

Analyse de la légitimité des start-ups

Asmaa LAGRID^{1, 2}

(1) LIS, Aix-Marseille université, 13013 Marseille, France

(2) CERGAM, Aix-Marseille université, 13100 Aix-en-Provence, France

asmaa.lagrid@lis-lab.fr, asmaa.lagrid@univ-amu.fr

RÉSUMÉ

La légitimité est un élément crucial pour la stabilité et la survie des startups en phase de croissance. Ce concept est défini dans la littérature comme étant la perception de l'adéquation d'une organisation à un système social en termes de règles, valeurs, normes et définitions. En d'autres termes, la légitimité des startups repose sur l'alignement des jugements subjectifs avec les jugements objectifs des experts, basés sur les performances des startups. Cette mesure de la subjectivité de la légitimité est très similaire à l'analyse des sentiments financiers réalisée sur les entreprises pour évaluer leur santé financière et prendre des décisions d'investissement. Dans ce travail, nous présentons les travaux sur la légitimité et les avancées de l'analyse des sentiments qui peuvent nous aider à analyser la légitimité. Nous examinons également les similitudes et les différences entre la légitimité et l'analyse des sentiments financiers. Nous présentons une première expérimentation sur les annonces de projets sur une plateforme de crowdfunding, en utilisant le modèle DistilBERT, qui a déjà été largement utilisé pour la classification de texte. En conclusion, nous discutons des perspectives de notre recherche pour mesurer la légitimité des startups.

ABSTRACT

Mesure legitimacy of new ventures

The legitimacy of startups is a crucial factor for their stability and survival during the growth phase. Legitimacy is defined in the literature as "the perception of an organization's adequacy to a social system in terms of rules, values, norms, and definitions." In other words, startup legitimacy is based on the alignment of subjective judgments with objective judgments of experts based on the startup's performance. Measuring legitimacy subjectivity is similar to financial sentiment analysis, which analyzes a company's financial health to make investment decisions. This paper presents the concept of legitimacy and advances in sentiment analysis that can be used to analyze legitimacy. It examines the similarities and differences between legitimacy and financial sentiment analysis. The paper also presents a preliminary experiment on project announcements on a crowdfunding platform, using the DistilBERT model widely used for text classification. The paper concludes by discussing the future prospects of research in measuring the legitimacy of startups.

MOTS-CLÉS : Légitimité, startup, mesure, analyse des sentiments.

KEYWORDS: Legitimacy, startup, measure, sentiment analysis.

1 Introduction

La légitimité est un concept clé pour les startups innovantes qui cherchent à croître et à devenir plus stables. Selon (Aldrich & Fiol, 1994), l'accès aux ressources et aux marchés dépend du niveau de légitimité de l'organisation ; en particulier les startups qui sont dans leur phase de croissance (Alexiou & Wiggins, 2019). En d'autres termes, une startup qui est perçue comme légitime aura plus de facilité à obtenir du financement, à attirer des clients et à développer son activité.

De nombreuses études ont également montré que la légitimité peut augmenter la probabilité de survie des startups (Deephouse *et al.*, 2017; Tost, 2011; Zimmerman & Zeitz, 2002). Les startups qui sont perçues comme légitimes ont plus de chances de surmonter les défis et les obstacles qui se présentent à elles, et sont mieux préparées à faire face aux incertitudes et aux changements qui peuvent survenir dans leur environnement.

A savoir que la légitimité est définie par (Deephouse *et al.*, 2017) comme "la perception de l'adéquation d'une organisation à un système social en termes de règles, valeurs, normes et définitions." Autrement dit, la légitimité est une question de perception, et elle est évaluée par un ensemble de parties prenantes internes et externes qui émettent des jugements en comparant l'organisation à un certain nombre de critères.

