils (modèles financiers, méthodologies, etc.) afin de valoriser l'entreprise étudiée. Le « jugement personnel » de l'analyste intervient lorsque le choix d'utiliser ou non certains moyens (privilégier telle ou telle méthode d'évaluation par exemple : DCF, Multiple, Patrimoniale, etc.) et outils, mais aussi dans la manière d'utiliser ces mêmes moyens et outils. (Ce dernier point a constitué le cœur du développement de la partie 2.2).

Une question subsidiaire a été de savoir comment définir « un bon analyste financier » ? Intuitivement, un « bon » analyste financier est un individu remplissant strictement ses missions. Or celles-ci consistent aussi bien en la compréhension présente et passée de l'entreprise étudiée, d'une « juste » valorisation de l'entreprise, mais aussi en l'élaboration de prévisions futures, par définition incertaines.

Ainsi, un « bon » analyste financier serait un individu minimisant cette composante incertaine grâce à ses expertises composées à la fois de ses connaissances empruntées à diverses disciplines, mais aussi de son « jugement personnel ». Ce trait, caractéristique donc discriminant de l'analyste, répond à l'incertitude innée de ses missions. De plus, un analyste financier ne peut être désigné comme « bon » que de manière ex post étant donné la nature prédictive de sa mission.

La décomposition du processus de l'analyse financière nous a ainsi permis de répondre affirmativement à l'interrogation émergée après l'étude de la littérature : **le jugement et les démarches et initiatives de l'analyste ont un rôle primordial dans l'évaluation d'une entreprise.**

Néanmoins, avant de décomposer le processus d'évaluation financière nous nous sommes intéressés à la psychologie de l'analyste afin de comprendre comment et pourquoi son implication personnelle nous a amené à ce débat et notamment à remettre en question son rôle. Cette étude nous a permis d'identifier de nombreux biais comportementaux et cognitifs venant biaiser et altérer l'appréciation de l'analyste.

C'est ici que le Big Data et l'Intelligence Artificielle doivent être envisagées, car avec l'abondance des données et l'identifications des tendances de consommation qu'ils permettent et la capture d'avis via le langage naturel (positif ou non sur une entreprise, ou sur un produit par exemple) permettent de réduire les biais de comportementaux et cognitifs en remplaçant l'analyste à certaines fonctions :

- collecte des données
- traitement des données et établissement d'une base de données utilisables (correction des biais d'omissions, des erreurs de mesure, etc.)
- analyse des données

Néanmoins si **l'Homme a besoin de la Machine pour corriger ses failles et répondre à ses incapacités, la Machine a besoin de l'Homme pour corriger ses orientations** car :

- le Big Data ne peut pas tout couvrir : les données privées intra-entreprises sont souvent difficiles à collecter (par exemple des conflits internes à l'origine d'une gestion incongrue ; ou le rachat futur d'un concurrent ou encore le lancement d'un nouveau produit dont aucun élément n'est publiquement communiqué). Dans ces cas de figure seul l'Humain, son relationnel et son réseau seront à même de lui offrir ces informations
- les systèmes d'intelligence artificielle appliqués à l'analyse financière autonome n'existent pas aujourd'hui, c'est donc à l'Homme de réunir les systèmes nécessaires à son évaluation et de développer ces derniers en fonction de ses besoins

L'analyse financière est ainsi à la fois biaisée par le jugement personnel et en même temps corrigé par celui-ci sur d'autres points (on observera notamment qu'à court terme l'Homme obtient de meilleurs résultats que les méthodes d'évaluation statistiques).

Cette seconde partie nous a ainsi permis d'identifier comment l'Homme et la Machine doivent être envisagés ensemble afin d'appréhender au mieux la mutation de l'analyse financière face au développement de l'Intelligence Artificielle (Question traitée sous forme d'études de cas dans la partie 3.).

Conclusion sur la partie 3 (Etude de cas) : Humain vs. Machine dans l'analyse financière

Après avoir étudié comment fonctionnent les systèmes d'intelligence artificielles, et les prémices de leur application en finance, nous nous sommes intéressés au comportement de l'analyste en décomposant chacune des étapes qu'il réalise lorsqu'il cherche à évaluer une entreprise afin d'identifier comment et pourquoi il peut être, en termes de prévisions, aussi proche de la réalité sur certains points et comment il pouvait être si loin sur d'autres. Nous avons alors confronté l'évaluation d'entreprise réalisée par l'analyste "humain" (Partie 2) à l'évaluation d'entreprise qui est, ou qui pourrait être, aujourd'hui réalisée par la Machine dans cette partie.

L'objectif de la troisième partie a ainsi été de chercher à recomposer notre évaluation financière à l'aide de systèmes d'intelligences artificielles. Cette démarche nous a ainsi permis de :

- mesurer l'évolution des systèmes d'Intelligence Artificielle au service de l'analyse financière (qu'est-ce qui existe de nouveau aujourd'hui par rapport aux papiers écrits il y a plusieurs décennies) : **la multiplication des systèmes d'ANS destinés aux métiers de la finance ces deux dernières années, l'accroissement des investissements en R&D ainsi que les forums et conférences sur le sujet confirment la mutation qui s'est engagée en analyse financière face au développement de l'Intelligence Artificielle**
- identifier dans quelle mesure les systèmes proposés permettraient d'éliminer certains des biais comportementaux et répondre aux limites cognitives de l'analyste : **la Machine Learning doit être aujourd'hui utilisée dans un souci d'objectivité.** Cognitivement, une totale objectivité face à certaines situations reste impossible pour l'Homme, c'est donc sur ces points que nous devons chercher à utiliser et développer des systèmes intelligents : la Machine, qui peut traiter des quantités massives d'informations et non biaisées par la perception subjective de l'Homme, va être capable d'apporter de meilleurs résultats en terme de justesse que l'analyste (car pas d'erreurs de mesure, omissions ou biais comportementaux : influences, intuition faussée, etc.)
- établir des préconisations quant aux besoins de l'analyste (identifiés Partie 2.) quand les outils proposés ne permettent pas de répondre indépendamment à nos besoins, mais qui combinés ou dotés de fonctions supplémentaires permettraient de dédoubler leur apport et ainsi se substituer à l'intervention humaine

Cette étude dans laquelle nous avons cherché à appliquer nos méthodes d'évaluations financières "classiques" à la Machine nous a permis :

- de conclure positivement à la question : *L'ANN peut-il prévoir des éléments qui tiennent de l'intuition ?* Les systèmes d'ANNs développés par QuantCube auxquels nous nous sommes intéressés dans cette étude de cas, nous a prouvé comment à partir d'extraction massive de données **il était possible à la machine de répliquer les sentiments et les comportements humains** (exemple de l'élection présidentielle américaine et de l'activité hôtelière, Partie 3.4.). Élément non négligeable, puisque nous avons vu lors de l'étude du comportement de l'analyste, comment ce dernier oriente consciemment ou non son analyse compte de tenu de son intuition (rendre l'étude prospective autonome permettra ainsi de se détacher de cette subjectivité et de ces idées parfois infondées)
- de confirmer nos hypothèses quant aux limites du déploiement de l'intelligence artificielle en analyse financière. Malgré l'ensemble de nos études et les différentes approches envisagées, nous n'avons pas été capables sur un point précis de trouver de substituable à l'Homme : la Machine sans interaction directe avec l'entreprise, sans contact humain n'est pas à même d'extraire et d'intégrer des éléments qui relèvent du domaine privée de l'entreprise (identification d'homme clé susceptible d'impacter fortement la valorisation d'une entreprise en cas de départ, conflits internes, projets d'investissements et d'acquisitions, etc.)

INTRODUCTION	13
---------------------	-----------

MÉTHODE DE TRAVAIL :	14
-----------------------------	-----------

1. REVUE DE LA LITTÉRATURE	15
-----------------------------------	-----------

1.1. LES PRINCIPAUX TYPES D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE UTILISÉS EN ANALYSE FINANCIÈRE : DÉFINITION, IMPACTS ET LIMITES	15
--	-----------

LES SYSTÈMES EXPERTS (ES)	15
---------------------------	----

LES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (ANS OU ANNs)	18
---	----

LES SYSTÈMES HYBRIDES (HYBRID INTELLIGENT SYSTEMS, HIS)	19
---	----

1.2. L'APPLICATION DE PROCÉDÉS EMPIRIQUES DANS L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE AU SERVICE DE LA FINANCE : FINEVA	21
---	-----------

LE DOUBLE SUPPORT STATISTIQUE DU SYSTÈME	21
--	----

LE PROCESSUS D'ÉVALUATION	22
---------------------------	----

1.3. APPLICATION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE À L'ANALYSE FINANCIÈRE : QUELS ENJEUX FACE AU DÉVELOPPEMENT DU BIG DATA?	25
---	-----------

RENFORCER LES SYSTÈMES EXPERTS ET ÉTENDRE LEUR APPLICATION EN ANALYSE FINANCIÈRE	25
--	----

AMÉLIORER L'ALGORITHME D'APPRENTISSAGE	26
--	----

FAIRE ÉVOLUER LES PRATIQUES D'INVESTISSEMENT	27
--	----

2. L'ANALYSE FINANCIÈRE : BIAISÉE OU CORRIGÉE PAR LE JUGEMENT DE L'HUMAIN ?	30
--	-----------

2.1. LA PSYCHOLOGIE DE L'ANALYSTE : LES BIAIS DU COMPORTEMENT HUMAIN	30
---	-----------

MISE EN PERSPECTIVE DES BIAIS DU COMPORTEMENT	31
---	----

COMPRENDRE « THE OPTIMISTIC BIAIS » À L'AIDE DE STATISTIQUES	34
--	----

2.2. LA PLACE DU JUGEMENT PERSONNEL DANS LE PROCESSUS D'ÉVALUATION	35
---	-----------

ANALYSE STRUCTURELLE DE L'ENTREPRISE	35
--------------------------------------	----

ÉTUDE EXTERNE DE L'ENTREPRISE	38
-------------------------------	----

ÉTUDE FINANCIÈRE DE L'ENTREPRISE	40
----------------------------------	----

ÉTUDE PROSPECTIVE	41
-------------------	----

POINT SUR L'EXTRACTION DE SIGNAUX FAIBLES DANS UNE MASSE D'INFORMATIONS	43
---	----

2.3. LE BIG DATA : OUTIL OU ENTRAVE POUR LE JUGEMENT DE L'ANALYSTE FINANCIER ?	44
---	-----------

LE BIG DATA RÉPLICATEUR DES SENTIMENTS ET IMITATEURS DES COMPORTEMENTS HUMAINS	44
--	----

BIG DATA : LE RISQUE DE L'ILLUSION DE LA CONNAISSANCE	46
---	----

LIMITE AU TRAITEMENT DES DONNÉES BIG DATA ET LE RISQUE DE MODÈLE	48
--	----

3. ETUDE DE CAS : HUMAIN VS MACHINE DANS L'ANALYSE FINANCIÈRE	50
3.1. L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET L'ANALYSE STRUCTURELLE DE L'ENTREPRISE	50
ALLOCS RECONCILI8 : RÉCONCILIATION BANCAIRE AUTONOME ET AUTOMATISÉE	50
LA MAINTENANCE PRÉDICTIVE AUGMENTÉE PAR L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	52
3.2. L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET L'ÉTUDE EXTERNE DE L'ENTREPRISE	53
ESTIMATION DE LA DEMANDE CLIENT : L'EXEMPLE D'ENQUÊTE DE MARCHÉ PAR « CROWD-STORMING »	53
3.3. L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET L'ÉTUDE FINANCIÈRE DE L'ENTREPRISE	55
ESTIMEO, SYSTÈME DE NOTATION FINANCIÈRE AUTOMATIQUE DE START-UP	55
3.4. L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET L'ÉTUDE PROSPECTIVE	56
ALLOCS FORECAST : LA PRÉVISION ET LA GESTION DES CASH FLOWS	56
LES MATIÈRES PREMIÈRES ET LE « PRICE PREDICTION »	57
QUANTCUBE ET L'APPRÉCIATION DU SOFTMETRICS	59
QUANTCUBE : L'ESTIMATION DU RISQUE POLITIQUE	60
LA PRÉDICTION D'ACTIVITÉ DANS UN SECTEUR ÉCONOMIQUE : LE TOURISME	61
3.5. L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE FACE AUX SIGNAUX FAIBLES : LA PRINCIPALE LIMITE AU DÉPLOIEMENT DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE EN ANALYSE FINANCIÈRE	64
CONCLUSION	65
ANNEXES	67
SOURCES	74

Introduction

« It is important to distinguish between “automation” or “intelligent automation” and use of Artificial Intelligence and machine learning. This is a distinction that goes back to the use of algorithms to spread out orders in the 1990s. Most of those rule - based algorithms are not considered machine learning algorithms by the financial community, in contrast to the types of algorithms used today that do ‘learn’ from financial data, news and other data sources »¹

Le secteur financier a toujours été propice à l’exploitation des nouvelles technologies, que ce soit celles de communication, de gestion ou d’analyse. L’application de celles-ci suit aussi bien des motivations de rationalisation budgétaire ou d’automatisation de tâches répétitives, mais aussi progressivement des activités plus complexes et intellectuelles, voire des activités nouvelles liées à des ressources nouvelles comme le « Big Data ».

Ce papier va en particulier développer le point de l’intégration de systèmes d’Intelligence Artificielle au sein du métier d’analyste financier. Il convient alors d’étudier le métier d’analyste financier, d’en discerner ses différentes activités et de comprendre ses objectifs, ses besoins et ses limites. Nous confrontons aux tâches entreprises par l’analyste les outils et méthodes qu’il met en œuvre. Suite à cela, nous établissons un état de l’art critique des solutions d’intelligence artificielle qui peuvent répondre à certains besoins du métier étudié.

La démarche d’étude a consisté à considérer l’analyste financier en tant qu’individu, puis en tant que métier, puis à aborder les systèmes d’intelligence artificielle selon les besoins et lacunes de l’analyse financière “traditionnelle”. Enfin, compte tenu du facteur novateur et récent lié à l’intelligence artificielle et les technologies connexes, nous effectuerons une étude prospective des solutions existantes ayant peut-être vocation à être plus largement déployées.

¹ Artificial Intelligence and machine learning in financial services : Market developments and financial stability implications, Financial Stability Board, 1^{er} Novembre 2017.

Méthode de travail :

Revue de la littérature : papiers de recherche pré et post 2000, actualité financière, articles de revue scientifique et financière ; étude d'algorithmes et des méthodes statistiques employées dans les systèmes d'intelligences artificielles

Entretien avec des professionnels : afin d'identifier les principaux besoins des analystes financiers, les activités et étapes du processus sur lesquelles ils étaient amenés à se concentrer davantage et mesurer leurs appréhensions ou leurs attentes quant au déploiement des systèmes d'intelligence artificielle ; entretiens avec des développeurs de systèmes intelligents destinés au secteur financier

- Thanh-Long Huynh, Chief Executive Officer, QuantCube Technology
- François-Xavier Oliveau, Performance Portfolio Group, Principal @ PAI Partners
- Les équipes d'investissements et du département Finance de PAI Partners
- Hervé de Mones, enseignant en analyse financière à l'Université Paris Dauphine, membre de la SFEV Société Française des Evaluateurs et conseiller en fusions acquisition
- Christophe Naillot, Chief Financial Officer, Group Acrelec
- Gilles Moyse, co-founder/CEO, Recital

Réalisation de l'évaluation d'entreprise Acrelec Group : afin de nous confronter aux difficultés des analystes et de saisir dans quelle mesure nous devons nous investir personnellement, en 3 étapes :

- 1. Valorisation avec uniquement les documents comptables et financiers**, dont les rapports des commissaires aux comptes des années 2014, 2015 et 2016
- 2. Evaluation complétée suite à un entretien avec le CFO**, Christophe Naillot, et une visite du siège social à Saint Thibault des Vignes (77)
- 3. Recherche de systèmes intelligents** pouvant se substituer à chacune de nos démarches

1. Revue de la littérature

La comptabilité a été le premier métier du secteur financier à avoir appliqué les Technologies de l'Information et de la Communication (TIC). Ces nouveaux outils prêts à l'emploi, principalement des packs de modèles financiers basés sur les principes de comptabilité, se sont rapidement prouvés efficaces dans l'analyse comptable (Carr, 1985 ; Clark & Cooper, 1985). Nous sommes ainsi partis des prémices de son application dans l'analyse financière afin notamment d'étudier comment les processus d'analyse financière sont améliorés avec ces nouveaux outils en identifiant leur fonctionnement et leurs principaux impacts, et également afin de mesurer son évolution en se basant sur une littérature pré- et post-2000 (Hawley et al., 1990² ; Bahrammirzaee, 2010³ ; Omoteso, 2012⁴).

1.1. Les principaux types d'intelligence artificielle utilisés en analyse financière : définition, impacts et limites

Les systèmes experts (ES)

Système Expert (ES)

Un système expert est un programme informatique qui simule le processus du raisonnement déductif d'un humain expert dans un environnement de décision spécifique. Ce système requiert : (i) une interface utilisateur, qui permet à l'ES d'obtenir l'information au sujet de l'actuel environnement de décision, (ii) une base de connaissance composée des faits et de l'heuristique obtenus à partir de l'expertise de l'humain et (iii) un ensemble de règles qui contrôlent l'application des connaissances à l'environnement étudié. Le système est programmé pour déduire la solution la plus exacte, étant donné les paramètres du problème.

(D.Hawley, D.Johnson & Raina)

Arnold, Colliern Leech et Sutton (2004) ont défini les ES comme des « software-intensive systems » qui combinent l'expertise d'un ou plusieurs experts dans un périmètre de décision donné dans le but de fournir une recommandation spécifique à un ensemble de problèmes.

² D.Hawley, D.Johnson & Raina : Artificial Neural Systems : A New Tool for Financial Decision-Making, *Financial Analysts Journal*, Novembre-Décembre 1990

³ Arash Bahrammirzaee : A comparative survey of artificial intelligence applications in finance : artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems, *Neural Comput & Applic* (2010) 19:1165–1195

⁴ Kamil Omoteso : The application of artificial intelligence in auditing : Looking back to the future, *Expert systems with Applications*, 39, (2010), 8490-8495

Le modèle matriciel de Baldwin-Morgan et Stone a permis d'identifier une partie des impacts des systèmes experts dans la comptabilité et l'audit.

Schéma 1 : Matrice des impacts de l'ES⁵

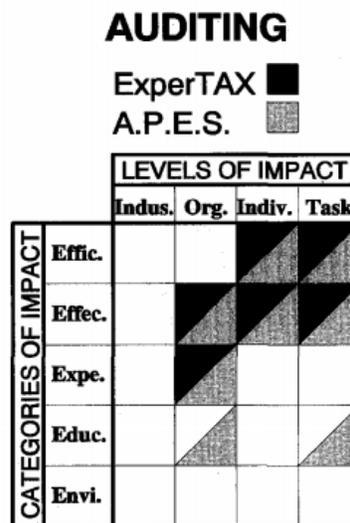
		LEVELS OF IMPACT			
		Industry	Organization	Individual	Task
CATEGORIES OF IMPACT	Efficiency	Industry productivity	Organizational productivity Decision distribution	Individual productivity	Personnel productivity Task unit characteristics
	Effectiveness		Product quality Customer satisfaction	Individual Effectiveness	Task quality Consistency Completeness
	Expertise		Distribution	Inhibition v. Expansion	Preservation Documentation Insight Complexity
	Education	Continuing Professional Education	In-house training	Educational Preparation	Task training Learning curve
	Environment	Competition Litigation De-humanization Prestige Ethics	Business risk Capital Prestige Litigation Employees Billing	Litigation Employment Ethics	Task related risk Task Process

Baldwin-Morgan et Stone ont ainsi appliqué leur modèle matriciel à l'analyse financière afin d'identifier les impacts des ES utilisés en comptabilité sur l'audit, via l'étude de deux systèmes (ExperTAX et A.P.E.S.) :

⁵ A. A. Baldwin-Morgan and M. F. Stone : A Matrix Model of Expert Systems Impacts, Expert Systems With Applications, Vol. 9, No. 4, pp. 599---608, 1995

- ExperTAX a ainsi positivement impacté l'efficacité individuelle, la qualité des travaux est plus uniforme (Yamasaki & Manoochehri, 1991), on constate aussi une augmentation dans la complétude et la précision des données ainsi qu'une amélioration de la productivité (Trewin, 1994)
- L'Audit Planning Expert System (A.P.E.S.) a notamment permis de réduire le temps de réalisation des différentes tâches, en particulier pour les utilisateurs inexpérimentés, il assure également la cohérence entre les audits ; ce système en plus d'augmenter le niveau d'expertise des équipes est aussi utilisé comme un outil d'entraînement (Baldwin-Morgan, 1993)

Schéma 2 : Mise en évidence de l'impact des ES⁶



L'utilisateur est ainsi assisté dans sa prise de décision qui est meilleure avec un ES que sans⁷. Les ES ont ainsi été déployés dans les départements financiers afin d'assister l'analyste dans le calcul et l'analyse de ratios financiers (*Illustration : Partie 1.2.*). Un système expert est en définitif une combinaison entre un système et un processus **conçus pour imiter le jugement des experts dans un environnement de décision structuré.**

La définition des systèmes experts (ES) en expose ainsi les limites. La littérature s'accorde à dire que les systèmes experts sont utiles et utilisables uniquement pour des relations linéaires. En imitant le raisonnement de l'expert à partir d'éléments donnés et inflexibles, l'ES n'est pas en

⁶ A. A. Baldwin-Morgan and M. F. Stone : A Matrix Model of Expert Systems Impacts, Expert Systems With Applications, Vol. 9, No. 4, pp. 599---608, 1995

⁷ Résultats des comparaisons entre méthodes traditionnelles et ES : A comparative survey of artificial intelligence applications in finance : artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems, 2010, de Arash Bahrammirzaee

mesure de fournir les éléments qui découlent de **l'intuition et souvent nécessaires à l'analyse de l'expert financier**.