Récemment, une étude a proposé un modèle conceptuel (Schoon, 2022) visant à opérationnaliser le concept de légitimité en identifiant ses critères mesurables à partir de différentes définitions présentes dans la littérature. Selon ce modèle, la légitimité des startups est définie comme une dyade constituée de la startup à évaluer et d'une audience qui formule un jugement sur cette startup. L'audience est représentative d'une population partageant des normes et valeurs sociétales similaires, et les relations entre ces deux éléments sont définies par des attentes. Dans ce cadre, la légitimité est déterminée par l'acceptation de l'audience et la conformité de l'entreprise aux attentes formulées.

De nos jours, les organisations utilisent les médias pour présenter et annoncer leurs activités, tout en permettant aux individus de donner leurs opinions sur ces organisations. Cette relation entre les rapports médiatiques et l'opinion publique (Deephouse *et al.*, 2017) facilite l'analyse de l'opinion publique en utilisant des techniques d'analyse des sentiments. La captation et l'analyse de l'expression de la légitimité dans ces médias possède une certaine proximité avec l'analyse de sentiment. Toutefois, l'analyse de la légitimité a certes besoin d'analyser des éléments subjectifs, ce qui rejoint l'analyse de sentiment mais doit aussi tenir compte d'un certain nombre d'éléments factuels objectifs. Nos travaux vont s'appuyer sur les travaux actuels en analyse de sentiment pour caractériser la part subjective dans l'analyse de la légitimité. Nous utiliserons les techniques de text mining et de NLP, depuis les plus performantes dans l'analyse des sentiments.

Comme nous venons de le mentionner, l'analyse des sentiments dans ce cadre diffère de la méthode traditionnelle où le sentiment représente une opinion sur un produit, un service, une pratique ou une activité d'une startup. Dans notre cas, la polarité de l'opinion reflète le degré d'acceptation du public envers la startup, en se basant sur des **normes**, des **valeurs** et des **logiques institutionnelles**. Bien que le sentiment public soit subjectif, il peut être agrégé et objectivé au niveau collectif en mesurant l'alignement de ces opinions avec les indicateurs de performance de la startup et en analysant l'opinion objective des analystes et experts du domaine.

Ce travail se concentre sur la mesure de la légitimité des startups à partir des médias en répondant aux questions suivantes :

- Comment peut-on mesurer l'acceptation publique d'une startup ?

— Comment peut-on mesurer sa conformité aux attentes ?

Pour répondre à ces questions, cette recherche examine dans un premier temps les travaux existants concernant la légitimité, puis fait un rapide panorama sur les avancées de l'analyse des sentiments pour les adapter à la problématique de l'analyse de la légitimité. Une distinction est faite entre l'analyse de sentiments dans le contexte de la légitimité et l'analyse de sentiments financiers. Enfin, nous présentons les premières expérimentations menées sur l'analyse de la légitimité. Il s'agit de l'analyse de la légitimité d'annonces déposées sur une plateforme de crowdfunding. Pour finir, nous présentons nos perspectives et les prochaines étapes pour répondre à nos questions de recherche.

2 Travaux existants

2.1 La légitimité entrepreneuriale

La légitimité est un concept complexe qui a été initialement proposé dans les travaux de Max Weber (Greenwood & Lawrence, 2005; Díez-Martín *et al.*, 2021) et qui a suscité de nombreux travaux pour clarifier ses dimensions, ses sources d'évaluation, (Deephouse *et al.*, 2008, 2017; Suddaby *et al.*, 2017; Suchman, 1995), les mécanismes et les stratégies qui permettent son acquisition (Fisher, 2020; Suddaby *et al.*, 2017; Suchman, 1995). Cependant, peu d'études empiriques ont traité des mesures de la légitimité (Bitektine *et al.*, 2020; Alexiou & Wiggins, 2019), ce qui a conduit à des critiques sur leur manque de généralisation (Díez-Martín *et al.*, 2021). Schoon dans son article (Schoon, 2022) a distingué les travaux existants selon trois approches pour mesurer la légitimité : (1) une approche basée sur l'évaluation de la perception d'une population envers la startup, (2) une approche basée sur la conformité des activités, services et produits de la startup aux normes, valeurs et croyances sociétales, et (3) une approche basée sur la nécessité de l'existence d'une startup dans l'environnement social et l'absence de questions sur ses activités et services.