Les ES ne sont applicables que pour des problèmes récurrents et statiques (Hawley et al.) et cela en constitue sa principale limite. La vitesse de circulation de l'information et l'environnement mouvant auquel font face les entreprises aujourd'hui rendent ce type de systèmes parfois obsolètes et inapplicables à de nombreuses situations que rencontrent les analystes aujourd'hui.

Les réseaux de neurones artificiels (ANS ou ANNs)

Les réseaux de neurones artificiels (ANS ou ANNs)

Les réseaux de neurones artificiels sont des programmes informatiques qui simulent le système neuronal humain qui permet l'apprentissage et l'intuition. Le système n'est pas préprogrammé, par aucune règle ou structure préexistante. Il apprend en réalité via l'expérience, l'essai et l'erreur. L'ANS requiert une procédure d'entraînement dans laquelle il est de façon répétée exposé à des ensembles d'information d'entrée et de sortie. C'est sur cette base que le système se forme et "apprend" la nature des relations entre les inputs et les outputs.

(D.Hawley, D.Johnson & Raina)

Kamil Omoteso (2012) définit le réseau neuronal comme une forme d'intelligence artificielle qui tente de mimer le cerveau et l'intelligence humaine. Ils sont ainsi utiles pour faire des prédictions basées sur de larges bases de données d'événements passés et de tendances. On comprend ainsi comment l'ANN peut être appliqué à l'analyse financière : comme en audit, les évaluations et prédictions sont basées sur des enregistrements comptables et des tendances passées. Ce processus peut ainsi être identiquement répliqué par une intelligence artificielle fonctionnant sous le même principe : appliquer l'ANN pour l'évaluation de tendances et de scénarios en vue de réaliser des évaluations d'audit (Omoteso, 2012).

Les systèmes ANN ont été vus comme une première avancée dans l'intelligence artificielle appliquée à la finance, car à la différence des systèmes ES qui ne permettent que des prescriptions (Omoteso, 2012), l'ANN permet **d'établir des prévisions et de travailler avec l'incertain**. En opposition aux ES qui nécessitent un environnement inflexible, les systèmes neuronaux (ANNs) sont capables - comme l'expert financier - d'apprendre de l'expérience et sont à même de poursuivre leur apprentissage dans un environnement qui évolue (Hawley et al., 1990).

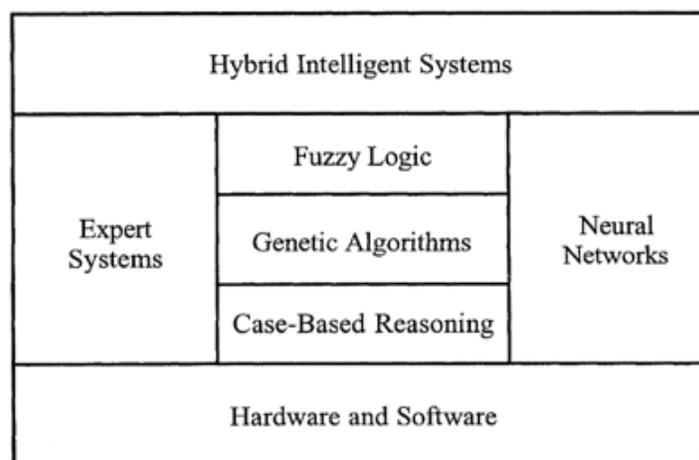
En plus de répliquer le fonctionnement du cerveau humain, l'application des ANN dans l'analyse financière permettent dans certains cas de faire mieux et **de dépasser l'intelligence humaine**. L'intelligence artificielle ainsi utilisée permettrait notamment d'éviter les biais et les omissions potentielles qui peuvent apparaître lors de processus purement manuels. L'intelligence

artificielle serait de fait en mesure de combler les écarts de performance en terme d'audit financier (Omotoso, 2012). Hawley et al. (1990) puis Bahrammirzaee (2010), vingt ans plus tard, se rejoignent pour dire que l'intelligence artificielle, via l'application des systèmes de réseaux neuronaux (ANS), permet à l'analyste financier de décider avec davantage de sécurité et de justesse ; le fait que l'ANN puisse travailler avec des bruits et des inputs incomplets tout en produisant l'output correct et attendu, fait que ce système performe au final mieux que n'importe quelle autre méthode traditionnelle pour l'optimisation et la gestion de portefeuilles par exemple⁸. L'application des ANNs à l'analyse financière est ainsi devenue une alternative viable pour la prédiction de nombreux éléments financiers comme l'inflation, le chiffre d'affaire, etc.

Les systèmes hybrides (Hybrid Intelligent Systems, HIS)

La mise en parallèle des deux systèmes d'intelligence, ES et ANN dans la littérature, permet de remarquer leur complémentarité. La résolution de problèmes dans un environnement structuré par l'ANN pourra être faite avec un système d'ES qui analysera, suite aux prédictions faites par l'ANN, l'ensemble des éléments financiers nécessaires à l'analyse. Les forces de ces deux systèmes d'intelligence (ES : résolution de problèmes face à une multitude de scénarios et conditions ; ANN : prévision de l'environnement économique et correction des biais) ont ainsi été réunies pour donner naissance à de puissants systèmes d'intelligence hybrides (Larry R. Medsker, 1995).

Schéma 3 : Technologies intelligentes utilisées dans les HIS⁹



Les systèmes hybrides sont ainsi nés pour combiner les différents systèmes. Le plus souvent, ils utilisent des composants du hardware et des techniques du software (Larry R.

⁸ Résultats des comparaisons entre méthodes traditionnelles et ANNs : [A comparative survey of artificial intelligence applications in finance : artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems](#), 2010, de Arash Bahrammirzaee

⁹ Larry R. Medsker, Department of Computer Science and Information Systems, The American University : [Hybrid Intelligent Systems](#), 1995

Medsker, 1995). Bahrammirzaee (2010) décrit cette « hybridization capabilities » comme le mélange de différentes fonctions et techniques dans le but de résoudre des tâches complexes. Comme une réponse aux limites des systèmes primitifs, l'HIS va combiner différentes techniques d'intelligence artificielle, mais en même temps intégrer les techniques d'intelligence artificielle avec les systèmes informatiques conventionnels et les feuilles de calculs (tableur) et avec les bases de données (Khebbal, 1995¹⁰), ce qui en fait un des systèmes les plus robustes. Lertpalangsunti (1997)¹¹ décrit trois raisons principales justifiant la création de HIS : (i) l'amélioration de la technique, (ii) la multiplicité des tâches appliquées et (iii) sa multifonctionnalité.

Quand on s'intéresse à l'application des HISs dans l'analyse financière, la littérature s'accorde à dire que les HISs fournissent de meilleurs résultats en termes d'analyse financière que lorsque l'on applique une méthode d'intelligence unique¹². Les HIS sont donc supposés être le bon choix face aux techniques traditionnelles, l'intégration de ces différentes méthodes (aussi bien linéaires que non linéaires) a été pensée dans l'objectif de dépasser les limites individuelles de chacune des techniques via l'hybridation (Bahrammirzaee, 2010).

Néanmoins, l'utilisation de systèmes hybrides ne garantit pas la bonne performance et le fonctionnement correct du système créé, car le choix des modèles à intégrer mais aussi et surtout leur paramétrage reste un important et difficile problème (Bahrammirzaee, 2010).

¹⁰ Goonatilake S, Khebbal (1995): Intelligent hybrid systems: issue, classifications and future directions in intelligent hybrid systems. Wiley, London

¹¹ Lertpalangsunti N (1997) : An implemented framework for the construction of hybrid intelligent forecasting systems, Ph. D. Report, University of Regina

¹² A comparative survey of artificial intelligence applications in finance : artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems, 2010, de Arash Bahrammirzaee

1.2. L'application de procédés empiriques dans l'intelligence artificielle au service de la finance : FINEVA¹³

N.F. Matsatsinis, M. Doumpos and C. Zopounidis (Technical University on Crete) ont développé une méthodologie pour l'acquisition et la représentation des connaissances pour les ESs dans la résolution de problèmes d'analyse financière. Le but de cette méthode était de construire une base de connaissances afin de produire un tableau de décision pour l'évaluation de la performance et de la viabilité des entreprises¹⁴. La méthodologie des processus de décision et des techniques d'analyse est fondée sur des entretiens avec les experts. Cette base de connaissance constitue la partie élémentaire de FINEVA (FINancial EVALuation), un système d'aide à la décision et à l'évaluation multicritère (MCKBDSS¹⁵).

Le double support statistique du système

FINEVA a été développé pour IBM, le logiciel a été écrit sous Microsoft Visual Basic Professional tandis que la partie ES du système a été développée via le ES shell M4 (Cimflex Teknowledge, *M4 user guide*, 1991). Le système d'évaluation FINEVA est une combinaison d'un système expert (ES) avec une méthode statistique multivariée : principal components' analysis (PCA) et la méthode multicritère UTSASTAR (Jacquet-Lagrèze et al., 1982,1985), qui permettent l'évaluation de la performance d'une entreprise et sa viabilité.

Principal Component Analysis

La méthode PCA est une technique multidimensionnelle qui consiste à analyser un tableau de données dans lequel les observations sont décrites par de nombreuses variables dépendantes quantitatives inter-corrélées. Le but est d'extraire les informations importantes du tableau pour représenter un ensemble de variable orthogonales (les composantes principales), et de représenter les points de similarités des observations et des variables dans un nuage de points. La qualité du modèle PCA peut être évaluée en utilisant une technique de validation croisée comme la méthode bootstrap ou jackknife. La méthode PCA peut être généralisée comme une analyse de correspondance, dans le but de traiter des variables qualitatives ou encore comme une méthode d'analyse multifactorielle pour traiter des ensembles de variables hétérogènes. (*John Wiley & Sons, 2010, Inc. WIREs Comp Stat 2, 433–459*)

La méthode PCA, par ses propriétés multifactorielles permettant de traiter des variables qualitatives, est donc parfaitement adaptée à la résolution de problèmes de l'analyse financière qui requièrent une grande flexibilité des modèles.

¹³ Knowledge Acquisition and Representation for Expert Systems in the Field of Financial Analysis, *Expert Systems With Applications*, Vol. 12, No. 2, pp. 247-262, 1997, Technical University of Crete, Department of Production Engineering and Management, Decision Support Systems Laboratory, University Campus

¹⁴ Un tableau de décision est présenté en Annexe 1 (Zopounidis et al.)

¹⁵ MCKBDSS : multicriteria knowledge-based decision support system (Zopounidis et al., 1995, 1996)

La méthode multicritère UTASTAR classe les entreprises, soit par niveau de risque, soit de la plus dynamique à la moins solvable et détermine leur niveau de compétitivité. Le système expert (ES) de FINEVA, en établissant la régression ordinale de la méthode UTASTAR, estime de manière optimale la fonction d'utilité additive et multidimensionnelle en adéquation avec le classement du décideur. La fonction d'utilité additive ($uu(gg)$) estimée est donnée ci-dessous :

$$u(g) = p_1u_1(g_1) + p_2u_2(g_2) + \dots + p_nu_n(g_n)$$

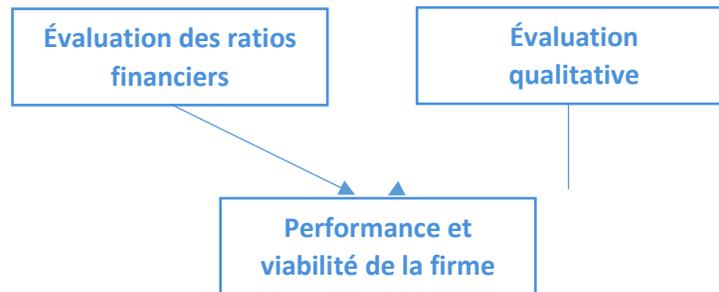
où :

$g = (g_1, g_2, \dots, g_n)$ représente le vecteur de performance de la firme

$u_1(g_1), u_2(g_2), \dots, u_n(g_n)$ sont les utilités marginales estimées et normalisées entre 0 et 1 associées au critère g_i

p_1, p_2, \dots, p_n sont les poids relatifs de l'utilité $u_i(g_i)$ associée au critère g_i (critères quantitatifs : des ratios financiers)

Schéma 4 : Évaluation de la performance de la viabilité des firmes avec FINEVA¹⁶



La combinaison des méthodes PCA et UTASTAR constituent ainsi la partie ES de FINEVA qui permet, comme énoncé, une évaluation initiale de l'entreprise ainsi que du comportement financier des entreprises fondée sur l'examen de ratios financiers mais aussi de critères qualitatifs.

Le processus d'évaluation

Dans le système FINEVA, les ratios financiers sont catégorisés en trois groupes principaux : (i) les ratios de rentabilité, (ii) les ratios de solvabilité et (iii) les ratios de performance opérationnelle.

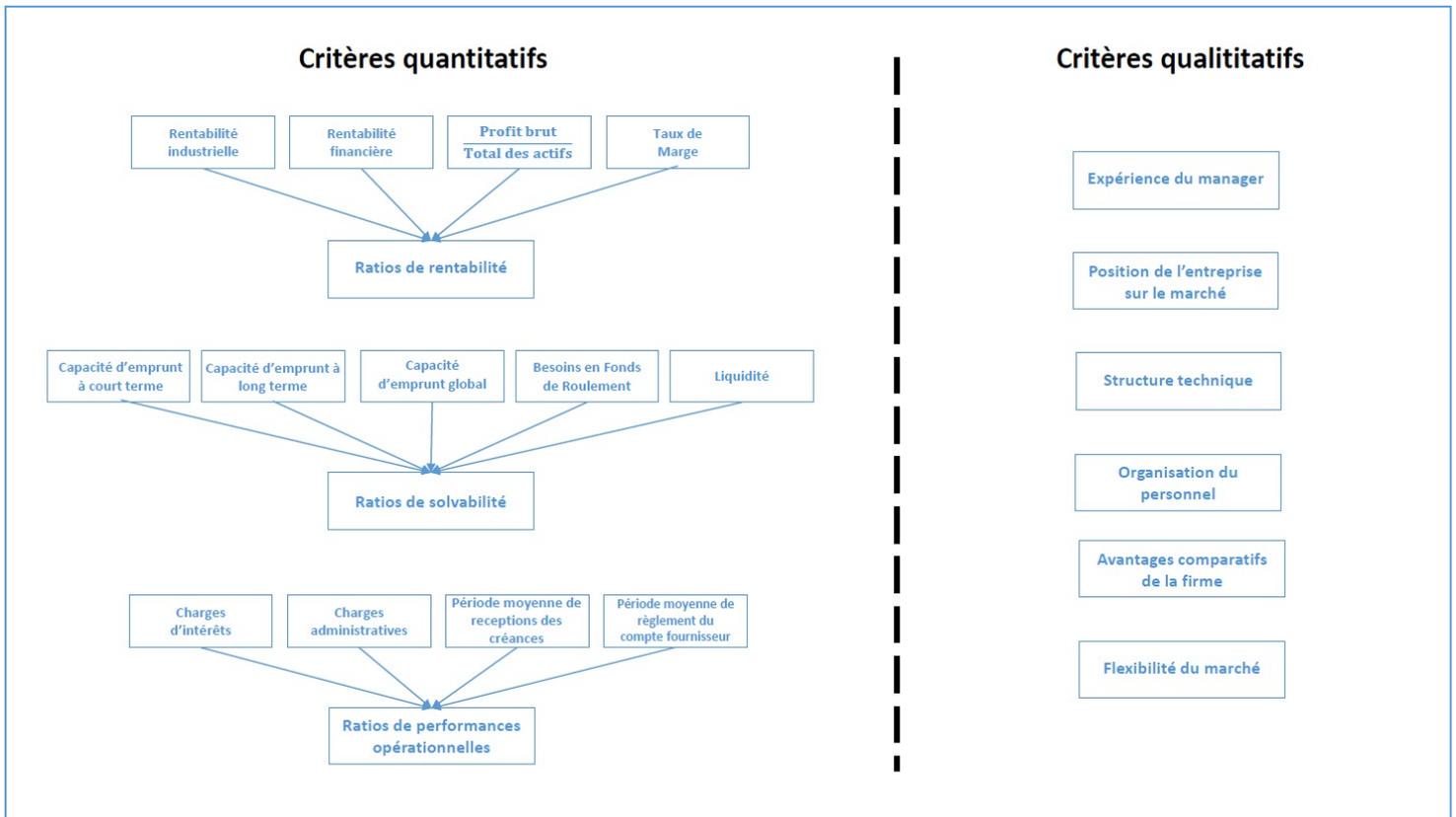
Les ratios de rentabilité sont évalués via l'examen de la rentabilité des actifs totaux (rentabilité industrielle), de la rentabilité financière, du ratio profit brut sur total des actifs et du taux de marge. L'évaluation de la solvabilité est réalisée via l'analyse de la capacité d'endettement (à court terme, long terme et globale) et de la liquidité de la firme. La performance opérationnelle

¹⁶ Expert System in finance: A cross-section of the field, Ljubica Nedović et Vladan Devedžić, 2002, FON – School of Business Administration, University of Belgrade

de la firme est déterminée via l'étude des charges (charges d'intérêts, charges administratives) et la période moyenne entre le compte fournisseur et le compte client (i.e. les délais de paiement).

L'évaluation des critères qualitatifs comprend : l'expérience du manager, la position de l'entreprise sur le marché, la structure technique et les installations de la firme, l'organisation du personnel, les avantages comparatifs de l'entreprise et la flexibilité du marché.

Schéma 5 : Synthèse du processus d'évaluation selon les différents critères¹⁷



Chacun des critères est évalué selon une échelle de cinq niveaux allant de très satisfaisant à pas satisfaisant. Ce tableau d'interprétation des résultats permet ainsi de produire un ensemble de règles à intégrer dans notre ES, et qui se présentent sous la forme :

IF conditions (possible d'ajouter les opérateurs : AND, OR et NOT)
Then conclusions

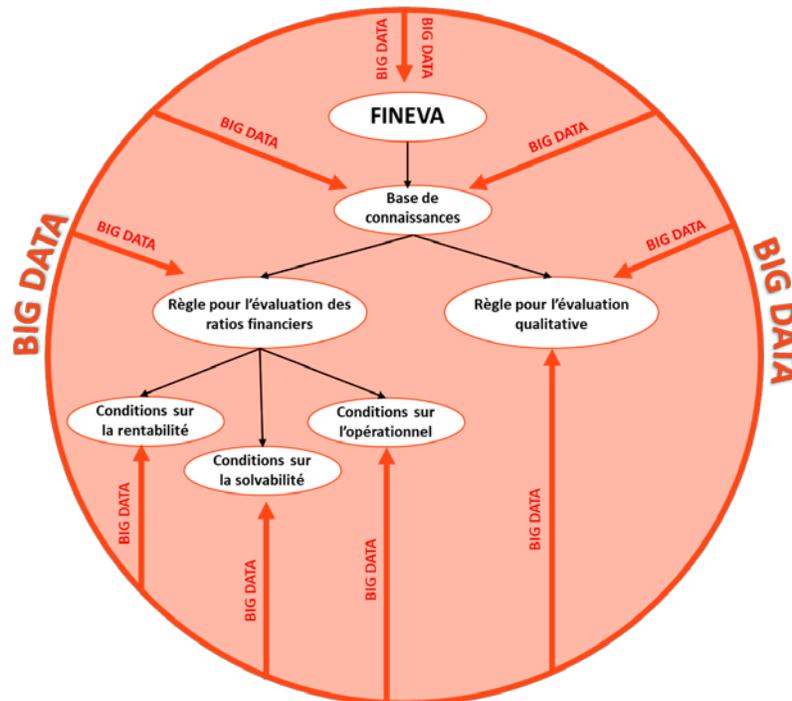
¹⁷Synthèse réalisée à partir de : Expert System in finance: A cross-section of the field, Ljubica Nedović et Vladan Devedžić, 2002,

La base de connaissances (via la littérature internationale, les entretiens avec les experts, etc.) intégrée à FINEVA a permis de créer un ensemble de 1693 règles de décision¹⁸, ce qui représente plus de 13 000 combinaisons possibles de critères d'évaluation.

Le développement de FINEVA en 1995 a ainsi permis d'assister l'analyste dans l'évaluation d'entreprises et de réduire son temps d'exécution. Néanmoins, même si plus d'une dizaine de milliers de combinaisons étaient possibles, il en reste que pour les nouveaux secteurs, où il est plus difficile d'appréhender les composantes financières (c'est notamment le cas pour le secteur de la santé ou des activités de R&D, où les actifs incorporels peuvent représenter une importante partie des actifs de l'entreprise) les critères d'évaluation étaient limités et les tendances de consommation difficiles à identifier.

Aujourd'hui avec l'explosion du Big Data, l'intégralité des composantes de FINEVA pourrait être enrichie (*Schéma 6*), autant la base de connaissance du système expert (ES) que les critères d'évaluation : amélioration des règles pour l'évaluation qualitative via une plus grande granularité des spécificités, meilleure segmentation des entreprises grâce à un traitement massif des données d'entreprises dans tous les secteurs et partout dans le monde, amélioration de la prévision des ventes et du comportement financier en capturant les tendances de consommation via les réseaux sociaux, etc.

Schéma 6 : Application du Big Data au développement de FINEVA



¹⁸ Critères d'évaluation et règles d'application présentés en Annexe 2 et 3 (Nedovic et Devedzic.)

L'amélioration et les opportunités de développement qu'offre le Big Data aujourd'hui, mais surtout les mutations de l'économie qu'il entraîne avec lui, sont ainsi étudiées dans la partie qui suit.

1.3. Application de l'intelligence artificielle à l'analyse financière : quels enjeux face au développement du Big Data?

Big Data

L'expression « Big Data » date de 1997 selon l'Association for Computing Machinery. Les Big Data ou méga-données désignent l'ensemble des données numériques produites par l'utilisation des nouvelles technologies à des fins personnelles ou professionnelles. Cela regroupe les données d'entreprise (courriels, documents, bases de données, historiques de processus métiers...) aussi bien que des données issues de capteurs, des contenus publiés sur le web (images, vidéos, sons, textes), des transactions de commerce électronique, des échanges sur les réseaux sociaux, des données transmises par les objets connectés (étiquettes électroniques, compteurs intelligents, smartphones...), des données géo-localisées, etc.

©2001-2018 Futura-Sciences : Définition | Big data - Mégadonnées | Futura Tech

En 2001, l'analyste Doug Laney décrivait les Big Data d'après le principe des « trois V » : (i) le Volume de données de plus en plus important ; (ii) la Variété de ces données qui peuvent être brutes, non structurées ou semi-structurées ; (iii) la Vélocité qui désigne le fait que ces données sont produites, récoltées et analysées en temps réel. Certaines entreprises ajoutent un quatrième «V» à cette définition pour la Véracité qui évoque la nécessité de vérifier la crédibilité de la source et la qualité du contenu afin de pouvoir exploiter ces données.¹⁹

Renforcer les systèmes experts et étendre leur application en analyse financière

La revue de la littérature nous a permis d'identifier les conditions nécessaires aux ES, à savoir : un ensemble de conditions et d'états qui permettent de décrire l'environnement de décision, or pour aboutir à un résultat fidèle à la réalité, les cas possibles (qui constituent la partie *IF* du système) doivent être aussi nombreux que possible et les hypothèses élaborées doivent être des plus réalistes. C'est l'insuffisance de ces conditions et l'infidélité des hypothèses avec la réalité qui sont à l'origine des contre-performances des systèmes experts (ES).

¹⁹ www.futura-sciences.com/tech/definitions/informatique-big-data-15028/

L'essor du Big Data peut ainsi jouer un rôle prépondérant : avec le volume massif des données apportées par le Big Data via la multiplication des outils digitaux, le Big Data offre des données sur l'environnement qui nous entoure (données sur les consommateurs, le climat des affaires, prévisions politiques, tensions sociales, modes, etc.). **Le Big Data a les moyens de combler les déficiences des systèmes experts et notamment la qualité des inputs de l'utilisateur.** Les erreurs qui autrefois pouvaient être imputables à l'humain peuvent aujourd'hui être corrigées à l'aide du Big Data et de la densité des informations qu'il offre. De fait avant d'être intégrées à l'ES, les hypothèses des analystes peuvent aujourd'hui aisément être enrichies par les données massives et faciles à capter via le Big Data.

De plus, comme introduit avec l'exemple de FINEVA, la base de connaissance de l'ES est enrichie certes, mais c'est l'ensemble du processus qui pourrait être amélioré en se servant des données du Big Data (Schéma 6). Les scénarios économiques et financiers intégrés à FINEVA peuvent ainsi continuellement et presque infiniment être augmentés avec l'apport du Big Data.

Améliorer l'algorithme d'apprentissage

Algorithme d'apprentissage

On note $y \in A$ (où A est continu en régression et discret en classification) la réponse ou label à une question posée sur $x \in R_d$ (où x peut représenter un image, une série temporelle, etc.).

On suppose que l'on dispose de n données d'entraînement $\{(x_i, y_i)\}_{i \leq n}$ composées de n entrées $x \in R_d$ et n réponses $y_i \in A$. Ces données d'entraînement sont des réalisations de n couples aléatoires $\{(X_i, Y_i)\}_{i \leq n}$ d'échantillons indépendants et identiquement distribués des données de même loi que (X, Y) . On notera (x, y) une réalisation particulière des données.

Un algorithme d'apprentissage prend en entrée une donnée x à partir duquel il prédit une approximation \tilde{y} de la réponse y . Un tel algorithme inclut des paramètres internes qui sont optimisés grâce à n exemples d'entraînement (x_i, y_i) de façon à ce que la prédiction soit bonne sur ces exemples : $\tilde{y}_i \approx y_i$. Le but est que la précision de la prédiction se généralise à d'autres données x de "même type" que les exemples : on parle alors d'erreur de généralisation. L'algorithme d'apprentissage supervisé calcule $\tilde{y} = f(x)$ avec une fonction f sélectionnée parmi une classe H de fonctions possibles. On suppose généralement que la réponse y associée à x est unique, auquel cas $y = f(x)$ pour une certaine fonction f . L'algorithme calcule donc une approximation \tilde{f} de f .

Stéphane Mallat : L'apprentissage face à la malédiction de la grande dimension, Collège de France, Cours 2: Dilemme Biais-Complexité

L'ANN – en imitant l'analyste financier - construit son raisonnement à l'aide de son expérience et des tendances passées. Or les tendances peuvent être mieux appréhendées et captées en temps réel à l'ère du Big Data. Ainsi, de la même façon que pour les systèmes experts (ES), **le Big Data a amélioré la qualité de l'apprentissage des ANN**. En effet, en enrichissant la base de données d'entraînement (en fournissant des données d'entrées et des résultats de plus en plus nombreux et divers), la machine peut ainsi être confrontée à une batterie de tests et à une grande variété de situations ce qui va permettre d'optimiser encore d'avantage les paramètres externes de l'algorithme et donc le système tout entier, ce qui ira encore préciser l'analyse financière.

Faire évoluer les pratiques d'investissement

Chaque jour 2,5 quintillions de bytes de nouvelles datas sont créées, 90% des données disponibles aujourd'hui ont été créées durant les deux dernières années (Données IBM)²⁰. Comme le rapporte Ekaterina Sirotjuk (Portfolio Management, *Crédit Suisse*) et Ryan Bennett (Liquid Alternatives Advisory, *Crédit Suisse*) dans leur analyse²¹ : les investisseurs ne sont désormais plus limités aux rapports financiers, aux prévisions des ventes et aux statistiques de croissance comme indicateurs de leur futurs potentiels rendements ; il est maintenant possible d'utiliser un vaste ensemble de sources de données.

Ils citent notamment dans leur analyse :

- Les flux des réseaux sociaux et des médias qui peuvent être utilisés et interprétés en utilisant la méthode du traitement de langage naturel qui permet d'évaluer si une remarque faite au sujet d'une entreprise est positive ou négative et ainsi de prédire l'impact sur le marché.
- L'image satellite qui fournit aux gestionnaires et analystes l'information en temps réel sur la fréquentation des supermarchés par exemple en étudiant la fréquentation du parking et donc les potentielles implications sur la croissance des ventes et des revenus.
- L'analyse des températures de l'océan qui peut être utilisée pour prédire les conditions météorologiques sur les rendements des exploitations agricoles et de fait les fluctuations des prix sur le marché.

Ils ont, suite à cela, créé un tableau qui permet d'identifier l'application du Big Data et de l'intelligence artificielle (AI) dans les stratégies d'investissement alternatif (Annexe 5). Cette étude croisée permet ainsi d'identifier comment le Big Data et l'AI sont susceptibles de faire évoluer les pratiques d'investissement. Ils énoncent par exemple : l'usage d'un algorithme d'apprentissage (« Machine Learning », type ANN) pour guider le positionnement sur le marché,

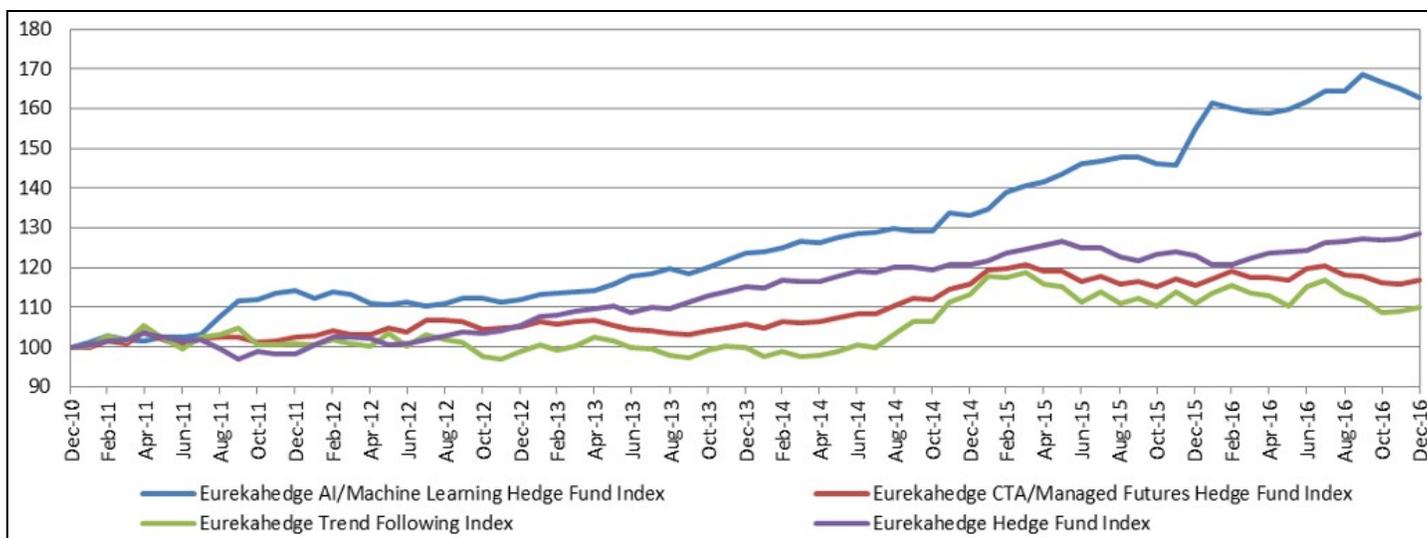
²⁰ IBM : [What is big data?](#)

²¹ Ekaterina Sirotjuk et Ryan Bennett: « The Rise of the Machines Technology Enabled Investing », [IS&P Liquid Alternatives](#), Juillet 2017

c'est-à-dire faire examiner à la "machine" comment le marché a réagi historiquement et mettre cela en parallèle avec les données actuelles disponibles en temps réel.

L'interrogation que nous nous posons plutôt au sujet du frein au développement de l'Intelligence Artificielle (AI), et notamment des «Machine Learning» (types ANN) dans l'analyse financière comme conséquence de « l'effet boîte noire » peut ici être révoquée. En effet la Net Asset Value (NAV) de l'Eureka hedge AI/Machine Learning Hedge Fund Index qui est à plus de 40 points supérieurs à celui utilisant des Hedge Funds traditionnels en 2016 (Graphique 1), ajouté au fait que les AI/Machine Learning Hedge Funds ont surperformé les quants et la moyenne des hedge funds traditionnels depuis 2011, nous permettent d'être optimistes quant au développement des machine learning et à leur déploiement dans le secteur financier et les activités d'investissement. La méfiance « effet boîte noire », si elle peut ralentir son application et sa démocratisation, n'empêchera pas son expansion ; aujourd'hui avec l'essor du Big Data et de l'usage massif des TIC : « "AI and ES are [...], inevitable in the conduct of the present audit » (Dalal, 1999).

Graphique 1 : AI/Machine Learning Hedge Fund Index vs. quants et traditionnels Hedge Funds

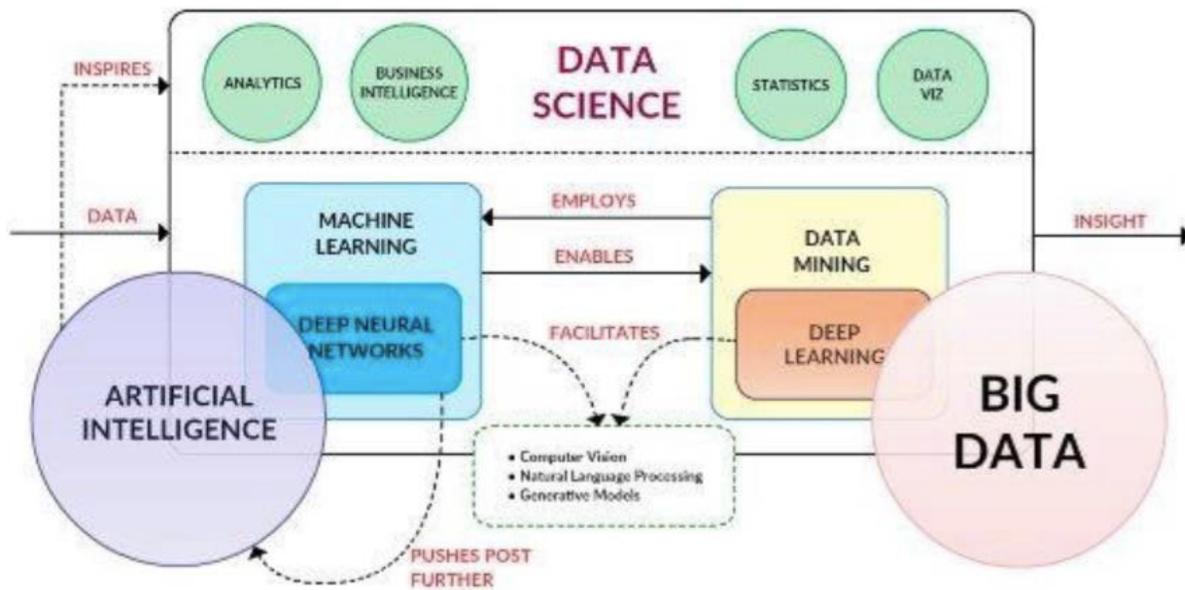


Source : Eureka hedge

L'insuffisance de données a longtemps été une barrière au développement des systèmes intelligents et notamment en économie où l'incertitude et l'incohérence peuvent conduire à de graves sous-performances voire même à des crises économiques mondiales. Aujourd'hui l'insuffisance de données est une limite que le Big Data nous a permis de dépasser ; l'anticipation de chocs économiques et financiers peut ainsi être grandement améliorée jusqu'à rendre certains investissements totalement autonomes (Exemple : « Autonomous Trading »).

L'essor de l'Intelligence Artificielle et plus particulièrement, son application dans l'analyse financière est entièrement corrélée à l'explosion du Big Data (Schéma 7 : Illustration de la corrélation entre AI et Big Data). **Le Big Data a été à l'origine de l'amélioration des systèmes intelligents et à leur conversion en outil financier.**

Schéma 7 : Développement simultanée du Big Data et de l'AI



Source : Aditya Vivek Thota, [Machine Learning Simplified in 4 Minutes](#), février 2018

Le Big Data a permis d'améliorer l'apprentissage des machines learning et de corriger les erreurs de mesure et d'appréciation de la machine en lui offrant une quantité innombrable d'informations, il reste que jusqu'à présent l'analyse financière autonome n'existe pas et que l'on continue de confier un rôle prépondérant à l'humain en analyse financière. L'analyste financier bénéficie plus ou moins de crédibilité de ses pairs compte tenu de son expérience et de ses résultats passés : son analyse sera entendue avec un certain degré de confiance selon la justesse de ses prévisions mesurées ex-post.

Après avoir étudié le fonctionnement de la machine il est donc indispensable de s'intéresser au raisonnement humain dans la partie suivante afin de réfléchir à comment coordonner l'Homme et la Machine dans une dernière partie.

2. L'Analyse Financière : biaisée ou corrigée par le jugement de l'Humain ?

Nous avons vu précédemment que les systèmes experts (ES) sont incapables de mesurer des éléments découlant de l'intuition, sont donc apparus les systèmes de réseaux neuronaux (ANS) qui permettraient d'imiter le cerveau et l'intelligence humaine voire même de surperformer l'analyse de l'Homme et l'investisseur humain (exemple de l'Eurekahedge AI/Machine Learning Hedge Fund Index, Partie 1.3.). *L'analyse financière pourrait-elle être ainsi améliorée si dénuée de toute ou une partie de l'implication humaine ?* Afin de répondre à cette question et de déterminer où l'Homme aura toujours sa place et où il ne l'a plus, il est nécessaire avant de chercher à répliquer le comportement humain par la machine de savoir ce qu'elle doit répliquer. Il faut mesurer les enjeux que ces imitations entraîneraient et les limites à celles-ci.

2.1. La psychologie de l'analyste : les biais du comportement humain

Afin de mesurer l'importance du jugement personnel dans l'analyse financière, nous nous sommes tout d'abord concentrés sur la psychologie de l'analyste afin d'étudier comment ce jugement s'établit. Nous nous sommes notamment posés les questions suivantes :

- Quels sont les facteurs qui influencent cette évaluation personnelle ?
- Sur quels critères l'analyste se fonde t-il pour accorder de la confiance à ses prévisions ?
- Comment réagit-il face à l'environnement qui l'entoure ?

Qu'est-ce qu'un analyste financier ?

L'analyste financier analyse des données financières afin d'accompagner les entreprises à prendre des décisions (souvent des décisions d'investissements, mais aussi en interne : amélioration du fonctionnement opérationnel, etc.). Un analyste financier étudie les conditions macro et microéconomiques parallèlement aux fondamentaux de l'entreprise de sorte à établir des prédictions concernant les marchés et secteurs et les industries concernés ainsi que des modèles financiers (valorisations, etc.) afin de prédire les conditions économiques futures.

Investopedia : [Becoming a Financial Analyst](#)

Mise en perspective des biais du comportement

L'ouvrage de James Montier intitulé : *Behavioural Investing : A Practitioner's Guide to Applying Behavioural Finance* (2007), nous a permis, à travers une liste non exhaustive, de mettre en perspective les principaux biais comportementaux que l'on retrouve chez l'analyste financier, et à l'origine d'erreurs d'évaluation. James Montier parle lui de « behavioural weaknesses ». La réalisation de notre étude sur le sujet, tant les revues de la littérature et de la presse, que nos échanges avec des professionnels et des universitaires, nous a permis d'illustrer aisément chacun de ces facteurs pouvant arbitrairement influencer le raisonnement de l'analyste.

En premier lieu, l'analyste financier peut faire preuve d'un excès de confiance et peut donc être sur-optimiste. James Montier énonce que nous sommes simplement trop sûrs de notre capacité à prévoir le futur ; cela peut d'ailleurs justifier le fait que les prévisions sont au cœur du processus d'investissement : nous sommes tant convaincus que nos prédictions sont proches de ce qu'il va se passer dans le futur, que au final nos prévisions constituent les lignes directrices de notre projet d'investissement (dans quel secteur investir ? à quel moment ? combien ? etc.).

Or selon James Montier, l'évidence a prouvé que nous ne sommes pas à même de faire des prévisions. Selon lui, la raison qui explique cela est qu'**un grand nombre d'informations non pertinentes influencent le comportement de l'analyste.** Une étude de Davis et al. (1994), illustre ce phénomène. Ils ont demandé à des analystes de prédire les bénéfices du quatrième trimestre basés sur le Earning Per Share, les Net Sales et le Stock Price des trois trimestres précédents, ou alors en plus de ces informations utiliser des informations supplémentaires (pour certaines utiles et pour d'autres non pertinentes ou redondantes). La conclusion à cette étude est que : **la simple présence d'une information supplémentaire, qu'elle soit utile ou non, a suffit à significativement faire augmenter le taux d'erreur des prévisions.** Cet exemple est ainsi repris par J.Montier, afin d'illustrer comment davantage d'information suffisent à faire gagner l'analyste en confiance et donc à surestimer ses capacités d'évaluation et son optimisme.

Le propos de James Montier concernant l'incapacité à établir des prévisions est néanmoins à nuancer : l'analyste est incapable de prévoir avec une grande certitude l'évolution d'une firme

dans un horizon de long terme, en revanche à court terme, la précision de leur résultat mérite d'être appréciée. Karl Personne et Sandra Pääjärvi ont réalisé une étude sur la précision des prévisions faites par l'analyste financier : ils ont pour cela comparé la précision des prévisions de l'analyste aux résultats d'un modèle de séries temporelles sur 180 sociétés cotées suédoises entre 2010 et 2011²². Nous relevons trois choses de cette étude²³ :

- L'analyste est significativement plus précis que le modèle de séries temporelles à court terme : on observe que les précisions de l'analyste sont meilleures que celles du modèle de marche aléatoire, mais que cette différence entre la moyenne d'erreur absolue de la marche aléatoire et la moyenne absolue des erreurs de prévisions de l'analyste – qui mesure la supériorité de la précision de l'analyse – tend à décroître dans le temps (décroissance non linéaire).
- « The optimistic bias » que relevait déjà J.Montier, est confirmé dans l'étude faite sur les firmes suédoises. L'erreur de prévision de l'analyste qui est toujours négatif et qui tend à s'accroître à mesure du temps, prouve deux choses :
 - o l'EBIT prédit par l'analyste est toujours supérieur à la valeur effective : **l'optimisme de l'analyste qui biaise ses prévisions est donc avéré.**
 - o Cette optimisme tend à s'accroître avec le temps : la prévision de l'analyste est de moins en moins fiable au fil du temps, **sa capacité à fournir d'exactes prévisions diminue avec l'horizon de temps**²⁴.

L'analyste peut ainsi rapidement être dépassé par les informations qui l'entourent d'autant plus lorsque celles-ci envoient des signaux contraires. Les bruits – au sens statistique du terme - conduisent à biaiser la perception et donc l'évaluation de l'analyste. Les nouvelles économiques, politiques, les rumeurs, etc. sont autant d'éléments qui auraient pu avoir une incidence limitée sur la variable économique étudiée mais qui au total, par réponse anticipée des analystes, (de leurs décisions prises et des ordres données face à ces nouvelles), produisent et démultiplient les effets qu'ils tentaient d'éviter. L'exemple le plus élémentaire est celui de la surinterprétation. Un événement type illustrant ce phénomène s'est encore récemment présenté à nous: le 28 mars 2018, un seul tweet de Donald Trump, soit 200 caractères suffisent à faire perdre au géant Amazon 7% de sa valeur, soit 50 milliards de dollars en une journée ; le mois d'avant, avec moins de 100 caractères c'est Kylie Jenner, star de télé-réalité américaine, qui fait perdre 6% de sa valeur à l'action Snapchat, soit un total de plus d'un milliards d'euros. Grossièrement cela se résume par le fait que tout le monde veuille anticiper la chute des cours, tout le monde vend de fait et au final au lieu de chuter en n+1 les cours chutent en n et parfois peut-être de manière plus brutale que ce que qu'il aurait pu se passer dans la réalité (une des

²² *Financial Analysts' Forecast Precision : Swedish Evidence*, UPPSALA UNIVERSITY, Department of Business Studies, 2013

²³ Les résultats de cette étude sont présentés en Annexe 3

²⁴ Cette hypothèse développée par Mutz (1961) H2 : « There is a positive relationship between forecast horizon and forecast error », est en effet acceptée dans le modèle des auteurs

raisons pour laquelle désormais des marchés peuvent être fermés temporairement pour éviter des krachs).