Il a été souligné dans l'article (Haack & Sieweke, 2020) qu'il existait deux types de jugements individuels qui n'ont pas été pris en compte lors du développement des instruments de mesure de la légitimité : les jugements du premier ordre, qui représentent des jugements individuels privés sur la légitimité d'une organisation, et qui peuvent être biaisés car ils sont basés sur des expériences subjectives, des préférences et des sentiments. Les jugements du deuxième ordre, quant à eux, représentent des jugements d'une collectivité d'individus et sont considérés comme étant les meilleurs prédicteurs du comportement d'une organisation. Ils sont des jugements qui valident les jugements individuels et sont plus objectifs.

Il en ressort que la légitimité est une **perception collective** généralisée composée de jugements individuels subjectifs (Bitektine, 2011; Tost, 2011) qui sont agrégés et objectivés au niveau collectif (Bitektine & Haack, 2015). Ainsi, le jugement social et la validation collective sont des éléments clés pour mesurer la légitimité d'une entreprise, en particulier les startups. À cet égard, une conceptualisation plus générale a été proposée dans (Schoon, 2022) pour répondre à la question de la façon de mesurer la légitimité des startups. Cela implique de prendre en compte les différentes approches pour mesurer la légitimité, ainsi que les jugements individuels et collectifs, afin d'élaborer des mesures plus généralisables et plus précises de la légitimité des startups. En accord avec le modèle conceptuel de Schoon (Schoon, 2022), notre étude propose une conceptualisation illustrée dans la figure 2, qui se concentre sur l'utilisation des médias traditionnels et sociaux comme source de jugement. Nous mesurons l'opinion publique à travers ces médias pour refléter les attentes des parties prenantes

de la startup envers plusieurs aspects de l'entreprise, tels que l'aspect organisationnel, cognitive, associatif, pragmatique, réglementaire, moral, et responsabilité envers la société. Ces attentes reflètent la santé globale de l'entreprise, son savoir-faire, son expertise, son adéquation aux normes, valeurs et définitions sociétales, ainsi que sa position dans l'environnement social. Cette opinion publique, qui est un jugement subjectif, est validée collectivement par les experts à travers l'analyse d'enquêtes et de rapports, ainsi que par l'analyse des indicateurs de performances de la startup (KPIs) et son capital social, qui représente l'ensemble des ressources mobilisables par la startup en analysant le contenu des bases de données publiques et les rapports annuels.