Sur ce point, Karl Personne et Sandra Pääjärvi s'opposent à James Montier : les résultats de leur modèle et les tests de corrélation réalisés démontrent que : à l'inverse, davantage d'informations sur l'entreprise (citée fréquemment dans les médias et la presse, suivie par un grand nombre d'analystes, etc.) permettent de réduire les erreurs de prévisions²⁵.

L'analyste financier peut aussi être influencé par les management teams des entreprises qu'il valorise. La raison fournie par James Montier : « we are not good at looking for information that will prove us to be wrong »²⁶ s'avère en effet tout à fait crédible. Pensez aux analystes qui rencontrent les équipes de management d'une entreprise qu'ils ont en portefeuille : avant de miser sur cette entreprise, ils ont effectué de longues Due Diligence²⁷ et ont procédé à des mois d'étude sur tout ce qui touche de près ou de loin à cette entreprise. Peut-il donc réellement être totalement objectif face aux résultats des équipes de management ? Si ces derniers sont bons, ressentira-t-il réellement le besoin de vérifier avec minutie les prévisions établies ? L'analyste financier souhaite-t-il toujours prendre le risque de décevoir les comités d'investissement qui lui ont fait confiance pour cette acquisition, et les investisseurs au compte de qui il l'a réalisé ? On comprend ainsi en sens inverse – si les conclusions des managements teams s'avéraient décevantes – comment l'analyste cherchera à prouver le contraire en adaptant, parfois inconsciemment, ses propres modèles d'analyse pour présenter une réalité améliorée à son comité d'investissement, ainsi qu'aux investisseurs (tant que cela reste possible). Il en va d'ailleurs de la même façon pour les management teams qui, soucieuses de voir leur sponsor financier se retirer, vont inconsciemment ou non, chercher à optimiser la réalité. C'est ce que James Montier qualifie de « mutual love-ins ».

En ces termes **l'analyste financier, victime d'illusions cognitives**, ne peut pas être blâmé pour manque de transparence, sa perception étant hautement biaisée : « the sad truth is that we are simply lousy at telling truth from deception » (James Montier). Cognitivement, une totale objectivité face à ce type de situation reste humainement impossible.

Enfin, les décisions et l'avis du groupe influent sur la perception et le jugement de l'analyste ; pour les mêmes raisons énoncées ci-dessus, l'analyste financier gagnera souvent en crédibilité aux yeux de ses pairs lorsqu'ils apportent des résultats en accord avec le point de vue

²⁵ Résultats des corrélations entre les variables dépendantes et indépendantes présentés en Annexe 4

²⁶ Dans Behavioural Investing : A Practitioner's Guide to Applying Behavioural Finance (2007), Chapitre 8 : « A Behavioural Critique »

²⁷ Due Diligence : Analyse des éléments financiers (et parfois stratégiques) relatifs à une Cible, ayant pour objectif d'identifier les points clés de la transaction. Une due diligence financière permet à un acquéreur d'obtenir des bases financières pour valoriser une cible (EBE/EBITDA, EBIT, BFR normatif) et des éléments de négociation du prix (ajustements de dette nette, garanties d'actifs et de passifs). *Définition Mazars*

et les résultats du groupe. Travailler en groupe comme l'explique James Montier, ne réduit pas le biais de chacun mais l'amplifie au contraire.

Comprendre « the optimistic bias » à l'aide de statistiques

Nicholas Barberis et al. (1998) ont développé un modèle pour comprendre le sentiment de l'investisseur afin de comprendre comment l'investisseur forme ses croyances²⁸. Le modèle se base sur des évidences psychologiques qui produisent des sur ou des sous-réactions pour un large champ de paramètres. Dans ce papier, ils mettent notamment en lumière comment se forme statistiquement l'optimisme de l'analyste qui le conduit à sur-interpréter ses résultats. C'est cette évidence statistique que nous reprenons ici.

On note :

z_t : la nouvelle apprise par l'analyste en période t

$z_t = G$: pour une bonne nouvelle

$z_t = B$: pour une mauvaise nouvelle

$E(r_{t+1}|z_t, z_{t-1}, \dots, z_{t-j})$: le rendement moyen sachant les nouvelles passées

Avec : $j \geq 1$

$$E(r_{t+1}|z_t = G, z_{t-1} = G, \dots, z_{t-j} = G) < E(r_{t+1}|z_t = B, z_{t-1} = B, \dots, z_{t-j} = B)$$

Dans le cas d'une sur-réaction de la part des analystes, le rendement moyen d'un titre après une série de mauvaises nouvelles tend à être supérieur au rendement moyen après une série de bonnes nouvelles. Ce phénomène s'explique par le fait que après une série de bonnes nouvelles l'investisseur devient sur-optimiste : pour lui les nouvelles futures seront également positives. Il va donc sur-réagir et c'est en se concentrant sur ce titre que les investisseurs vont pousser l'action à des niveaux excessifs, si bien qu'au final le niveau des rendements n'atteint pas les niveaux espérés. L'optimisme de l'analyste a ainsi biaisé sa perception ce qui a conduit à influencer son comportement et ses décisions d'investissement.

²⁸Nicholas Barberis, Andrei Shleifer, Robert Vishny : « The model of investor sentiment », Journal of Financial Economics, N°49 (1998),307—343

2.2. La place du jugement personnel dans le processus d'évaluation

Il convient maintenant de finement décomposer le processus d'analyse financière, d'explicitier les moyens et outils éventuellement mis en œuvre à chaque étape et à mettre en exergue la manifestation du « jugement personnel » que ce soit dans le fait d'utiliser ou non un moyen ou outil, mais aussi dans la manière d'utiliser ce moyen ou outil. De plus, il convient de rattacher ces moyens ou outils au sous-objectif poursuivi par l'analyste, c'est-à-dire à l'élément qu'il cherche à apprécier. Cet élément invoquera d'autant plus de « jugement personnel » qu'il est complexe et difficilement prévisible.

Qu'est-ce que le « jugement personnel » ?

Dans le langage commun, le jugement est l'expression d'une « appréciation, favorable ou défavorable, portée sur quelqu'un ou quelque chose ». L'appréciation, elle-même désigne « une remarque qui résulte d'un examen critique ».

Larousse

Le qualificatif de « personnel » accentue cette notion d'appréciation, c'est-à-dire présentant une inexorable composante subjective, parfois irrationnelle. Dans le cadre de notre subséquente étude, nous allons en particulier nous intéresser à l'importance de cette composante en termes d'origine, enjeux et implications dans l'analyse financière.

Analyse structurelle de l'entreprise

L'objectif de cette étape préliminaire est de caractériser l'entreprise et de l'inscrire dans un champ d'activité. De plus, il s'agit de souligner les particularités structurelles de celle-ci, ses partis pris et ses objectifs. Il convient ensuite d'étudier les moyens (matériels, logistiques et humains) et les stratégies mis en œuvre par l'entreprise dans la poursuite de ses objectifs.

L'analyste emploie le jeu de données (non exhaustif) ci-contre :

Données traditionnellement employées	Données marginalement employées
<ul style="list-style-type: none">- Documents comptables de l'entreprise- Documentation en libre publication par l'entreprise- Documentation diverse fournie à l'analyste par l'entreprise	<ul style="list-style-type: none">- L'inventaire complet et historique des factures de l'entreprise- Analyse technique des immobilisations et de leur niveau de maintenance- A l'avenir, le détail des transactions bancaires de l'entreprise (cf. DSP2)

Notons que l'analyste financier dispose essentiellement de sources d'informations externes et produites par l'entreprise examinée. **Par essence, ces informations retranscrivent imparfaitement la réalité de l'entreprise, de plus, elles peuvent être orientées, voire faussées.** L'exemple d'un bilan est probant : il s'agit d'une « image » comptable de l'entreprise à un moment

donné et élaborée selon un certain nombre d'hypothèses et de conventions. Quand bien même un bilan est une image fidèle et honnête de l'entreprise, il reste irréductiblement incomplet et orienté. L'analyste financier va lui-aussi élaborer une nouvelle « image » orientée selon le commanditaire de l'analyste : un futur investisseur ne s'intéresse pas de la même manière à une entreprise qu'un futur collaborateur ou que l'administration fiscale. Le « bon » analyste cherche également à répondre aux interrogations spécifiques posées par ses commanditaires, ces interrogations amènent l'analyste à porter son **attention sur certains postes plutôt que d'autres**. On retrouve ici les biais du comportement de l'analyste énoncés plus tôt dans notre écrit (Partie 2.1).

La quête d'une représentation objective d'une entreprise est vaine, en effet, une représentation est une considération instantanée d'un élément, or celui-ci est en perpétuelle mutation.

À l'aide des données utilisées, il cherche à apprécier les éléments ci-contre :

	Eléments factuels	Eléments complexes
Eléments facilement valorisables	<ul style="list-style-type: none"> - Les caractéristiques générales de l'entreprise - Le métier de l'entreprise et son histoire 	
Eléments difficilement valorisables	<ul style="list-style-type: none"> - Les filiales, succursales et sociétés affiliées - Les projets d'investissement 	<ul style="list-style-type: none"> - L'inventaire et le détail des immobilisations - Le détail et la nature des effectifs

Remarquons qu'il s'agit d'une typologie moyenne, car d'une entreprise à une autre, pour des motifs divers et variés, les éléments appréciés peuvent grandement varier en termes de complexité.

Soft Metrics

L'expression Soft Metrics désigne les indicateurs intangibles utilisés pour évaluer une entreprise et ses activités. Les Soft Metrics font souvent références aux différents aspects d'une firme qui ne peuvent pas facilement être mesurés mais qui procurent d'importantes informations en relation avec le présent et les prévisions futures d'une entreprise. Néanmoins, comme les Soft Metrics sont difficilement mesurables ou difficilement identifiés, les quantifier peut s'avérer complexe. Le Soft Metrics permet très souvent de donner une réponse de pourquoi les Hard Metrics (les éléments facilement identifiables et quantifiables) suivent une certaine tendances où expliquer des résultats inattendus.

Investopedia: Définition Soft Metrics

La valeur ajoutée de l'analyste se trouve, non pas dans la retranscription d'éléments factuels, mais dans l'examen critique des éléments difficilement valorisables, dits « Soft Metrics ». Un élément est dit difficilement valorisable, lorsqu'il n'existe pas de large consensus quant à la « juste » valeur de l'élément. Une des causes à cela est le caractère singulier et/ou circonstanciel de l'élément.

Décomposition du processus d'analyse financière et caractérisation de la manifestation du « jugement personnel »

Illustration 1 : L'exemple de la valorisation des immobilisations de type machines et outillages et de leur niveau de maintenance.

Les immobilisations corporelles de type machine et outillages sont par définition amortissables, selon des durées et des méthodes encadrées, mais laissées à la discrétion de l'entreprise. Par exemple, en normes françaises, un « bâtiment commercial » est amortissable linéairement sur 20 à 50 ans. Dans cet exemple, l'entreprise est libre de choisir une durée d'amortissement d'une amplitude de 30 ans, ceci ayant une incidence significative dans le montant des dotations aux amortissements, donc au résultat de l'entreprise. Celle-ci est donc amenée à faire un choix aux effets comptables et financiers, ce choix répondant à un parti pris de l'entreprise en termes d'écritures comptables.

Par définition, l'amortissement désigne la répartition du coût d'un investissement sur sa durée d'utilisation. Mais, compte tenu des normes et procédures en vigueur, la durée d'utilisation n'est pas forcément égale à la durée d'amortissement.

Dans ce cas d'espèce, **l'analyste peut être amené à réviser cette durée d'amortissement pour des motifs divers**, comme un écart trop important avec la durée d'utilisation ou la constatation d'une obsolescence prématurée de l'investissement. Réviser la durée d'amortissement, donc le montant des dotations aux amortissements, c'est réviser la valeur nette comptable de l'actif et par extension la valeur financière de l'actif. **Ce choix de révision est laissée à la discrétion de l'analyste et constitue pour lui un levier d'appréciation ou de dépréciation de l'actif de l'entreprise.**

Illustration 2 : L'exemple de l'analyse des liens entre l'entreprise et ses tiers, la valorisation des effets de dépendance.

Il existe différents types de liens entre des sociétés, dont notamment les prises de participation et les contrats commerciaux.

Une prise de participation est un élément factuel qui se détermine uniquement par la quantité de parts sociales ou actions détenues par une société. La valorisation de cette participation est égale à la valeur des parts sociales ou actions.

Un contrat commercial est un élément plus complexe, régi par des clauses contractuelles et parfois à durée déterminée. La valorisation d'un contrat commercial est variable en complexité. Par exemple, un contrat d'achat d'un bien générique utilisé comme moyen de production est une forme de contrat simple à valoriser. Un contrat d'achat d'un bien sur-mesure, sujet à une protection d'exploitation de brevet est plus complexe à valoriser. En effet, si l'activité d'une entreprise dépend exclusivement d'un tel bien, donc d'un savoir-faire ou d'un droit d'exploitation de brevet, alors il existe un risque dit d'« homme clef ». Dans ce cas d'espèce, **l'analyste doit examiner ce risque et appliquer une décote discrétionnaire à l'entreprise, compte tenu du risque encouru par cette forte dépendance.**

Étude externe de l'entreprise

L'objectif de cette seconde partie est de déterminer l'environnement dans lequel s'inscrit l'entreprise ainsi que tous les acteurs concourant à son existence.

L'analyste emploie le jeu de données (non exhaustif) ci-contre :

Données traditionnellement employées	Données marginalement employées
<ul style="list-style-type: none"> - Documents comptables de l'entreprise - Documentation en libre publication par l'entreprise - Documentation diverse fournie à l'analyste par l'entreprise - Etudes de marché réalisées par des cabinets indépendants - Bases de données d'entreprises - Documents comptables des concurrents 	<ul style="list-style-type: none"> - Etudes de marché sur les composants des produits - Etudes de marché sur des sous-composants des produits - Documents comptables des fournisseurs - Sondage et enquête de marché des consommateurs

Les constats précédents se retrouvent également ici, à l'exception près que cette étape demande une documentation plus fournie et exhaustive.

A l'aide des données utilisées, il cherche à apprécier les éléments ci-contre :

	Éléments factuels	Éléments complexes
Éléments facilement valorisables		<ul style="list-style-type: none"> - Les circuits de distribution - Les fournisseurs
Éléments difficilement valorisables	<ul style="list-style-type: none"> - Les gammes et lignes de produits de l'entreprise 	<ul style="list-style-type: none"> - Les clients - Les concurrents - Les nouveaux projets de produits

Les constats précédents portant sur la nature précise des liens de dépendance entre l'entreprise et ses tiers se retrouvent ici, à l'exception près que cette partie invite l'analyste à une approche plus holistique et portant exclusivement sur les tiers commerciaux de l'entreprise.

Illustration 3 : L'exemple de l'évaluation de la pertinence de l'activité économique et de l'estimation de la demande client.

À l'examen précédent, s'ajoute également l'évaluation des biens et services offerts par l'entreprise et à l'intégration de celle-ci au marché qu'elle cible. L'évaluation des lignes de produit est critique pour deux raisons : il s'agit du facteur prépondérant dans la performance économique de l'entreprise et il s'agit d'**une étape éminemment complexe à mener pour l'analyste qui est rarement un expert avisé sur ce sujet.**

Un premier constat est celui que les entreprises elles-mêmes, quand bien même il s'agit de leur cœur de métier, parviennent qu'imparfaitement à proposer des biens et services adéquats par rapport à la demande. D'après Nielsen Europe²⁹, en 2011, en France, Espagne, Italie et Royaume-Uni, dans le secteur de la grande distribution, 76% des lancements de nouveaux produits échouent lors de leur première année. Ce taux est d'environ 43% lors d'une considération sur tous les secteurs.

Selon leur enquête, les causes de ce taux d'échec sont notamment liées à une connaissance incomplète de la demande client et d'un positionnement stratégique pas assez « innovant » (dans le sens d'apporter une pertinence et alternative nouvelle par rapport aux biens existants).

La connaissance de la demande client est un processus incertain, car prévisionnel, et coûteux à mettre en œuvre, car il s'agit de savoir si un individu est prêt à acheter un bien ou service qui n'existe pas encore. Une méthode d'estimation de la demande client est l'enquête par sondage sur un panel restreint de clients *potentiels*, mais aussi la stratégie d'offre du bien ou service en échantillon ou bêta-test à un panel, à nouveau, restreint de clients potentiels. Le choix d'un nombre limité de participants à l'étude de marché répond à une exigence de coûts, à la fois de production du bien ou service dans le cas d'offre d'échantillon, mais aussi d'indemnisation dans le cas d'une enquête par sondage.

L'analyste financier ne peut évidemment pas se permettre de conduire une enquête de marché plus exhaustive que l'entreprise étudiée, c'est pour cela qu'il emploie dans son étude des comparables qui servent d'étalon d'évaluation. Cette **démarche est satisfaisante, mais incomplète**, car les comparables en question ne sont pas examinés avec la même finesse que l'entreprise en question et que des éléments circonstanciels et contextuels peuvent marginalement fausser l'analyse financière. **Face à toutes ces incertitudes, l'analyste doit, par la**

²⁹ Virginie Gorgeon, Nielsen Europe : « 7 innovations hors normes identifiés parmi 12 000 lancements en Europe », Septembre 2014

confrontation des actions et stratégies des uns et des autres, juger de la pertinence actuelle et future de l'activité économique de l'entreprise.

Étude financière de l'entreprise

Cette partie vise à étudier, voire interpréter, la situation financière globale de l'entreprise en étudiant toutes les données comptables et financières qui peuvent être mises en perspective avec les éventuels constats des parties précédentes. L'ambition finale de cette partie est d'établir une vue économique et financière de l'entreprise, et non pas seulement comptable.

L'analyste emploie le jeu de données (non exhaustif) ci-contre :

Données traditionnellement employées	Données marginalement employées
<ul style="list-style-type: none"> - Documents comptables de l'entreprise - Informations déduites ou fournies précédemment 	<ul style="list-style-type: none"> - Analyses effectuées par des tiers professionnels - Analyses effectuées par des tiers institutionnels publics - Informations fournies par l'entreprise à des tiers institutionnels publics - Analyses techniques de sous-postes comptables

A l'aide des données utilisées, il cherche à apprécier les éléments ci-contre :

	Eléments factuels	Eléments complexes
Eléments facilement valorisables	<ul style="list-style-type: none"> - Les capitaux propres de l'entreprises 	<ul style="list-style-type: none"> - Les actifs non-économiques - Les dettes et créances
Eléments difficilement valorisables	<ul style="list-style-type: none"> - Le besoin en fonds de roulement 	<ul style="list-style-type: none"> - Les actifs économiques - Les charges et produits - Les non-valeurs

Dans cette partie, l'analyste cherche à retranscrire l'image comptable de l'entreprise en une image financière, qu'il étayera par ailleurs suite à son examen sur place de l'entreprise. En particulier, **il s'agit de la partie où l'influence induite par la requête du commanditaire de l'analyste est la plus forte**, car il s'agit ici non plus d'examiner une structure ou une activité, mais de justifier la valeur estimée de l'entreprise.

L'analyste financier n'apporte pas de valeur ajoutée sur l'examen des valeurs d'origine contractuelle ou librement négociée, comme par exemple la valeur d'une dette contractée auprès d'un établissement de crédit ou bien la valeur d'une action négociée sur un marché réglementé. En revanche, certains postes, plus complexes et dont l'inscription est plus discrétionnaire, appellent à un examen critique de l'analyste. Il s'agit notamment des facteurs clef dans la

détermination de la rentabilité et performance économique de l'entreprise, dont la structure des coûts et l'actif d'exploitation.

Illustration 4 : L'exemple de l'évaluation des postes « autres charges », « charges externes » et « charges exceptionnelles »

Ces postes cités concourent à la variation du résultat de l'entreprise. Leurs origines et leurs montants peuvent se justifier par des causes d'événements exceptionnels, fautes de gestion délibérée ou non, de changement soudain de stratégie, voire de fraude délibérée.

Le Code de déontologie de la profession de commissaire aux comptes (annexe 8-1 du livre VIII du Code de commerce, partie réglementaire) stipule dans l'article 6 que le commissaire aux comptes doit **faire preuve de « scepticisme professionnel et esprit critique »**, la circulaire associée à ce code préconise une application toute particulière de ce principe aux postes cités ci-dessus, en raison de leur éventuelle origine délictueuse. C'est un point sur lequel converge fortement l'analyste financier et le commissaire aux comptes, quelque que soit le commanditaire de l'analyse. L'examen des charges répond à un critère de validité des comptes, mais aussi de bonne conduite de l'activité économique. A nouveau, l'analyste financier utilise des comparables afin de conforter ou infirmer la structure des coûts de l'entreprise. La limite évoquée précédemment sur cette méthode-ci prévaut également et même tout particulièrement ici, en raison de l'accumulation d'éléments contextuels. De plus, l'analyste emploie cette méthode à titre d'étalon et non d'échelle, car il s'agit non pas de normer les structures de coûts, mais de les

De plus, cette quête de compréhension et de justification menée par l'analyste financier pose la question de « jusqu'où aller ? » en termes de profondeur de détails et surtout de pertinence. *L'existence de détails inexplicables dont les montants sont marginaux sont-ils essentiels à la compréhension globale de l'entreprise ?* Cette question trouve réponse dans les expériences reprises dans l'étude de James Montier : en étudiant le comportement psychologique de l'analyste financier nous avons en effet mis en évidence le fait que l'utilisation d'informations supplémentaires conduit à biaiser la perception de l'analyste et d'autant plus quand celles-ci constituent des bruits émettant des signaux contraires à l'analyste (Partie 2.1).

Étude prospective

Cette ultime étape porte sur l'élaboration d'une projection de l'entreprise dans un horizon de court à moyen terme (nous avons vu précédemment, que l'analyste est incapable d'émettre des hypothèses de long terme, Partie 2.1.). Les anticipations formulées se fondent sur des observations et hypothèses portant sur l'entreprise même et son contexte. **La formulation d'hypothèses traduit l'appréciation de l'analyste quant au futur de l'entreprise et de son environnement.** De plus, les incertitudes inhérentes à l'élaboration de prévisions s'accumulent avec les incertitudes quant à l'évaluation donnée de l'entreprise.

Méthodologiquement, l'analyste financier cherche d'abord à projeter le futur de l'entreprise compte tenu de sa situation présente et passée. Il prend donc en compte la situation opérationnelle, financière, matérielle et humaine de l'entreprise. Il s'intéresse également à l'évolution de l'environnement de l'entreprise. Il prend donc en compte les anticipations de l'analyste financier sur les parties prenantes de l'entreprise, ainsi que son environnement concurrentiel, commercial et règlementaire.

Connaissant dorénavant l'appareil productif et la structure des coûts, l'analyste financier peut élaborer des ratios de structure afin de déterminer un compte de résultat et un bilan prévisionnel. Par exemple, il peut constater que pour X quantité de biens produits, il faut X * ½ quantités de matière première 'A' et X * ½ quantité de matière première 'B'. Cette hypothèse porte sur l'appareil productif et n'invoque pas particulièrement de jugement de la part de l'analyste. Néanmoins, son rôle réapparaît lors de l'estimation du coût induit par l'achat de ces matières premières.

Illustration 5 : L'exemple de la prévision du prix du cacao

Prenons le cas d'espèce paradigmatique d'une société dont les coûts sont essentiellement composés d'achats de matière première, celle-ci étant exclusivement du cacao.

Faisons un point sur ce fruit : le cacao est une denrée alimentaire, dont le prix est négocié sur des marchés règlementés. Le cacaotier présente une particularité de taille, il présente une croissance lente et un développement capricieux en termes de température, précipitations et de variation de ces deux paramètres. En particulier, les seules terres où l'exploitation du cacao est possible sont désignées par « la ceinture du cacao », qui est une zone géographique regroupant une partie de l'Amérique équatoriale et surtout le Golfe de Guinée. Le Ghana et la Côte d'Ivoire totalisent plus de 60% de la production mondiale annuelle depuis 2001.³⁰

Le prix du cacao est donc fonction de l'offre et de la demande. Quant à la demande, elle est croissante et stable, portée par la consommation stable dans les pays développés et la consommation croissante dans les pays émergents.

Quant à l'offre, celle-ci est bien plus variable, elle dépend à court terme de la situation climatique essentiellement ; à moyen et long terme, du climat, mais aussi de la situation géopolitique (conflits interétatiques et intra-étatiques), politique (guerres civiles), sanitaire (épidémies), sécuritaires (bandits de grands chemins, piraterie maritime) économique des régions productrices et de leurs voisinages proches.

Au total, compte tenu tous ces facteurs, il est très difficilement envisageable d'estimer le prix futur du cacao dans un horizon de temps moyen. De plus, ce cas d'espèce particulier met en exergue la nécessité de ne pas raisonner en « vase clos », c'est-à-dire que **le raisonnement ne doit pas s'appliquer à une seule discipline, comme l'étude financière, mais aussi à d'autres champs,**

³⁰Source : Reportage [Arte](#), « Le cacao en voie de disparition ? », septembre 2015

comme l'étude climatique ou géopolitique, particulièrement importante lorsque l'on considère certaines matières premières.

Point sur l'extraction de signaux faibles dans une masse d'informations

Dans certains cas de conduite d'une analyse financière, l'analyste commandité peut être amené à entretenir une proximité particulière avec l'entreprise étudiée de telle sorte qu'il ait accès à des informations « privées » pouvant induire une appréciation supplémentaire. Cette information privée (le cas d'un délit d'initié est exclu ici) a des conséquences sur la valorisation de l'entreprise, mais peut aussi expliquer une curiosité constatée par l'analyste. Cette information répond au « pourquoi ? » suscité par l'analyste sur fondement d'un constat inexpliqué par les données ouvertes aux tiers de l'entreprise. Ce constat inexpliqué peut être partiellement expliqué par une série d'éléments révélateurs, mais cette déduction partielle laisse perplexe quant à l'établissement d'un lien de causalité direct et certain entre ces éléments révélateurs et le constat inexpliqué.

Le potentiel d'application d'un processus Big Data est de déceler ces éléments révélateurs qui sont des signaux faibles et constituant souvent des éléments nécessaires mais non suffisants quant à une quelconque conclusion.

Illustration : L'exemple d'une entreprise familiale sujette à un conflit interne

Développons un cas d'espèce d'une entreprise telle que sa forme sociale est une société en commandite simple, les commandités et les commanditaires sont membres de la même famille. L'entreprise connaît lors de ses 8 derniers exercices un investissement annuel constant, un résultat net positif et croissant, un actif de trésorerie supérieur au montant des dettes financières, et un versement de dividendes nul.

Au total, l'entreprise, en croissance en termes de résultat et d'appareil productif et disposant d'une capacité immédiate à rembourser ses dettes, préfère accumuler des liquidités plutôt que de verser des dividendes à ses actionnaires, quand bien même toutes les conditions d'une distribution de dividendes sont plus que satisfaites.

L'analyste extérieur à l'entreprise, de même qu'un investisseur tiers, dispose des informations mentionnées ci-dessus et constate cette situation atypique, a priori inexplicée. Un élément révélateur ici serait la structure de l'actionariat : des membres d'une même famille, donc des individus à la proximité particulièrement intime. Le versement de dividendes étant décidée de manière collégiale au sein de l'entreprise, l'absence de versement traduit ici une concertation de gré ou de force des membres de ladite famille.

Il convient de savoir, pour l'analyste extérieur, s'il s'agit d'une concertation de gré (donc un élément neutre voire appréciatif) ou une concertation de force (donc un élément dépréciatif). En l'espèce, l'analyste ne peut pas trancher, il a besoin d'informations supplémentaires. Posons que l'actionariat de l'entreprise en question est en proie de conflits ad hominem, liés à une inimitié

latente entre certains de ses actionnaires, n'ayant aucun fondement délictueux et donc aucune incidence juridique. Si cette dernière hypothèse n'était pas posée et qu'une sanction pénale était possible, il y aurait alors constitution d'une provision pour risque lié à ce conflit, or ce n'est pas le cas ici.

En l'espèce, il est impossible pour un tiers d'expliquer, de manière certaine et directe et quelque que soit les moyens mis en œuvre, la situation atypique relative au versement de dividendes, à moins d'obtenir cette « information privée » de la part d'un proche de ladite famille.

La décomposition du processus de l'analyse financière et l'étude des biais comportementaux et cognitifs de l'analyste nous a permis d'identifier les points faillants dans le processus d'évaluation d'une entreprise. On remarque notamment que dans beaucoup d'étapes l'Homme se retrouve limité par ses capacités cognitives certes mais aussi ses moyens matériels (trop coûteux, temps limité, échantillon sondé non représentatif, etc.). La connaissance de la demande client par exemple est coûteuse à mettre en œuvre et notamment pour un analyste (qui ne cherche pas à lancer de nouveaux produits mais simplement à identifier les perspectives de développement de l'entreprise qu'il valorise). Et c'est sur ce type de problématique que l'utilisation du Big Data doit être réfléchie.

2.3. Le Big Data : outil ou entrave pour le jugement de l'analyste financier ?

Le Big Data répliqueur des sentiments et imitateurs des comportements humains

La décomposition du processus de l'analyse financière nous a permis d'étudier comment l'analyste réalise ses prévisions économiques et financières. L'analyste est contraint d'établir des prévisions sur l'environnement économique futur de l'entreprise. Ces hypothèses se basent sur ses observations passées et son appréciation personnelle compte tenu de son expérience et des études réalisées et énoncées plus tôt : étude de marché, des comparables, étude macroéconomiques, etc. (Partie 2.2). Prévoir le futur serait ainsi le Saint Graal pour l'analyste financier. Le Big Data n'offre pas des pouvoirs surnaturels, néanmoins il est à même d'offrir de précieuses ressources à l'analyste.

Les cartes de fidélités, les achats par carte bancaire, l'achat en ligne, l'activité sur les réseaux sociaux, la collecte de cookies, les abonnements, le téléchargement de musiques, etc. sont autant d'éléments qui permettent de dresser un profil consommateur (et même psychologique) : le fait que vous soyez une femme ou un homme, l'âge que vous avez, le milieu sociaux professionnel auquel vous appartenez, etc. Le type d'achats que vous réalisez, la musique que vous écoutez, les sites internet que vous visitez, les destinations que vous recherchez sur internet, etc. permettent ainsi de dresser la typologie de la clientèle.

Or, connaître la typologie de la clientèle actuelle permet aux acteurs économiques d'adapter leur offre et leur business model compte tenu des attentes des consommateurs et de mieux répondre à la demande client, voire même d'élargir la base client en s'intéressant à une autre population via les informations collectées. Mieux encore, il est possible de créer des nouveaux besoins et même réorienter les demandes des consommateurs (offres promotionnels personnalisés, etc.). Face à cette situation l'analyste peut revoir ses prévisions :

- la hausse du chiffre d'affaires dans une zone géographique comme par exemple l'Afrique pourrait ainsi être revue à la hausse face à l'accroissement de la classe moyenne africaine et à leur tendances de consommation proches des occidentaux, identifiées grâce au Big Data et permettant d'appliquer des hypothèses plus centrées sur ce marché et ces consommateurs
- le taux d'occupation des hôtels grâce aux réseaux sociaux par exemple (partages de photos et vidéos de destination particulière, "likes" massifs, marquage dans une localisation, les avis sur les sites de vacances et les systèmes de rating, etc.) créent des modes qui permettent d'estimer la demande en chambre d'hôtels et en loisirs : car **identification d'un effet de mode** (idem pour les biens et services). L'analyste serait ainsi tenté d'apprécier plus positivement une chaîne d'hôtels pour lesquels de nombreuses opportunités d'expansion sont confirmées (marchés non saturés dans lesquelles la demande a de fortes prévisions de croissances identifiées grâce au Big Data)

Mum & Dad : Big Data knows your daughter better than you

Chez Target (distributeur américain) chaque client est assigné à un numéro d'identification relié directement à leur carte de crédit, à leur nom ou à leur adresse e-mail. Target recense ainsi un stock d'informations sur tout ce que l'on y achète ainsi que toutes autres informations démographiques collectées grâce à l'inscription à leur système de fidélisation ou achetées à d'autres sources. Grâce à ce riche historique, le statisticien de Target, Andrew Pole, est à même de savoir si une femme attend un enfant et ce avant même qu'elle achète des produits de maternité ou pour bébé.

Le département statistique de Target s'est en effet intéressé aux historiques d'achats des femmes ayant désormais souscrit aux newsletters pour bébés de chez Target. Ils ont réalisé de nombreux tests et dans l'analyse de ces données, des tendances de consommation intéressantes ont émergé. Par exemple ils ont remarqué que les femmes enceintes achètent beaucoup de lotions au début de leur second trimestre de grossesse et que dans les premières 20 semaines elles se tournent vers des aliments riches en calcium, magnésium et zinc, aussi quand soudainement elles achètent des quantités supplémentaires de savon sans parfum et de coton ainsi que de lotions désinfectantes pour les mains et de gants de toilette, cela signale qu'elles sont proches de la date d'accouchement. Ainsi, après que les ordinateurs de Pole et son équipe aient parcouru l'ensemble de ces quantités massives de données, il a été capable d'identifier 25 produits, qui analysés comme un ensemble, lui a permis d'assigner à chaque client un « taux de prédiction » de

grossesse ». Target a ainsi commencé à émettre des coupons de réductions et des offres promotionnelles pour ses clients en accord avec ce score.

Target et son Big Data se sont avérés assez bons dans l'exercice, et cela peut s'illustrer par une anecdote qui mérite d'être partagée : un jour, un père d'une adolescente furieux que sa fille lycéenne reçoivent des publicités pour berceaux et vêtements pour bébés s'est plaint auprès d'un manager en l'accusant d'encourager sa fille à être enceinte. Le service client de Target après avoir étudié la plainte a rappelé le père pour s'excuser de cette inconvenance. Au bout du fil, le père gêné raconta : « j'ai discuté avec ma fille, il y a des choses qui se passent dans cette maison dont je ne semble pas être au courant elle est bien enceinte et arrive à terme en août ».

Kashmir Hill : « How Target Figured Out a Teen Girl was pregnant before her father did », [Forbes](#), février 2012

Le Big Data réplique les sentiments humains et imite le comportement du consommateur en ce sens qu'il permet d'anticiper ses – potentielles – consommations futures. Le Big Data devient un outil prépondérant dans la prévision de données et notamment des tendances de consommation, nécessaires au pricing (fixation des prix de billets d'avions, de chambres d'hôtels, etc.), aux lancements de nouveaux produits, etc.

Big Data : le risque de l'illusion de la connaissance

S'interroger sur « l'illusion de la connaissance » en analyse financière, c'est aujourd'hui s'interroger sur le Big Data : *le Big Data sert-il ou dessert-il l'analyste ?* Cette question est peut-être ce qui a conduit à rajouter un "quatrième « V », pour Véracité, aux principes décrivant le Big Data. En effet, après un parcours de la littérature et l'étude des processus d'évaluation, la véracité des données prend tout son sens : car le Big Data offre des données massives certes mais des données principalement non structurées. L'usage de ces données nécessite alors tout un effort préalable afin de les structurer et de vérifier la qualité de ces informations pour être utilisables.

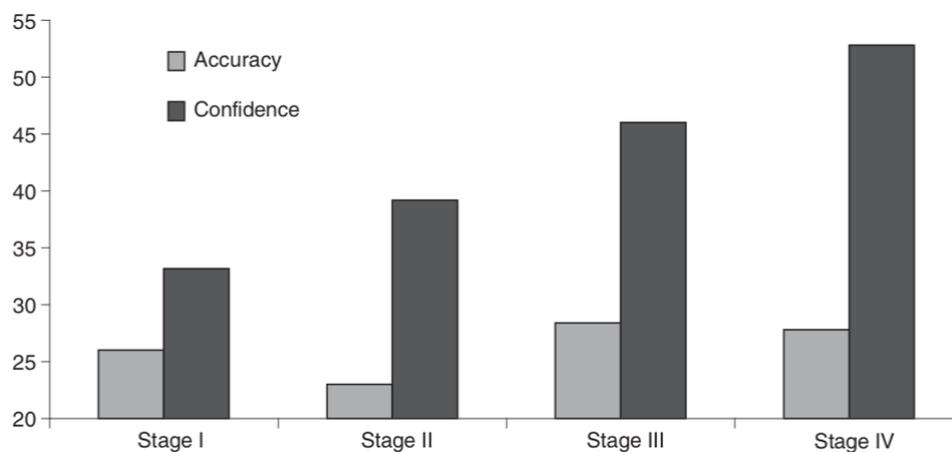
De nombreuses études (Oskamp 1965, Slovic 1973, Davis et al. 1994, Handzic 2001, Montier 2007) se sont intéressées à la réaction humaine face à un apport excessif de données (dans tous les domaines : financier, pari sportif, droit, etc.), et pour tous, les résultats se rejoignent : **l'abondance de données contribue à accroître l'excès de confiance tout en influant peu sur l'exactitude des prévisions, voire même altérant l'esprit d'analyse**³¹ (aussi bien pour les analystes financiers, les parieurs sportifs, les juristes, etc.).

³¹ Le mécanisme à l'origine de ce phénomène a été développé dans la partie 2.1

« Is more Information Better Information » ? ³²

Montier a repris l'expérience de Oskamp (1965) pour illustrer ce phénomène applicable aux investisseurs. Cette expérience consistait à demander à des psychologues de dresser le profil psychologique d'un patient. Oskamp a divisé cela en 4 étapes, dans chacune des étapes des informations supplémentaires étaient données aux psychologues sur les événements de la vie du patient³³. Si les résultats (Graphique 2) montrent que l'exactitude de l'analyse augmentent marginalement (même si diminue entre deux périodes), la confiance du psychologue en son analyse, elle, explose.

Graphique 2 : Taux de confiance et de précision après chaque étape (%)



Source : J.Montier, adaptation de Oskamp (1965)

La massivité des données en plus de polluer l'environnement cognitif de l'Homme, lui offre un excès de confiance pernicieux. Pourtant c'est ainsi qu'on apprend à l'analyste son métier : rechercher et analyser un maximum de données qui seraient susceptibles d'influer directement ou indirectement sur la variable étudiée. *Est-ce que cela signifie que l'analyste doit travailler autrement ?* La réponse est non, pour comprendre cette incohérence notre regard doit se déplacer de l'information vers l'analyste : **ce n'est pas l'information qui limite l'analyste, ce sont ses capacités cognitives et encore une fois ses biais comportementaux**. L'Homme n'est pas en mesure de gérer une quantité massive d'information et pourtant, comme le décrit Montier dans son ouvrage : l'investisseur persiste dans sa chasse à l'information avec l'idée que savoir plus que les autres lui offriront un meilleur arbitrage. Or cela s'avère souvent faux, car au final il va se

³²J.Montier : *Behavioural Investing : A Practitioner's Guide to Applying Behavioural Finance* (2007), Chapitre 11 : « The Illusion of Knowledge or Is More Information Better Information ? »

³³« Stage I was deliberately minimal to establish a base rate with which to compare later stages. Stage II added 11/2 pages of information about Kidd's childhood through to the age of 12. Stage III was 2 pages on his high school and college experiences. The final stage of information covered his army service and later life up to the present day. »

concentrer sur des informations futiles, inconsciemment orienter sa recherche vers ses intuitions et vers ces informations dont il n'a pas toujours une grande certitude quant à leur exactitude, son évaluation n'en sera que plus éloignée de la réalité.

Une information supplémentaire dans le champ d'étude de l'analyste lui permet d'être mieux informé à condition d'**être cognitivement capable de l'analyser objectivement compte tenu des informations précédentes**. L'information supplémentaire ne doit pas être un outil d'influence : une nouvelle information ne doit pas être étudiée sous un avis inconsciemment orienté par ce que nous aurions conclu avant d'intégrer cette nouvelle donnée. Le souci est de veiller à différencier ce qui est corrélé de ce qui est dépendant, il est bon de rappeler un principe de micro-économétrie à savoir que : **deux variables peuvent être corrélées sans pour autant être dépendantes**.

Or, après l'étude des résultats des expériences énoncées, il nous apparaît que l'analyste tend à manipuler ses observations (souvent inconsciemment) et détourne cette cause commune et définit deux variables corrélées comme dépendantes ce qui tend à faire perdre en précision ses prévisions et son analyse (car basée sur une corrélation fallacieuse³⁴).

L'erreur de prévision n'est donc pas imputable au Big Data, mais à l'humain. Les limites cognitives de l'Homme ne doivent pas nous emmener à remettre en question la profitabilité du Big Data, mais à sensibiliser l'analyste sur ses faiblesses cognitives. Le Big Data n'est en définitif pas nuisible à l'analyse financière, au contraire c'est un outil précieux, à condition que l'analyste veille à la véracité de ses données, et surtout utilise objectivement et en priorité des éléments factuels.

Limite au traitement des données Big data et le risque de modèle³⁵

Le Big Data est donc un outil précieux pour les acteurs économiques, à condition d'être utilisé intelligemment et de traiter pertinemment les données qu'il collecte. Les limites cognitives de l'homme, énoncées précédemment, ne lui permettent donc pas de traiter les données fournies par le Big Data. C'est pour cette raison que le développement du Big Data s'est fait corrélativement à celui de l'Intelligence Artificielle : l'intelligence humaine n'étant pas à même de traiter des données massives et non structurées c'est à la Machine que cette mission doit être confiée : les systèmes ANN et hybrides sont eux capables de traiter des quantités massives de données que celle-ci soient structurées ou non (Partie 1).

³⁴ Corrélation fallacieuse ou spurious correlation

³⁵ Cette synthèse a été réalisée après l'étude du cours de Stéphane Mallat : [L'apprentissage face à la malédiction de la grande dimension](#), Collège de France

L'objectif de l'apprentissage Big Data par un système d'intelligence artificielle est d' « extraire de la connaissance des données ». Un tel processus comprend trois étapes clef : le traitement des données, la modélisation des données et la prédiction. Chaque étape est cruciale et présente des risques de modèle particuliers. De plus, le système d'Intelligence Artificielle n'est pas autonome : il reçoit des informations d'un autre système, donc une accumulation des erreurs de modèle d'un système à un autre est possible.

Étape 1 : Traitement

Cette première étape est celle de la capture d'un « signal » qui sera ensuite rangé dans une famille de données, selon sa nature (exemple : "une image dans la famille des images"). Le risque de modèle principal ici est dans la mesure du signal.

Étape 2 : Modélisation

Cette seconde étape vise à réorganiser les données, à en « extraire une connaissance ». Dans l'exemple paradigmatique de l'algorithme classant des images selon il s'agit d'un chien ou chat, cette étape est l'organe qui cherche à déterminer, compte tenu de son apprentissage, quels sont les éléments de raisonnement à suivre afin de déterminer si l'image correspond à un chien ou un chat.