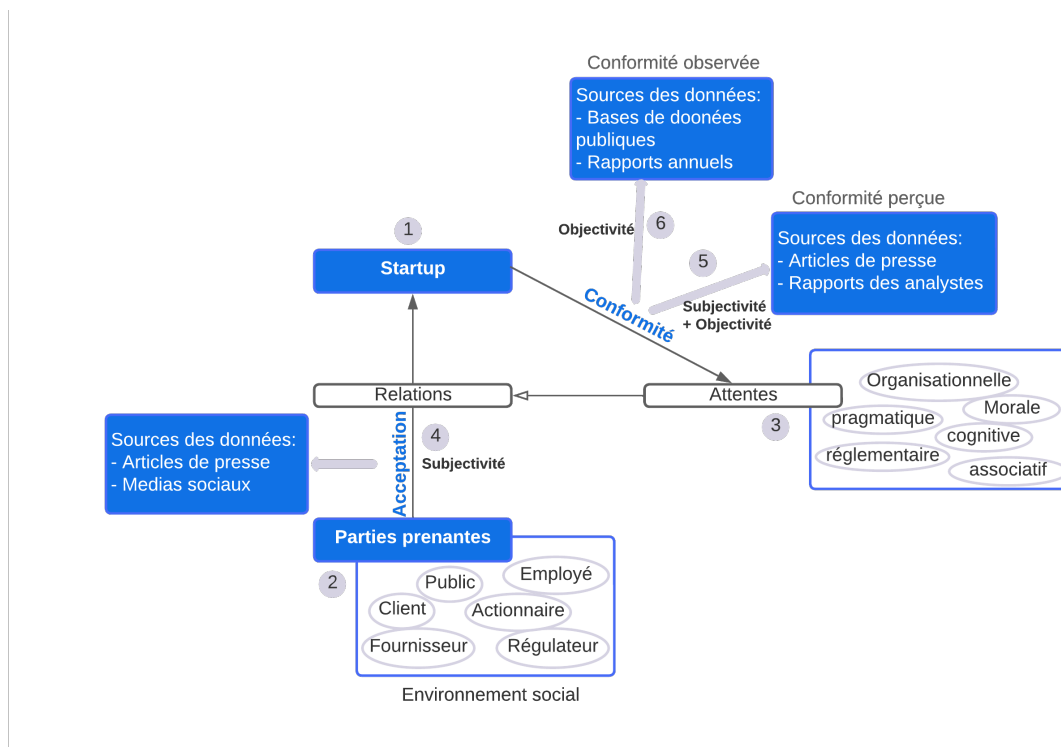


FIGURE 1 – Conceptualisation de la légitimité

2.2 Analyse des sentiments

Comme nous venons de le voir, la légitimité est une perception collective composée de jugements individuels subjectif. Les travaux se rapprochant le plus actuellement de cette définition est l'analyse de sentiment. Le champ de recherche de l'analyse des sentiments (ou opinion mining) s'attache à l'examen des attitudes, des opinions et des émotions exprimées par les individus dans les textes en langage naturel (Liu, 2012), en vue d'extraire des informations subjectives relatives à des entités telles que des produits, des services ou des organisations économiques. Cette analyse peut être menée à différents niveaux (Hu & Liu, 2004), notamment au niveau du document, de la phrase ou d'un sentiment exprimé envers une entité cible.

Dans ce contexte, les tâches d'analyse des sentiments sont classées selon plusieurs catégories, notamment le coarse-grain, le fine-grain, le cross-domain et le cross-lingual. Le coarse-grain consiste à classer les sentiments en positif, négatif ou neutre au niveau du document et de la phrase. Cette

analyse peut être utilisée pour d'autres tâches telles que l'analyse du sarcasme, l'analyse du langage offensant et l'analyse du discours haineux (Abdullah & Ahmet, 2022). Le fine-grain comprend le targeted-sentiment-analysis (TSA), qui permet d'identifier la polarité d'un ensemble d'entités dans un texte, et l'aspect-based-sentiment-analysis (ABSA), qui permet d'évaluer la polarité de plusieurs aspects (caractéristiques) d'une entité. L'ABSA peut également être utilisé pour l'extraction de termes d'aspect et la catégorisation de la polarité d'aspects. Le cross-domain consiste à classer les sentiments dans des domaines différents de ceux sur lesquels le modèle a été entraîné, tandis que le cross-lingual consiste à classer les sentiments dans des langues différentes de celles sur lesquelles le modèle a été entraîné.

Les dernières avancées en matière d'architecture de deep learning en NLP ont été utilisées pour améliorer les performances de l'analyse des sentiments. Selon l'enquête (Abdullah & Ahmet, 2022) en 2022, les transformers (Vaswani *et al.*, 2017) ont une grande capacité de transfert de connaissances syntaxiques et sémantiques par rapport aux architectures CNN/RNN/Attention. Ils sont également plus simples à ajuster et nécessitent moins d'échantillons pour atteindre les performances de pointe pour toutes les tâches d'analyse des sentiments. De plus, les transformers sont au centre de l'intérêt de la communauté des chercheurs en NLP.