Le risque de modèle revêt plusieurs formes ici :

- Négligence des signaux faibles
- Imprécision (comme la création de classes superflues : « l'animal sur l'image a des poils, c'est évident étant donné qu'il s'agit de chiens et de chats »)

Étape 3 : Prédiction

Cette ultime étape correspond, dans le cas de l'exemple ci-dessus, à l'organe qui décide si une nouvelle image intégrée correspond à un chien, un chat ou à une indétermination.

Le risque de modèle ici est semblable à celui ci-dessus, avec l'ajout de celui du « faux point focal » (illustration : les images de chien sont toujours de profil et ceux de chat de face, puis on introduit une image d'un chien de face et l'IA renvoie 'chat'), il s'agit d'un cas où une caractéristique devient discriminante à tort.

Si l'Homme n'a pas les capacités cognitives nécessaires à traiter des quantités innombrables de données, les systèmes d'Intelligence Artificielles peuvent également s'avérer défailants face à certains types de données et notamment dans les premières phases de leur développement. Le Big Data, outil précieux peut en plus des biais cognitifs ajouter des erreurs de mesures aux résultats de l'analyste.

Après avoir parcouru la littérature nous avons vu qu'il y a encore quelques années, les systèmes d'ANN et ES aidaient à la décision mais ne se substituaient à l'analyste financier, pourtant nous venons d'explicitier les nombreuses limites auxquelles l'analyste fait face lors de son évaluation. Il est alors intéressant de s'intéresser, non seulement à ce qui est réalisé ou

envisageable aujourd'hui en terme de substitution Homme/Machine afin de mesurer l'évolution et le déploiement des systèmes intelligents en analyse financière, mais aussi de comprendre comment et grâce à quel processus les enjeux de l'Homme peuvent être appréhendés par la Machine.

3. Etude de cas : Humain vs Machine dans l'analyse financière

3.1. L'Intelligence Artificielle et l'analyse structurelle de l'entreprise

Afin de réaliser l'analyse structurelle de l'entreprise, de nombreux systèmes experts (ES) sont déjà utilisés en grand nombre dans le secteur financier (banques, cabinets d'audit et de comptabilité, etc.). Nous avons vu en première partie comment ce type de système fonctionnait et comment il pouvait faciliter la vie de l'analyste avec l'étude de Fineva, développé pour IBM.

Néanmoins pour les limites que nous avons identifiées, les systèmes experts doivent être abandonnés au profit des systèmes hybrides et des Machines Learning quand l'environnement étudié s'avère complexe et mouvant.

Alloc8 Reconcili8 : Réconciliation bancaire autonome et automatisée

L'outil proposé par Rimilia : Alloc8 Reconcili8

Les entreprises utilisant Reconcili8 réalisent jusqu'à plus de 95% de rapprochements bancaires automatisés sur une base quotidienne en téléchargeant simplement les transactions bancaires journalières ce qui permet aux analystes, comptables, auditeurs, etc. et à l'ensemble du personnel concerné par cette tâche de se focaliser sur des tâches à plus forte valeur ajoutée et plus pertinentes.

Rimilia, Intelligent Finance Solutions : www.rimilia.com

Comme le rappelle les développeurs de Reconcili8 sur leur site : la réconciliation bancaire est la base de tous les contrôles financiers pour s'assurer que ce qui est reporté correspond à ce qui s'est réellement produit. Le rapprochement bancaire est une tâche laborieuse et répétitive, une véritable source d'erreurs face aux innombrables lignes et colonnes des tableurs nécessaires à cette tâche fastidieuse, souvent des doubles voire triples contrôles doivent être effectués par les équipes.

Rimilia, avec son outil Reconcili8, propose ainsi d'accroître la productivité du secteur et de réduire les erreurs dans cette tâche. Reconcili8 Bank Reconciliation software est ainsi proposé comme un logiciel de rapprochement bancaire, qui grâce, à son moteur de recherche intelligent, apprend et s'améliore à mesure de son utilisation pour changer définitivement les pratiques de rapprochement bancaire. La réconciliation bancaire prendra désormais quelques minutes pour achever cette action et propose même de remplacer l'analyste sur d'autres actions encore :

- analyse complète et vérifications rétrospectives avec un back-up de contrôle sur ce qui a été associé et réconcilié
- plusieurs comptes bancaires peuvent simultanément être étudiés pour rapprocher les éléments d'un seul grand livre comptable
- des ajustements sont identifiés par le logiciel et ajoutés à l'ERP système (Entreprise Ressource Planning)
- suivi et reporting de tous les rapprochements bancaires en temps réel

Préconisations

Il serait intéressant qu'un outil comme Reconcili8 soit doté d'une fonction permettant l'établissement et l'élaboration d'un bilan comptable en se servant des différents éléments comptables de l'entreprise (informations sur les stocks³⁶, les productions, les ventes, etc.) en plus des rapprochements bancaires.

Obtenir un bilan clé en main et fidèle aux transactions bancaires en temps réel, nous permettrait ainsi de revenir sur une des problématiques identifiées lors de la décomposition du processus d'analyse financière (Partie 2.2.), à savoir que : l'analyste financier après avoir étudié le bilan de l'entreprise et des éléments connexes, va chercher à reproduire une nouvelle « image » comptable de l'entreprise qui, d'après son jugement personnel, sera plus fidèle et plus représentative de l'état comptable et financier de l'entreprise. Or, dans cette action particulière, nous avons relevé la manifestation de certains de ses biais comportementaux : notamment le fait de se concentrer sur certains postes plutôt que d'autres, ce qui conduisait à altérer sa perception. Avec Reconcili8 et cette fonctionnalité additive, nous serions à même de **réduire les erreurs quant à la retranscription du bilan de l'entreprise.**

Ainsi, en plus de dépasser les limites des systèmes experts (ES) en analyse financière, **les machines learning permettent d'éliminer les biais comportementaux et cognitifs de l'Homme** en dénuant l'analyse financière de l'intervention humaine et de ses interprétations, **tout en améliorant son efficacité et la productivité des départements financiers.**

Aussi, on définissait comme vaine la caractérisation d'une entreprise via son bilan, celui étant fixe et l'environnement de la société étant mouvant : avec Reconcili8, nous devenons capables de

³⁶Des informations en temps réel sur les stocks pourraient par exemple être extraites avec des fonctionnalités similaires à celles qu'offrent les logiciels de comptabilité interactifs type : OneUp

produire rapidement un état comptable de l'entreprise étudiée avec une présentation instantanée des états financiers.

La maintenance prédictive augmentée par l'Intelligence Artificielle

La maintenance prédictive consiste en général à une planification d'actes d'entretien selon des échéances propres à l'utilisation d'un équipement considéré. Ce modèle de gestion, qui n'est pas nouveau en soit, peut être augmenté par des systèmes d'intelligences artificielle permettant de définir des actes d'entretien d'une autre manière que par la simple considération du temps d'utilisation. Dans des équipements composés de différentes pièces, la panne paralysant l'équipement dans sa globalité est souvent induite par un nombre limité de pièces défectueuses. Il convient donc de mesurer l'activité des pièces critiques d'un équipement, à l'aide d'objets de mesure connectés ou bien des instruments de mesure manuels, le tout afin de détecter des signaux faibles annonciateurs d'une panne.

Cette démarche a été par exemple développée par le département d'impression fiduciaire de la Banque de France, ayant introduit un système d'intelligence artificielle gérant des capteurs connectés posés dans les machines d'impression, triage et comptage de billets. Ainsi, ces capteurs permettent de détecter des anomalies éventuelles de certaines pièces critiques. De plus, le système d'intelligence artificielle analyse ces anomalies compte tenu d'une base de données historiques composée du détail des incidents techniques déjà rencontrés. (La même démarche a été développée pour la SNCF et les pannes ferroviaires).

Au total, il s'agit d'un système de diagnostic de défaillance utilisant des capteurs placés judicieusement afin de détecter les symptômes d'une défaillance. Cela a permis en particulier à la Banque de France de prévoir avec précision les pannes futures à un horizon de 3 mois, améliorant donc la capacité de réponse des techniciens réparateurs, étant donné qu'ils détiennent désormais les informations concernant le type de panne, sa localisation et sa cause. De plus, cela permet une gestion en flux tendus des pièces détachées étant donné que les techniciens ont un délai de 3 mois environ pour se procurer une pièce détachée de remplacement.

Ce système de maintenance prédictive augmentée a deux incidences sur la gestion d'équipements matériels : **d'abord elle permet de connaître avec davantage de précision l'état de l'équipement, ainsi que de permettre une meilleure anticipation des achats de maintenance.**

A nos préconisations précédentes nous pouvons ainsi envisager d'ajouter ce type d'outil afin **d'établir des constats précis et en temps réel sur l'état de nos immobilisations corporelles** : ainsi la limite énoncée précédemment, quant à la durée d'amortissement qui reste à la discrétion de l'entreprise et de l'analyste serait aujourd'hui établie de manière crédible et précise compte tenue

de l'état réel des machines (l'évaluation des immobilisations ne nécessiteraient plus non plus une visite du site de production des analystes et investisseurs).

De la même façon nous pourrions appréhender et anticiper de manière plus optimale les investissements en machines et les renouvellements du matériel à envisager, l'introduction de ces éléments financiers de cette façon permettront encore de fidéliser l'image de l'entreprise (de son bilan) et donc d'établir des prévisions plus réalistes quant à notre plan de financement.

3.2. L'Intelligence Artificielle et l'étude externe de l'entreprise

Estimation de la demande client : l'exemple d'enquête de marché par « crowd-storming »³⁷

L'outil proposé par FanVoice :

FanVoice connecte les marques à leurs "fans" (clients, collaborateurs, panels, etc.) autour de brainstormings géants sur Internet, pour améliorer des produits et services existants ou en inventer de nouveaux. Ils utilisent une technologie de Text Mining (une technique de traitement de langage naturel) qui permet d'aller plus loin que la simple détection d'idées ou de feedbacks. L'analyse sémantique facilite le traitement d'importants volumes de verbatims, afin d'en **extraire des indicateurs décisionnels : attentes communes, freins, leviers, irritants, validation de concepts, priorités, etc.**

Des Smart Datas, des Datas "Quali + Quanti" : Les agences et instituts d'études utilisent l'outil SaaS FANVOICE pour organiser plus facilement des projets d'écoute client, et recueillir rapidement des données quantitatives à partir d'importants volumes de verbatims, etc. La technologie de "Text Mining" accélère les analyses : elle transforme les mots en chiffres pour "lire entre les lignes" et mieux comprendre les attentes des consommateurs.



FANVOICE : www.fanvoice.com

³⁷Source : Start-up Fanvoice, conférence donnée au Palais Brongniart sur invitation de l'association Finance Innovation ; et site internet de la compagnie : www.fanvoice.com

Le constat de l'entreprise Fanvoice est celui de Nielsen évoqué plus haut : « en 2011, en France, Espagne, Italie et Royaume-Uni, dans le secteur de la grande distribution, 76% des lancements de nouveaux produits échouent lors de leur première année ». Au total, les méthodes traditionnelles de marketing semblent manquer en efficacité, ce manquement est lié à un choix de rationalisation des coûts et d'erreurs d'estimation de la demande client.

La solution proposée par Fanvoice est celle d'une plateforme collaborative (avec une partie "forum" et une partie enquête par sondage) où des porteurs de projet proposent leurs idées et où des particuliers peuvent librement choisir de devenir testeurs. Ces derniers sont invités à juger (avec un système de "like") les contributions des autres, ainsi que de remplir à leur discrétion des sondages éventuellement proposés par le porteur de projet. Les particuliers les plus "likés" sont récompensés de manière déterminée par les porteurs de projets.

Le système AI de Fanvoice porte sur plusieurs points : d'abord l'agrégation de toutes les données fournies par un panel, en théorie illimité, de particuliers, et surtout l'analyste textuelle des « feedbacks ». L'intégration d'un système de compréhension de textes, dit du langage naturel, permet à la plateforme de traiter automatiquement des feedbacks complexes comme des réponses à des questions ouvertes, donc offrant une plus grande liberté de réponse aux particuliers. Les sondages traditionnels de marketing portent souvent sur des questions fermées (de type : Achèteriez-vous ce produit, sur une échelle de 1 à 10'), or le porteur de projet ne s'intéresse pas uniquement au « oui / non » du consommateur futur, mais surtout au « pourquoi du oui / pourquoi du non ». La capture et l'analyse du « pourquoi » sont plus complexes à mettre en œuvre, d'où la solution proposée par Fanvoice.

L'enquête de marché aux démarches fastidieuses et coûteuses en terme d'investissement physique et financier peut donc aujourd'hui être aisément réalisée virtuellement et à moindres coûts. En plus d'offrir une meilleure intégration des tendances de consommation pour les entreprises, l'analyste financier et l'investisseur potentiel eux-mêmes peuvent **envisager cette solution pour améliorer leur appréciation quant à la demande client future et la réalisation d'un compte de résultat prévisionnel.**

3.3. L'Intelligence Artificielle et l'étude financière de l'entreprise

Estimeo, système de notation financière automatique de start-up

L'outil proposé par Estimeo :

Estimeo est une jeune pousse franco-suédoise créée en 2017. Il s'agit d'une agence de notation destinée uniquement aux petites et très petites entreprises (de type "start-up"), dont les services offerts sont automatisés à 100%.

Les services offerts consistent en l'attribution d'une note (de 0 à 20) et de la formulation d'un certain nombre de préconisations compte tenu des calculs effectués et de la comparaison avec d'autres entreprises comparables. En soit, il s'agit d'un service de crédit scoring et d'analyse de solvabilité, il s'agit d'une démarche qu'entreprend également un analyste financier. La notation, ainsi que le benchmarking, sont assurés à 100% par des algorithmes d'Intelligences Artificielles.

L'utilisateur d'Estimeo (i.e. une start-up) utilise la plateforme d'Estimeo et peut y renseigner à sa discrétion des informations relatives à son entreprise. Les questionnaires d'Estimeo se présentent par échelon d'exhaustivité (exemple : pour renseigner ses dettes financières, il est possible de simplement donner le montant, le taux et l'échéance du montant global. Ou bien, il est possible d'également inscrire les établissements de crédit, les garanties éventuelles, les rangs de séniorité de dette, etc.). Comme mentionné précédemment, plus les données sont diverses et exhaustives, plus les algorithmes sont précis, ce qui est le cas ici.

Quant au modèle d'Intelligence Artificielle employé ici, il s'agit d'agréger toutes les données fournies par l'utilisateur, puis d'établir des ratios et des notations intermédiaires. Ces indicateurs calculés sont ensuite confrontés entre eux afin d'y déceler les cohérences et incohérences. Cette détection se fait d'abord en "cercle fermé" (i.e. l'entreprise évaluée sans contexte), puis en "cercle ouvert" (i.e. l'entreprise comparée à d'autres). De même, plus la base de données des comparables est riche (donc plus Estimeo est sollicitée), plus l'algorithme est précis. Enfin, une pondération des deux analyses précédentes est opérée et une note globale est ensuite attribuée.

Le modèle d'Estimeo présente néanmoins un certain nombre de points faibles, car il dépend très significativement de deux paramètres exogènes : le degré d'exhaustivité de données fournies par les utilisateurs et le nombre d'utilisateurs total. De plus, il ne s'adresse qu'à un cercle d'acteurs restreint (petites entreprises). Néanmoins, ce modèle automatisé par Estimeo et entièrement piloté par ses utilisateurs présente l'avantage d'être peu coûteux (en 50€ et 100€ la notation).

Malgré nos recherches et l'ensemble des professionnels rencontrés, l'étude financière de l'entreprise constitue la partie de l'évaluation sur laquelle nous avons trouvé le moins de solutions répondant directement à nos besoins. A ce jour, peu d'outils d'Intelligence Artificielle permettant d'étudier les éléments financiers de l'entreprises semblent exister pour déterminer les besoins en fonds de roulements, etc. (des logiciels facilitant les reportings et leurs présentations existent mais ils ne s'appuient pas sur des algorithmes ou sur des systèmes intelligents) et nécessitent une réelle implication humaine (de l'analyste, du comptable, etc.).

3.4. L'intelligence artificielle et l'étude prospective

Alloc8 Forecast : la prévision et la gestion des cash flows

L'outil proposé par Rimilia : Alloc8 Forecast

Alloc8 Forecast cash flow management permet à travers l'analyse du comportement des précédents clients (types de paiements, etc.) de prévoir ce qui est le plus susceptible de se produire en terme de cash flow :

- Analyse du comportement de paiement des clients
- Prise en comptes des variations connues pour prévoir les comportements (exemple : fin de l'année fiscale)
- Prise en compte des informations sur les clients (exemple : promesse de paiement)
- Prévisions calculées au niveau du client avec un taux de probabilité
- Identification des clients les plus sujets à un défaut de paiements



Predictive Analytics

Predict future trends based on payment information and risk data



Machine learning and AI-driven

Achieve up to 95% automatch with our intelligent self-learning engine



Integration

Out of the box integration with **any** ERP system including SAP, Oracle, JD Edwards, MS Dynamics



Real-time reporting

Gain visibility and control with instant access to real-time data



Any currency, any language, any country

Automate matching remittance and cheque image with cloud storage



Any bank files and processes

Quick implementation and ROI with reduced IT involvement

Rimilia, Intelligent Finance Solutions : www.rimilia.com

Pour les développeurs d'Alloc8 Forecast, la prévision des cash flows de l'analyste peut être comparée à conduire une voiture en se servant uniquement du rétroviseur arrière et en ne prenant que des actions rétrospectivement, ce qui est bien entendu trop tard. Ainsi, ils définissent Alloc8 Forecast cash flow management comme un logiciel capable de prévoir les cash flow en offrant la possibilité d'anticiper à l'analyste les différents comportements de paiement envisageables. Cet outil permettrait ainsi à l'analyste d'accorder une certaine confiance à ses prévisions et de **retraiter le bilan de l'entreprise étudiée : notamment en réallouant plus intelligemment les provisions pour risques et charges** (si des défauts de paiements seraient à constater avec une forte probabilité) ; cela permet également aux investisseurs de mieux se positionner en appréhendant mieux les flux de cash à venir et la liquidité de l'entreprise.

Le fait que Alloc8 Forecasts ne se contente pas d'interpréter des éléments financiers et factuels mais intègre aussi des jugements subjectifs et des éléments qualitatifs (avec l'étude des comportements), rend cet outil particulièrement intéressant pour le processus d'analyse financière : en **mimant l'intuition et en répliquant l'esprit déductif humain**, l'analyste financier, victimes de biais cognitifs dans ce type d'analyse, pourrait être exonéré de cette étape qui pourrait être confiée à la Machine Learning en autonomie.

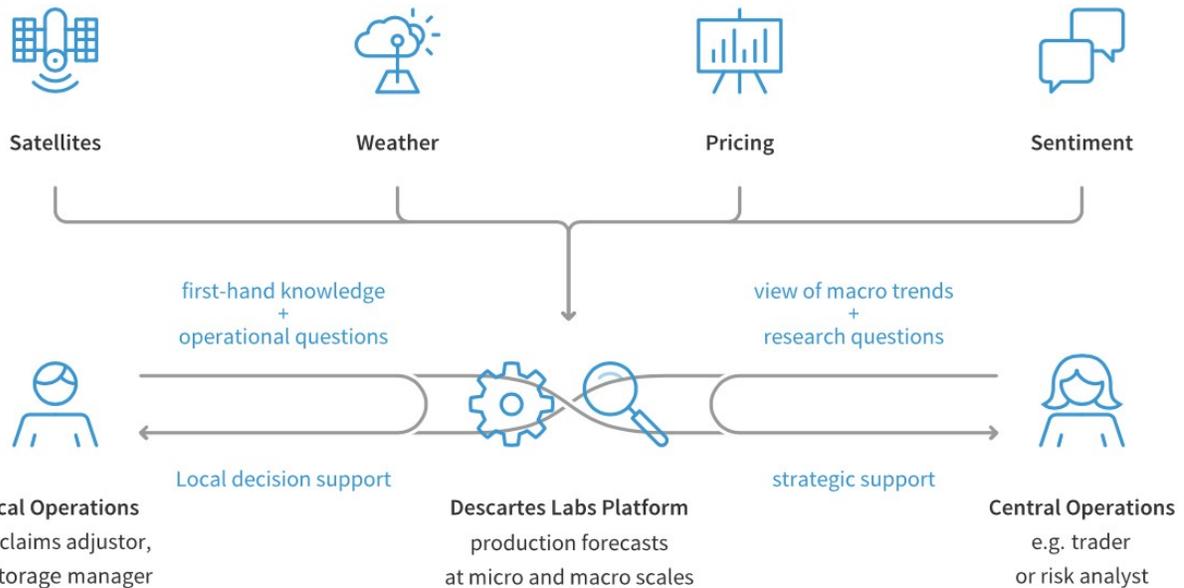
Alloc8 Forecast est une parfaite illustration des propos de Kamil Omoseto qui définissait les systèmes de réseaux neuronaux (ANS) comme une forme d'intelligence artificielle capable de mimer le cerveau et l'intelligence humaine.

Les matières premières et le « price prediction »

Contrairement aux idées reçues, la prédiction du prix des matières artificielles via l'intelligence artificielle n'est pas une problématique nouvelle. En 1993 déjà, Ernest A. Foster (University of Alabama) réalisait sa thèse sur le sujet (Commodity futures, Price prediction : An Artificial Intelligence Approach), et mettait en lumière les premiers systèmes neuronaux utilisés afin de prédire l'évolution des prix des matières premières.

L'analyse du prix des matières et son évolution future fait appelle au jugement de l'analyste dans l'étude prospective : c'est à lui d'estimer le coût d'achat à venir des matières premières, or nous avons vu avec l'exemple du cacao comment cette démarche peut être alambiquée. De nombreuses problématiques divergentes doivent être envisagées de sorte à balayer l'ensemble des éléments susceptibles de faire varier le prix de la matière en question : le climat, le contexte géopolitique, etc. (Partie 2.2.). **Désresponsabiliser l'analyste de cette tâche, permettrait donc d'améliorer les résultats de prédiction à moyen et long terme** (l'Humain étant cognitivement incapable d'établir des prévisions à long terme, Partie 2.), **mais aussi de traiter l'intégralité des éléments périphériques qui seraient susceptibles d'impacter de près ou de loin la variable étudiée** (l'analyste étant incapable de traiter une quantité massive d'information, cette mission doit être confiée à la Machine, Partie 2.).

Descartes Labs



Les fondateurs de The Descartes Labs décrivent leur plateforme comme le chaînon manquant pour rendre l'image satellite utile et utilisable. Descartes Labs collectent les données journalières des fournisseurs d'image publique et commerciale, les nettoie, les calibre et les stock dans un système de fichier facile d'accès : prêtes pour l'analyse scientifique. Ils utilisent Python APIs pour accéder à n'importe quelle image de la Terre en quelques secondes. La plateforme de Descartes Labs offre ainsi un accès unique à un référentiel inégalé d'images satellites historiques et en temps réel déjà prétraitées.

Le traitement de ces données nécessite une plateforme qui puisse ingérer et traiter des ensembles massifs de données : pour contourner ce problème, ils ont construit un « supercomputer » dans le cloud, qui permet des résultats hyperrapides ; des données collectées pendant des décennies peuvent être traitées en quelques heures grâce à leur Machine Learning. Durant l'analyse ou l'apprentissage de la machine, la plateforme va adapter ses ressources compte tenu de la demande.

Descartes Labs: www.descarteslabs.com

Grâce à son système d'analyse d'image satellite, Descartes Labs a réussi à prévoir les récoltes américaines de maïs à 1% près. L'analyse des températures des océans par image satellite via l'intelligence artificielle permet d'établir des prévisions météorologiques, leur effet sur les récoltes agricoles, le rendement de la culture attendu à l'hectare et de fait la variation des prix correspondante liée à cette variable explicative grâce à des algorithmes intégrés à ces systèmes intelligents.

La Machine peut alors se substituer à l'Homme dans la prévision des prix des matières premières et même dans le trading des commodities (d'après le Financial Times : « les systèmes de trading autonomes comptent aujourd'hui pour la moitié du volume des transactions dans les commodity futures »³⁸).

QuantCube et l'appréciation du SoftMetrics

La définition des Soft Metrics (Partie 2.2) nous a permis d'identifier les difficultés liées à leur interprétation. Les Soft Metrics, malgré les efforts de mesure qu'ils requièrent, ils permettent souvent d'expliquer un nombre important d'éléments explicatifs de l'état présent et futur d'une entreprise. Nous avons aussi observé lors de notre étude terrain **que c'est face à ce type d'éléments que l'analyste fait le plus appel à son intuition personnelle**. L'important investissement (tant en outils que en temps) que nécessite l'étude des Soft Metrics conduit souvent l'analyste à tirer des conclusions précoces. Or l'analyste qui se fonde sur des conclusions anticipées souvent basées sur des éléments partiels ou de mauvais indicateurs (corrélation fallacieuse, etc.) tend à accumuler des erreurs d'évaluation, si bien qu'à la fin du processus les prévisions estimées divergent grandement du scénario réel. (Cette caractéristique propre à l'humain, – et que l'on peut identifier comme **l'illusion de la connaissance** – est illustrée par l'expérience de Oskamp, adaptée par Montier, dont les résultats sont représentés sur le Graphique 2 (Partie 2.3.), et qui met en évidence comment la prise de conclusions hâtives desservait l'Homme mais aussi et surtout comment se baser sur des informations superflues conduisait à accroître « the optimistic biais »).

Dans notre étude sur l'illusion de la connaissance (Partie 2.3.), nous avons pu conclure que **ce n'est pas l'excès d'informations qui biaise le jugement de l'analyste, mais c'est la confusion entre des éléments pertinents et des éléments non pertinents** (corrélation fallacieuse, etc.) et redondants voire inexacts. Ainsi, afin de réduire l'erreur d'évaluation liée à la complexité de mesure des Soft Metrics, nous avons cherché non pas à réduire le nombre d'informations disponibles pour l'analyste mais à **rendre plus objective cette étape de l'évaluation en faisant appel à l'Intelligence Artificielle**.

Le système d'ANN développé par QuantCube Technology nous est apparu comme le plus à même de répondre à cette mission à la place de l'Homme. QuantCube permet d'aller plus loin que la simple étude d'images satellites ou du traitement de langage naturel, en combinant l'intégralité de ces fonctions et des résultats qu'ils obtiennent par chacune de leurs expériences QuantCube permet l'analyse d'un grand nombre de variables potentiellement significatives dans la variation de la variable explicative étudiée (activité hôtelière, prix, risque politique, etc.).

³⁸Gregory Meyer : « Automated trading of commodity futures accelerating », *Financial Times*, juin 2017

QuantCube Technology (Q3)

Quantcube Technology (abrégée Q3) est une start-up française créée en 2013, elle est spécialisée dans la mise en œuvre de stratégies d'investissement par analyse Big Data.



UNIQUE DATA WAREHOUSE

We have one of the largest global Data Warehouse in terms of diversity of unstructured data sources, with several billion data points over more than 40 countries.



MULTIPLE ANALYTICS

We master most Artificial Intelligence algorithms to analyze all types of unstructured data : Natural Language Processing, Deep Learning, Graph Theory algorithms....



CROSS-SECTORAL APPLICATIONS

Our predictive Analytics can be successfully applied to many sectors : Finance, Macroeconomics, Consumer Finance, Energy, Insurance, Retail Banking, E-Commerce, Smart City and much more.



TEAM OF EXPERTS

Our multi-talented team includes more than 20 Data Scientists and Tech experts with Master's degrees and PhDs from top-notch international engineering schools and universities.

QuantCube est spécialisée sur l'analyse prédictive en temps réel, basée sur des données non structurées et massives ; avec la combinaison de la technologie, de la sciences des données et de l'expertise business ; QuantCube propose des solutions à des institutions et des entreprises partout dans le monde et dans de multiples secteurs.

Alimentées par les algorithmes d'Intelligence Artificielle les plus développés, les solutions prédictives de Q3 offrent aux entreprises et aux institutions des informations précises et exploitables en temps réel pour prendre les meilleures décisions, quelque soit le secteur ou le type de données.

QuantCube Technology: www.q3-technology.com

QuantCube : l'estimation du risque politique

Le risque politique est une composante clef dans la détermination d'un risque pays qui est lui même source d'influence sur les anticipations en analyse financière (relatives à la croissance des ventes dans le pays ou bien à l'achat de biens produits dans le pays, évolution du marché immobilier, etc.). Le risque politique se manifeste de manière latente, c'est-à-dire selon le « climat social » ou ponctuel, c'est-à-dire lors d'événements majeurs comme une élection.

Le modèle de prédiction du Huffington Post (presse clairement orientée politiquement) donnait, lors des élections présidentielles de 2016 aux Etats-Unis, H. Clinton vainqueur à 98% sur la base d'une population de 5.000 individus. Le modèle de prédiction de Quantcube Technology donnait D. Trump vainqueur à 54%. De manière ex post, la prédiction de Q3 semble beaucoup plus proche de la réalité effective (à 2,5% près). Il convient donc d'explicitier son fonctionnement.

Le modèle de Q3 d'analyse de risque politique ponctuel s'appuie essentiellement sur deux procédés : le « web-scraping » et le « natural langage processing ». Au total, le modèle recueille et analyse les commentaires et publications à caractère politique sur des réseaux sociaux (Facebook, Twitter, Pinterest, Tumblr essentiellement) tout en mettant en parallèle le contenu du

commentaire ou publication avec une analyse de l'auteur de celui-ci, permise par une autre analyse portant sur l'historique de l'auteur sur le réseau social.

Au total, le modèle cherche à capturer l'inclinaison politique des individus sur les réseaux sociaux. Il s'agit de « profiling » à partir de données publiques (disponibles sur les « murs » des individus sur leurs réseaux sociaux). L'avantage de cette démarche est de pouvoir analyser un très large panel d'individus (i.e. les utilisateurs des réseaux sociaux les plus utilisés) à la différence de la méthode empirique de sondage.

De plus, Q3 a également un modèle d'analyse de risque politique latent. Un exemple d'application est celui de la prévision à horizon 1 mois d'une crise politique en Arabie Saoudite en été 2017 (purge anti-corruption par le nouveau Prince héritier Mohammed ben Salmane initiée suite à plusieurs scandales financiers).

Le modèle est techniquement analogue, la prévision était fondée, mais présentant une plus grande marge d'erreur car il s'agissait de capturer non pas le sentiment des individus sur une problématique donnée (*dans une élection, c'est A ou B*), mais de capturer un sentiment diffus au sein d'une population entière (*quel est le degré de mécontentement populaire ?*). Il s'agissait donc, pour Q3, d'effectuer du profiling à partir des réseaux sociaux et d'estimer ce sentiment. Les résultats, ex post, ont été probants, mais l'anticipation formulée présentait une marge d'erreur supérieure au cas précédent. Ceci s'explique essentiellement par deux points : l'application du modèle à la langue arabe et à une compréhension de différences dialectales, et la mesure du « mécontentement populaire » ainsi que ses effets politiques dans un pays non démocratique (et où la liberté d'expression n'est pas toujours de mise ou sous menace de représailles³⁹).

Au total, ces deux cas d'application, de risque politique latent et ponctuel, montrent qu'il existe, et qu'un fin « profiling » est possible afin de cerner l'inclinaison d'une population, et cela à partir de données publiques, mais qu'il convient d'extraire judicieusement (d'où le « web-scraping » employé).

La prédiction d'activité dans un secteur économique : le tourisme

QuantCube Technology : la promesse de la science des données pour l'industrie hôtelière

L'industrie hôtelière a aujourd'hui accès, grâce au Big Data, à plus de données que jamais auparavant et particulièrement de nouvelles données (non structurées) extraites du web. Les informations et les opportunités offertes par ces nouveaux ensembles de données peuvent être utilisées par toutes les divisions des grands groupes hôteliers pour augmenter le profit, la valeur de leur marque, améliorer l'expérience client et réaliser des investissements optimaux.

L'une des problématiques majeures des groupes hôteliers concerne le Real Estate : comment obtenir et choisir les informations pertinentes et opportunes pour déterminer où et quand investir

³⁹ Cas du blogueur saoudien, Raif Badawi condamné à 10 ans de prison et 1000 coups de fouet sur la place publique pour de nombreux articles polémiques publiés sur son blog

dans la construction ou l'acquisition de nouveaux hôtels ? Plusieurs acteurs, dont QuantCube, spécialisés dans la science et l'extraction de données, sont désormais capables de **fournir des analyses précises et en temps réel d'un point de vue micro et macro, afin d'estimer la rentabilité à long terme d'un hôtel.**

- Point de vue macroéconomique : en croisant en temps réel de multiples sources d'information (le trafic aérien, le prix des hôtels, les taux d'occupation, les commentaires sur les réseaux sociaux, les avis des consommateurs sur le quartier, la ville, les restaurants, etc.), Q3 est à même d'anticiper l'activité future d'un pays, d'une région ou d'une ville
- Point de vue microéconomique : le suivi des constructions et du développement des infrastructures par image satellites, ainsi que le suivi du prix et de l'activité du marché immobilier local sont également des indicateurs pris en compte pour compléter l'analyse
- L'expérience client : comme le risque politique le risque client est capturé de la même façon, aux réseaux sociaux on ajoutera les avis des consommateurs sur les sites de voyages, etc. et des outils de notations intégrés aux systèmes de réservation de l'hôtel

D'après un article de Vincent Huynh, Lead Data Architect chez QuantCube sur le blog de QuantCube

En collaboration avec la Banque de France, Q3 a ainsi mis en place un modèle de prédiction de l'« activité de tourisme » (au sens de l'INSEE) à horizon de 3 mois. En guise de back-testing, les chiffres fournis par l'INSEE de manière ex-post ont été corrélés à 87% à ceux anticipés ex-ante par le modèle de Q3.

Définition : Web-scraping

Le web scraping consiste à extraire des informations dans une page web afin de réutiliser les données dans un autre cadre et/ou sous une autre forme par rapport au contenu original.

Source internet : edutechwiki.unige.ch/fr/Web_scraping

Le modèle de prédiction porte essentiellement sur deux variables "nouvelles": du web-scraping sur les sites de réservation hôtelière et résidentielle et de l'analyse d'images satellites sur des zones touristiques à forte fréquentation. Ceci est confronté et pondéré à des données historiques relatives au trafic routier (Bison futé par exemple) et aux situations météorologiques.

Définition : Application Programming Interface (API)⁴⁰

En informatique, API est l'acronyme d'Application Programming Interface, que l'on traduit en français par interface de programmation applicative ou interface de programmation d'application. L'API peut être résumée à une solution informatique qui permet à des applications de communiquer entre elles et de s'échanger mutuellement des services ou des données. Il s'agit en réalité d'un ensemble de fonctions qui facilitent, via un langage de programmation, l'accès aux services d'une application.

De plus, un modèle de prédiction fondé sur du web-scraping présente lui aussi des incertitudes pouvant conduire à un risque de modèle. Dans ce cas d'application, le modèle de web-scraping n'est pas des plus complexe, la difficulté réside dans l'appropriation de l'API du site analysé. Au total, un modèle sur web-scraping peut se révéler très imprécis lorsque la page web cible présente une API de piètre qualité (elle peut être opaque, lente à exécuter ou désorganisée)

La variable clef ayant permise une anticipation plutôt satisfaisante (87% de corrélation à horizon 3 mois) est le web-scraping de données sur des sites de réservation hôtelière et résidentielle (Trivago, Hotel.com, Airbnb, Booking.com). Ces données sont en soit publiques, mais ni formatées, ni modélisés, ni structurées. Le système intelligent de QuantCube, en plus de capturer et d'extraire ces données est à même de structurer, de formater, de modéliser et d'analyser ces données.

QuantCube nous est ainsi apparu comme une solution pour répondre à presque toutes les difficultés de mesure du Soft Metrics. Néanmoins, comme mentionné les ANS développés par QuantCube traitent des données publiques ou identifiables de l'extérieur (via des images satellites, les données météorologiques, etc.) mais n'a aucun moyen de capter les signaux faibles, c'est à dire ce qui est difficilement perceptible en externe : les éléments "privés". C'est une des limites aux systèmes d'Intelligence Artificielle appliqués à l'analyse financière.

⁴⁰Source : Journal du Net, Définition du mot API

3.5. L'Intelligence Artificielle face aux signaux faibles : la principale limite au déploiement de l'Intelligence Artificielle en analyse financière

La décomposition du processus d'analyse financière que nous avons réalisé (Partie 2.2.) et notamment notre point sur l'extraction de signaux faibles dans une masse d'informations nous a permis d'identifier une limite majeure au déploiement de l'Intelligence Artificielle en analyse financière. Notre étude terrain qui avait pour objectif de lever les principales limites à l'analyse financière "humaine" nous a permis d'identifier plusieurs systèmes d'Intelligence Artificielles, et notamment d'ANS, capables de réduire l'erreur d'évaluation et de limiter l'impact des biais du comportements en remplaçant l'Homme, là où ses limites l'accablent le plus, par la Machine (*Learning*).

Cependant nous n'avons pas été capables de trouver une solution existante à ce qui est pour nous **la principale limite à l'application de l'Intelligence Artificielle en analyse financière : l'extraction de signaux faibles et privés.**

Or nous avons observé que le fait d'être en possession d'informations qui relèvent du domaine privé de l'entreprise notamment sur des projets avant leur réalisation (achat d'un concurrent, délocalisation, signature de contrat conséquent, lancement d'un nouveau produit, conflits internes et impactant le fonctionnement normal de l'activité : des dirigeants ou du personnel) sont **autant d'éléments qui ont des conséquences et des effets sur la valorisation de l'entreprise.** Or, ces informations sont des éléments encore aujourd'hui difficilement capturables et interprétables par les systèmes d'intelligence artificielle existants à ce jour. Seul une proximité avec le management ou une visite de l'analyste en entreprise pourra éventuellement lui offrir tout ou une partie de ces informations.

Si pour certains des aspects du processus d'évaluation nous avons été à même d'établir des préconisations quant au développement des systèmes existants ou à une combinaison intéressante de ces outils, nous laissons aujourd'hui ouverte cette problématique à laquelle nous n'avons pas su trouver d'éléments envisageables et potentiellement réalisables pour obtenir ces données sans intervention humaine.

Conclusion

À ce jour de nombreux outils d'Intelligence Artificielle sont proposés sur le marché afin de répondre aux besoins des analystes financiers et des investisseurs. On a pu accroître la productivité en cabinet de conseils et d'audit grâce au déploiement et à l'utilisation croissante de systèmes intelligents. Nous avons cependant identifié que ce développement intensif de l'Intelligence Artificielle au service de l'analyse financière ne concerne pas toutes les étapes du processus, mais **se concentre principalement sur l'étude externe et prospective** (et plus anciennement sur l'analyse structurelle avec des outils comme Fineva ou simplement des logiciels facilitant les tâches routinières ou de back office), ce qui d'une certaine manière nous est apparu comme rationnel.

En effet, l'étude financière de l'entreprise⁴¹ est le cœur de métier de l'analyste financier. L'étude de marché par exemple est un métier à part (réalisé par des économistes, qui eux-mêmes laissent les prévisions de croissance aux statisticiens de l'OCDE, du FMI, de la Banque Mondiale, etc.), tout comme l'expertise sur les immobilisations. **Le cœur de métier de l'analyste financier, si on cherche à le faciliter, ne tend pas à être délégué à "la Machine"**. Le développement de l'Intelligence Artificielle au service de l'analyse financière, est au contraire orienté dans **l'objectif de recentrer l'analyste sur son activité cœur de métier** : étude d'éléments financiers, dans laquelle il est expert et de le décharger d'études connexes, pour lesquelles il est souvent limité dans ses moyens (Partie 2.).

La place qu'il reste à l'analyste financier aujourd'hui est celle qui lui a été originellement attribuée : l'appréciation des éléments financiers d'une entreprise afin de retranscrire financièrement l'image de l'entreprise.

Ainsi à la problématique : *l'analyse financière pourrait-elle être ainsi améliorée si dénuée de toute ou une partie de l'implication humaine ?* **La réponse est positive : en supprimant l'intervention humaine à certaines étapes du processus, nous supprimons les biais du comportement humain et levons les limites cognitives de l'Homme.** Nous traitons plus de données, plus efficacement et avec plus de consistance, en face l'analyste renforce son expertise en utilisant des éléments fournis par les "machines expertes".

C'est ainsi que la mutation de l'analyse financière se justifie aujourd'hui. L'application des ANNs à l'analyse financière est ainsi devenue une alternative viable pour la prédiction de nombreux éléments économiques et financiers. En somme l'ensemble des éléments externes à l'entreprise peut être identifié et apprécié via l'Intelligence Artificielle, et tandis que le Big Data sert l'étude de ces éléments, le jugement personnel de l'analyste le dessert. Biaisé dans ses interprétations, la valorisation de l'analyste s'en retrouve faussée. **Si le jugement et les démarches**

⁴¹ Par étude financière de l'entreprise, on entend l'étude financière comme décrite dans la Partie 2.2.

et initiatives de l'analyste ont un rôle primordial dans l'évaluation d'une entreprise (choix de la pondération des multiples, les méthodes de valorisation à privilégier compte tenu des caractéristiques de l'entreprises, etc.), concernant les actions citées précédemment, (analyse prospective, étude de marché, étude clientèle, etc.) nous devons privilégier les outils intelligents que nous offre aujourd'hui l'Intelligence Artificielle.

Les Machines nous offriront-elles un « juste-prix » ? La conclusion de cet écrit a soulevé chez nous une nouvelle question : si les systèmes d'intelligence artificielle doivent-êtré privilégiés pour réduire les erreurs de mesures et obtenir des valorisations fidèles à la réalité, celles-ci ont-elles pour objectif de tendre à un prix juste ? A terme vont-elles conduire à supprimer l'arbitrage ? **Le « Pairs Trading »⁴² est-il amené à disparaître face au déploiement de l'intelligence artificielle sur les marchés financiers ?**

⁴² Pairs trading is a market-neutral trading strategy that matches a long position with a short position in a pair of highly correlated instruments such as two stocks, exchange-traded funds (ETFs), currencies, commodities or options. Pairs traders wait for weakness in the correlation and then go long the under-performer while simultaneously short selling the over-performer, closing the positions as the relationship returns to statistical norms. The strategy's profit is derived from the difference in price change between the two instruments.