En termes d'applications, les techniques d'analyse des sentiments sont également utilisées dans divers domaines, tels que le marketing, la surveillance de la réputation en ligne, l'analyse des critiques des produits et des films, et l'analyse des données financières. C'est ce dernier domaine qui est le plus proche de l'analyse de la légitimité.

2.3 L'analyse des sentiments financiers

L'analyse des sentiments financiers consiste à déterminer le sentiment et l'opinion dans les textes financiers, elle se diffère de l'analyse des sentiments traditionnelle en raison de plusieurs facteurs spécifiques au domaine financier. Tout d'abord, le concept de sentiment dans les textes financiers représente "les attentes des acteurs du marché" (Brown & Cliff, 2004). Plus précisément, le concept de sentiment représente les opinions des investisseurs ainsi que de leurs croyances (Kearney & Liu, 2014) pessimistes ou optimistes (Baker & Wurgler, 2006) vis-à-vis du marché boursier ou des actions individuelles. Par exemple une polarité positive représente un avis optimiste quant aux perspectives d'avenir d'une entreprise, ce qui peut encourager les investisseurs à acheter des actions, tandis qu'une polarité négative indique que les investisseurs peuvent être plus susceptibles de vendre des actions (Sohangir *et al.*, 2018).

De plus, les textes financiers contiennent des sentiments explicites et implicites (Van de Kauter *et al.*, 2015), et leur structure linguistique est souvent pauvre (Zhang *et al.*, 2018), en raison des termes techniques employés. Il est important de noter également que le même mot dans un texte financier peut représenter plusieurs sentiments selon différentes perspectives (Man *et al.*, 2019).

Dans ce contexte, le sentiment des investisseurs a un impact significatif sur la dynamique du marché (Brown & Cliff, 2004; Baker & Wurgler, 2006; Kearney & Liu, 2014), ce qui rend la mesure des sentiments des investisseurs essentielle pour la prévision sur le marché, car le sentiment du marché reflète le sentiment des investisseurs dans leurs comportements d'investissement (Sohangir *et al.*, 2018). Ce sentiment peut être mesuré par des enquêtes, des textes financiers (Kearney & Liu, 2014) (news financier, communiqué des entreprises, médias sociaux), des indices du marché et les rapports annuels.

2.3.1 Sources des données

L'analyse des sentiments financiers (FSA) est réalisée en utilisant des données de sources diverses, incluant :

- **Les news financiers** : Les news financiers sont l'une des sources les plus courantes utilisées pour l'analyse des sentiments financiers. Ces articles de presse peuvent être extraits de différents canaux de communication tels que les sites web financiers, les journaux, les magazines spécialisés.
- **Les communications des entreprises** : Les discours et les rapports annuels des entreprises sont également une source importante pour l'analyse des sentiments financiers. Ces communications peuvent donner des indications sur la performance de l'entreprise, ses stratégies, ses projets futurs.
- **Les médias sociaux** : Les plateformes de médias sociaux telles que Twitter et StockTwits sont de plus en plus utilisées pour l'analyse des sentiments financiers. Les postes et micoblogs publiés sur ces plateformes peuvent donner des informations sur l'opinion des investisseurs, les rumeurs, les nouvelles importantes.
- **Les rapports des investisseurs et les enquêtes sur leurs opinions** : Les rapports des investisseurs, tels que les rapports annuels et trimestriels, peuvent fournir des informations sur la performance de l'entreprise, les indicateurs financiers, les projets futurs, à titre d'exemple AII, UMSC et Sentix, NYSE.

La collecte de données pour l'analyse de sentiments financiers peut être difficile. Les données financières sont souvent privées et confidentielles, ce qui limite l'accès à ces données pour les chercheurs et les scientifiques des données.