Investopedia : www.investopedia.com/university/guide-pairs-trading/

Annexes

Annexe 1 : Tableau de décision intégré au système FINEVA pour l'évaluation de la performance et de la viabilité de la firme⁴³

Evaluation criteria																					Conclusion Then	
A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	B ₁	B ₂	B ₃	B ₄	B ₅	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄	C ₅	C ₆	C ₇	D ₁	D ₂	D ₃	D ₄	D ₅		D ₆
2	1	4	3	3	2	1	3	1	3	2	3	3	3	3	3	4	3	3	4	2	4	3
4	3	2	3	4	3	3	1	3	1	2	1	1	1	1	1	2	1	2	4	3	2	2
3	2	1	2	2	4	1	1	1	2	3	3	3	3	1	1	1	2	1	2	1	1	1
1	1	2	2	1	2	1	1	1	2	1	3	3	1	1	1	2	2	1	3	2	1	1
3	3	4	3	3	3	3	3	4	3	2	3	3	1	3	3	5	4	4	4	3	4	4
4	4	3	3	4	4	3	3	4	3	4	3	3	3	3	3	4	4	5	5	4	5	4
2	4	4	4	1	1	1	3	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	2	2	1	1
4	1	1	2	2	1	3	3	4	4	1	3	3	1	1	1	5	4	3	5	2	5	3
3	1	2	1	3	4	3	3	3	1	4	1	1	3	3	3	2	2	2	1	2	4	2
4	2	3	2	4	3	3	3	3	4	4	3	3	1	3	3	5	3	4	4	3	4	4
3	3	2	3	3	4	3	3	1	3	3	3	3	3	3	3	4	3	4	4	3	3	3
1	1	4	3	1	2	1	3	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	3	4	1	1	2
2	4	1	1	1	2	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	3	2	1	4	1	2	2
3	2	3	4	2	4	3	3	4	3	3	3	3	3	3	3	4	5	5	4	3	4	4
4	3	2	3	4	3	3	3	3	3	4	3	3	3	3	3	5	4	4	4	3	4	4
1	1	3	2	1	3	3	1	3	1	2	1	1	1	1	1	2	1	2	4	2	1	2
3	3	2	1	2	2	1	1	1	2	2	1	1	3	1	1	2	2	3	2	1	2	2
4	4	4	2	4	4	3	3	4	4	3	3	3	3	3	3	4	3	5	4	4	3	4
2	2	1	4	2	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	2	2	1	2	1	2	2
3	3	3	3	2	1	3	3	3	2	2	3	3	3	1	1	5	4	4	5	2	3	3
4	2	4	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	2	3	2	3	1	3	2
1	1	3	1	2	3	1	1	3	1	1	1	1	1	1	1	2	3	2	1	3	1	2
2	4	1	4	1	2	3	3	4	3	3	3	3	3	3	3	3	4	3	4	4	4	2
3	3	2	2	3	4	3	3	3	4	4	3	3	3	3	3	4	2	5	5	4	5	4

- 1: Not satisfactory
- 2: Medium
- 3: Satisfactory
- 4: Very satisfactory
- 5: Perfect

⁴³Source : Knowledge Acquisition and Representation for Expert Systems in the Field of Financial Analysis, Zopounidis et al., 1997

Annexe 2 : Critères d'évaluation intégrés au système FINEVA (critères qualitatifs et quantitatifs)⁴⁴

<p>Industrial profitability A1: A1 < 10% not satisfactory 10% < A1 <= 20% medium 20% < A1 <= 30% satisfactory A1 > 30% very satisfactory</p>	<p>Financial profitability A2: A2 <= 17.5% not satisfactory 17.5% < A2 <= 20% medium 20% < A2 <= 23% satisfactory 23% < A2 very satisfactory</p>
<p>Gross profit/Total assets A3: A3 <= 0% not satisfactory 0% < A3 <= 50% medium 50% < A3 <= 75% satisfactory A3 > 75% very satisfactory</p>	<p>Profit margin A4: A4 <= 0% not satisfactory 0% < A4 <= 50% medium 50% < A4 <= 100% satisfactory A4 > 100% very satisfactory</p>
<p>Short-term debt capacity B1: B1 < 25% not satisfactory 25% < B1 <= 50% medium 50% < B1 <= 75% satisfactory 75% < B1 <= 100% very satisfactory</p>	<p>Global debt capacity B2: B2 > 80 % not satisfactory 60% < B2 <= 80% medium 40% < B2 <= 60% satisfactory B2 <= 40% very satisfactory</p>
<p>Long-term debt capacity B3: B3 <= 0.5 satisfactory B3 > 0.5 not satisfactory</p>	<p>General liquidity B4: B4 >= 2 satisfactory B4 < 2 not satisfactory</p>
<p>Direct liquidity B5: B5 <= 1 not satisfactory 1 < B5 < 1.5 satisfactory B5 >= 1.5 very satisfactory</p>	<p>Financial expenses C1: C1 > 5% not satisfactory 3% < C1 <= 5% medium 2% < C1 <= 3% satisfactory C1 <= 2% very satisfactory</p>
<p>General and administrative expenses C2: C2 > 8% not satisfactory 6% < C2 <= 8% medium 4% < C2 <= 6% satisfactory 2% < C2 <= 4% very satisfactory C2 <= 2% perfect</p>	<p>Received period of accounts receivable C3 > C4 not satisfactory C3 <= C4 satisfactory</p>
<p>Circulation of inventories C5: C5 increasing not satisfactory C5 reducing or stable satisfactory</p>	<p>Circulation of customers and notes receivable C6 <= C7 satisfactory C6 > C7 not satisfactory</p>

⁴⁴ Source : Expert System in finance: A cross-section of the field, Ljubica Nedović et Vladan Devedžić, 2002, FON – School of Business Administration, University of Belgrade

Managers' work experience:	
Negative experience	Not satisfactory
No experience	Medium
Positive experience up to 5 years	Satisfactory
Positive experience 5-10 years	Very satisfactory
Positive experience more than 10 years	Perfect
Firms' market niche/position:	
Strong competition, firm's weak position	Not satisfactory
Strong competition, established and competitive firm	Medium
Moderate competition, firm's strong position	Satisfactory
Weak competition, firm's leadership position	Very satisfactory
Single position, monopoly	Perfect
Technical structure-facilities:	
Old and inappropriate equipment, outdated production methods	Not satisfactory
Moderate technical structure, non-competitive production cost	Medium
Relatively modernized equipment	Satisfactory
Sound technical structure, full modernization scheme under way	Very satisfactory
Excellent structure, modern production methods	Perfect
Organization personnel:	
Lack of organization/staff hiring policy	Not satisfactory
Moderate organization/staff hiring policy	Medium
Moderate organization/staff hiring policy, willingness to improve	Satisfactory
Good organization/staff hiring policy	Very satisfactory
Excellent organization/staff hiring policy	Perfect
Firm's special competitive advantages:	
The firm does not possess expertise for its production methods	Not satisfactory
The firm possesses a small amount of expertise for its production methods	Medium
The firm possesses a satisfactory level of expertise for its production methods	Satisfactory
The firm possesses an exclusive expertise for its production methods	Very satisfactory
Market flexibility:	
The firm does not follow market trends, produces low-demand products	Not satisfactory
The firm has a limited flexibility	Medium
The firm has a satisfactory flexibility	Satisfactory
The firm follows market trends	Very satisfactory
The firm is a leader in its production branch activity	Perfect

Annexe 3 : Erreurs de prévision et mise en évidence de la supériorité analytique de l'analyste⁴⁵

Forecast of year T+1 and T+2					
Months prior	Firm years	Analysts' FE	Analysts' signed	RW FE	Analysts' Superiority
		Column A	Column B	Column C	Column D
0	463	0,185	-0,103	0,405	0,220
1	202	0,167*	-0,073	0,398	0,231
2	411	0,219*	-0,135	0,432	0,214
3	673	0,240	-0,149	0,405	0,165
4	369	0,264	-0,170	0,414	0,150
5	388	0,299	-0,198	0,434	0,135
6	521	0,286	-0,183	0,409	0,123
7	363	0,298	-0,177	0,408	0,111
8	325	0,321	-0,205	0,420	0,099
9	641	0,330	-0,216	0,400	0,069
10	341	0,361	-0,225	0,418	0,057
11	632	0,384	-0,249	0,411	0,027
12	588	0,391	-0,253	0,491	0,100
13	233	0,390*	-0,224	0,499	0,109
14	439	0,428	-0,274	0,533	0,106
15	594	0,421	-0,285	0,504	0,083
16	341	0,418	-0,265	0,509	0,091
17	378	0,444	-0,282	0,535	0,091
18	446	0,442	-0,302	0,496	0,054
19	309	0,430	-0,273	0,485	0,055
20	296	0,426*	-0,266	0,495	0,069
21	547	0,462**	-0,290	0,507	0,046
22	287	0,424	-0,234	0,485	0,060
23	359	0,417	-0,226	0,489	0,072

The data covers 180 Swedish publicly listed firms (1 063 firm-year observations) in 2001-2010. Data has been obtained from Datastream, I/B/E/S and from each firm's annual reports.

Column A presents the mean absolute forecast errors for the analysts (Analysts' FE). The error decreases as we move closer to the earnings announcement. * signifies that the observation periods forecast error is significantly more precise than the preceding one. ** signifies that the observation periods forecast error is significantly worse than the preceding one.

Column B presents the signed mean forecast error made by the analysts (Analysts' signed FE). Negative numbers indicate a forecast of EBIT that is greater than the actual EBIT, i.e. negative numbers indicate optimistic forecasting errors. The forecast errors made by the analysts are always negative (i.e optimistic bias) and decreases as we move closer to the earnings announcement date.

Column C presents the mean absolute forecast errors for the random walk model (RW FE) (the signed random walk forecast error is always positive (i.e. pessimistic bias)). The fluctuation in the RW FE is due to differing sample sizes in every observation period. The average forecast errors for T+1 are smaller than for T+2.

Column D presents the difference between the mean absolute random walk forecast errors and the mean absolute analysts' forecast errors in the 24 months prior to the earnings announcement. Positive numbers indicate analysts' superiority. All errors are scaled with actual EBIT at the time of the earnings announcement. Year T is the year of the most recently reported annual EBIT. Forecast error (FE) is the absolute value of the difference between the estimated and actual EBIT scaled by actual EBIT. The two forecasts are measured as the analysts' consensus forecast of EBIT for years T+1 and T + 2 respectively. The random walk (RW) forecast is equal to the most recently reported annual EBIT. The analysts' forecast errors are significantly different from the random walk forecast errors at less than a 0,002 significance level for 23 of the 24 observation periods. This means that the analysts are superior to the random walk model.

⁴⁵ Résultats de l'étude de K. Personne et S.Pääjärvi : *Overview of financial analysts' forecast errors : The forecast errors of each forecast horizon are reported in four values; the absolute analysts' forecast errors (AAFE), the signed analysts' forecast errors (SAFE), the random walk absolute forecast errors (RWAFE), and the results from comparing the financial analysts with the random walk model, i.e. analysts' superiority.*

Annexe 4 : Résultats des corrélations entre les variables dépendantes et indépendantes

Modèle de régression :

$$ERR_{jh} = \beta_0 + \beta_1 LNVOL_j + \beta_2 PRED_{jh} + \beta_3 LNSIZE_j + \beta_4 CITE_j + \beta_5 MTR_{jh} + \beta_6 LNFOLL_j + \varepsilon_{jh}.$$

Karl Persson et Sandra Pääjärvi s'opposent à James Montier : les résultats de leur modèle et les tests de corrélation réalisés démontrent que, à l'inverse, davantage d'informations sur l'entreprise (citées fréquemment dans les médias et la presse, suivie par un grand nombre d'analystes, etc.) permettent de réduire les erreurs de prévisions :

Multivariate Model					Univariate Model	
Predictor	Predicted Sign	Coefficient	P-Value	IEP	Coefficient	P-Value
Constant	NA	0,404	0,000	NA	NA	NA
LNFOLL	-	0,037	0,033	0,1%	-0,085	0,000
LNSIZE	-	-0,058	0,000	3%	-0,068	0,000
LNVOL	-	-0,009	0,285	0%	-0,041	0,000
MTR	+	0,009	0,000	3,9%	0,012	0,000
CITE	-	0,015	0,000	0,3%	-0,017	0,000
PRED	+	0,528	0,000	22,9%	0,625	0,000
R square = 46,4 %		F = 370,575 (p-value = 0,000)				

The data covers 180 Swedish publicly listed firms (1 063 firm-year observations) in 2001-2010. Data has been obtained from Datastream, I/B/E/S and from each firm's annual reports.

ERR = average absolute forecast error (deflated by actual EBIT).

LNVOL = natural logarithm of the average trading volume of company j over 2001-2010 (MSEK).

PRED = average absolute random walk forecast error (deflated by actual EBIT).

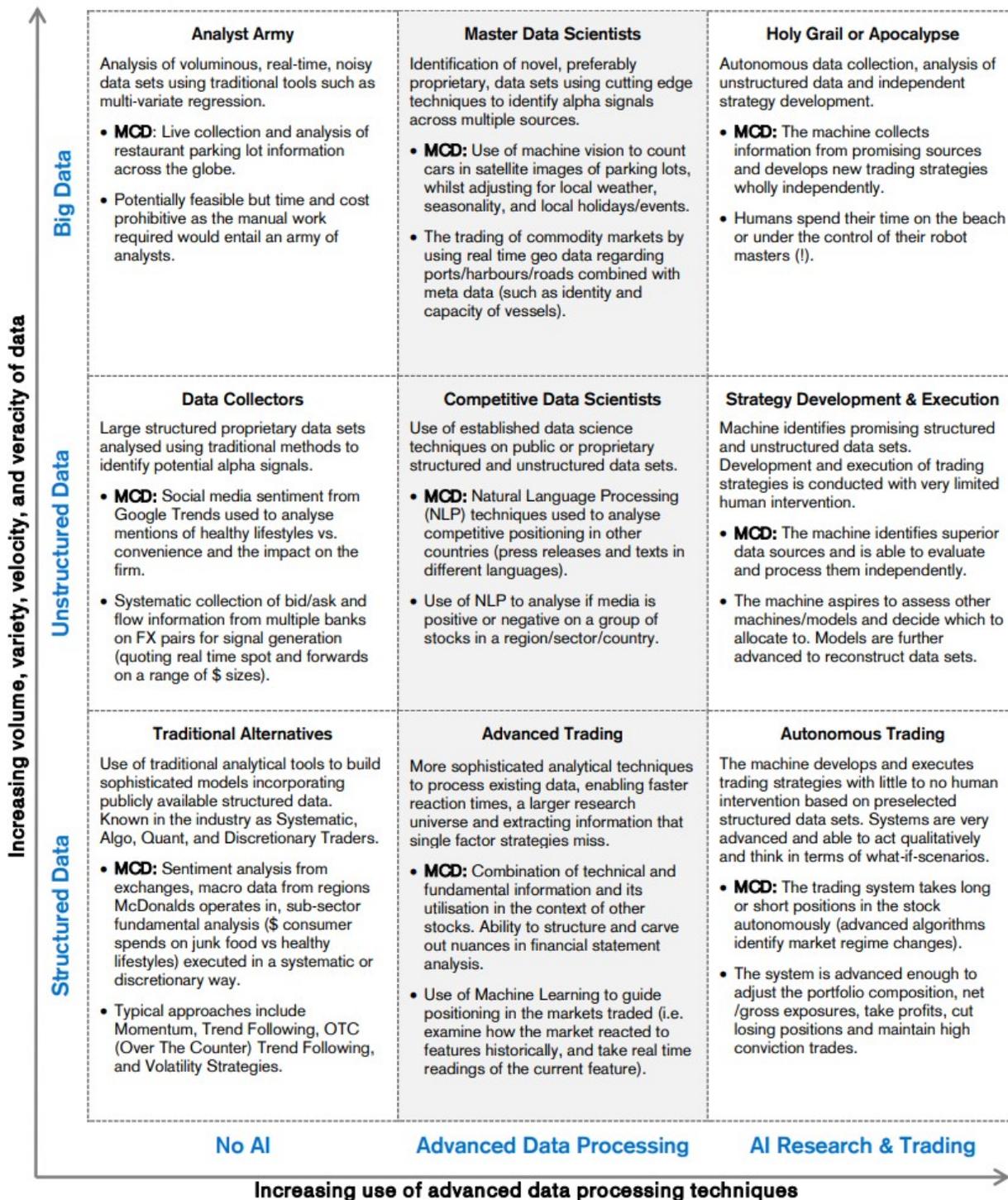
LNSIZE = natural logarithm of the total average market value of company j over 2001-2010 (MSEK).

CITE = average value of citations in the Swedish press for company j over 2001-2010.

MTR = forecast horizon (0 to 23 months ahead in time).

LNFOLL = natural logarithm of the average number of analysts following company j over 2001-2010.

Annexe 5 : Application du Big Data et de l'Intelligence Artificielle dans les stratégies d'investissements alternatifs⁴⁶



⁴⁶ Source : Ekaterina Sirotjuk et Ryan Bennett: « The Rise of the Machines Technology Enabled Investing », IS&P Liquid Alternatives, Julliet 2017

Annexe 6 : Solutions proposées par QuantCube Technology ⁴⁷



GLOBAL MACRO SMART DATA

Developing the next generation of macroeconomic indicators.



AI FOR INVESTMENTS

Delivering uncorrelated absolute returns with investment strategies powered by our amazing Analytics.



SATELLITE IMAGERY ANALYTICS

Reshaping the Future with our Research and Development on Aerial and Satellite Imagery Analytics.



PROFILE ANALYTICS

Disrupting the Consumer industry with real-time behavioral predictions based on Profile Analytics.



BIG DATA FINANCIAL INDEX

We have been the first company to create a Financial Index solely based on Analytics of massive unstructured data.

⁴⁷ Source et détails : www.q3-technology.com/solutions/solutions.html

Sources

Ouvrages

MEDSKER Larry, Department of Computer Science and Information Systems, The American University : Hybrid Intelligent Systems, 1995

MONTIER James : Behavioural Investing : A practionner's guide to applying behavioural Finance, 2007

Articles de recherche et analyse

ABDI Hervé et WILLIAMS Lynne : « Principal component analysis », John Wiley & Sons, Inc. WIREs Comp Stat 2010 2 433–459, Août 2010

BALDWIN-MORGAN Amelia Annette et STONE Mary Frances : A Matrix of Expert Systems Impacts, 1995, Elsevier Science Ltd

BAHRAMMIRZAEI Arash : A comparative survey of artificial intelligence applications in finance : artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems, 2010

BARBERIS Nicholas et al.: « The model of investor sentiment », Journal of Financial Economics, 49 307–343, 1998

DAVIS, LOHSE et KOTTEMANN: « Harmful effects of seemingly helpful information on forecasts of stock earnings », Journal of Economic Psychology, 15, 1994

FOSTER Ernest : Commodity futures price prediction, an artificial approach, 1993

GRANTIER Bruce, *Review of James Montier : Behavioural Investing : A Practionner's Guide to Applying Behavioural Finance*, 2007

HAWLEY, JOHNSON et RAINA : « Artificial Neural Systems : A New Tool for Financial Decision-Making », Financial Analysts Journal, Novembre-Décembre 1990

KHEBBAL Goonatilake : Intelligent hybrid systems: issue, classifications and future directions in intelligent hybrid systems, 1995, Wiley, London

LERTPALANGSUNTI : An implemented framework for the construction of hybrid intelligent forecasting systems, Ph. D. Report, University of Regina, 1997

MALLAT Stéphane: L'apprentissage face à la malédiction de la grande dimension, Cours Collège de France

MATSTATSNIS, DOUMPOS et ZOPOUNIDIS : « Knowledge acquisition and representation for Expert Systems in the Field of Financial Analysis », Expert Systems with Applications, Vol.12,N°2, 1997

MONTIER James: "The Illusion of Knowledge (Gluttony)", 2007

MONTIER James: "The Seven Sins of Fund Management", 2007

NEDOVIC Ljubica et DEVEDZIC Vladan: « Expert Systems in finance – A cross section of the field »

O'LEARY Daniel, University of Southern California : « An Expert System for cash flow analysis », Expert Systems in Business (ESIB), Novembre 1987

OMOSETO Kamil: « The application of artificial intelligence in auditing : Looking back to the future », Expert systems with Applications, 39, (2010), 8490-8495

PERSONNE Karl et PAAJARVI Sandra, UPPSALA Universitet : Financial Analyst' Forecast Precision : Swedish Evidence, 2013

SIROTYUK Ekaterina et BENNETT Ryan: « The Rise of the Machines Technology Enabled Investing », IS&P Liquid Alternatives, Juillet 2017

IBM, What is Big Data ?

Articles de presse

HILL Kashmir : « How target figured out a teen girl was pregnant before her father did », Forbes, 16 février 2012

KODMANI Hala : « En Arabie Saoudite, le prince héritier nettoie par le vide », Libération, 5 novembre 2017

MEYER Gregory: « Automated trading of commodity futures accelerating », Financial Times, juin 2017

SU Jean Baptiste : « Why Artificial Intelligence is the Future of Accounting : Study », Forbes, 22 janvier 2018

Ressources numériques

BROKAW Alex: "This startup uses machine learning and satellite imagery to predict crop yields", theverge.com, 4 août 2016

GUERIN Xavier : « La Maintenance prédictive signe la fin des pannes », www.industrie-techno.com, 14 juin 2016

GORGEON Virginie, Nielsen Europe : « 7 innovations hors normes identifiés parmi 12 000 lancements en Europe », Septembre 2014

IOCHEM Thierry: "Quand l'Intelligence Artificielle débarque dans la banque et la finance...", news.efinancialcareers.com, 23 mai 2017

JACKSON Nathalie et HOOPER Adam : « Forecast – President Senate », elections.huffingtonpost.com, 3 octobre 2016

HUYNH Vincent : «The promise of Data Science for the Hospitality industry », Blog de Q3 Technology (alias QuantCube), 12 mars 2017

RYAN Kevin : « 8 most innovative startups for 2017 », [Inc.com](http://inc.com), 4 décembre 2017

VEILLARD Xavier : « IA et trading de matières premières, la révolution », Journal du Net, 9 mai 2017

VIVEK THOTA Aditya, Machine Learning Simplified in 4 Minutes, février 2018

WIECZNER Jen: "Traders' New Edge: Satellite Data", Fortune.com, 23 décembre 2015

Définition interface de programmation : fr.wikipedia.org/wiki/Interface_de_programmation

Définition de Web Scraping : http://edutechwiki.unige.ch/fr/Web_scraping

Site web de Estimeo : <https://estimeo.com/>

Site web de FanVoice : www.fanvoice.com

Site web de Rimilia : www.rimilia.com

Site web de Descartes Labs: www.descarteslabs.com

Reportage

Reportage Arte, « Le cacao en voie de disparition ? », septembre 2015