L'annotation de textes financiers pour l'analyse de sentiments est également une tâche complexe qui nécessite une expertise dans le domaine financier. Les textes financiers sont souvent très techniques, comportent un langage spécialisé et sont remplis de jargon financier. Les nuances de langage et de tonalité dans ces textes sont également difficiles à saisir, ce qui rend l'annotation encore plus difficile. Pour cette raison plusieurs datasets annotés sont disponibles pour l'analyse des sentiments financiers, incluant :

- **FiQA Task 1** (Maia *et al.*, 2018) : Un dataset qui contient 529 titres de presse financière (436 exemples pour l'entraînement et 93 exemples pour le test) et 774 microblogs financiers (675 exemples pour l'entraînement et 99 exemples pour le test) annotés avec plusieurs aspects relatifs à l'entreprise (Réputation, Communication de l'entreprise, Statut, état Financier, Réglementaire, Vente, M&A, Etat légale, Risques, rumeurs, stratégies), la bourse (IPO, analyse fondamentale, analyse technique, Prix des actions), l'économie (Banque central, Trad) et le marché (Liquidité, volatilité, état du marché). L'annotation a été faite selon un échelle de fine-grained entre -1 et 1.
- **PhraseBank** (Malo *et al.*, 2014) : Un dataset qui comprend 4845 phrases extraites des titres des news en anglais sur toutes les entreprises dans la liste de OMX Helsinki, annotées avec des polarités (positive, négative, neutre). Les articles de presse étaient récupérés à partir de la base de données LexisNexis, ensuite annotés par 16 experts en économie et finance.
- **SemEval 2017 Task 5** (Cortis *et al.*, 2017) : Un dataset de 2836 entrées, annotées par des experts en finance, contenant des titres de news comme Yahoo Finance et des microblogs, se concentrant sur les événements du marché boursier et les évaluations des investisseurs et des traders, échangés via la plateforme de microblogging StockTwits, aussi certaines discussions sur le marché boursier ont également lieu sur la plateforme Twitter marqués par des cashtags (des mots clés précédés par des symboles du marché boursier).

- **SSIX Corpora** (Gaillat *et al.*, 2018) : Ce dataset contient 2886 messages avec des opinions ciblées liés au marché boursier extraits de deux plateformes de microblogging financières, StockTwits et Twitter. Le corpus a été annoté par des experts dans différentes langues, notamment l’anglais, l’espagnol et l’allemand, qui ont évalué la polarité des messages sur une échelle continue.
- **FinLin** (Daudert, 2022) : Un dataset récent, constitué de 3 811 entrées. Ces données ont été extraites de tweets StockTwits, d’articles de presse, de rapports d’entreprise et de rapports d’investisseurs, portant sur plusieurs entités issues de l’industrie automobile et couvrant une période de 3 mois. Les entrées de FinLin ont été annotées avec des scores de sentiment dans la plage de -1,0 à 1,0 et avec des scores de pertinence dans la plage de 0,0 à 1,0.

En examinant les sources de données utilisées dans l’analyse des sentiments financiers et dans l’évaluation de la légitimité des entreprises, des similarités ont été observées. Dans notre étude, nous allons également utiliser des sources de données telles que les communications d’entreprise pour extraire des indicateurs de performance et des stratégies, ainsi que des rapports annuels et trimestriels. Nous pouvons également utiliser la partie du corpus FIQA Task 1 qui concerne les entreprises. Nous examinerons dans la section à venir, les points de similarités et les différences entre l’évaluation de la légitimité des start-up et l’évaluation des sentiments financiers

2.4 Similitudes et différences

La mesure de la légitimité et l’analyse des sentiments financiers présentent plusieurs similitudes. Tout d’abord, ces deux méthodes utilisent des sources de données similaires pour évaluer la santé d’une entreprise. Ces sources de données incluent les articles de presse, les médias sociaux, les communications des entreprises et les rapports financiers. En effet, l’analyse des sentiments financiers analyse ces sources pour évaluer la santé financière de l’entreprise d’un point de vue des investisseurs, tandis que la légitimité les analyse pour identifier les pratiques de l’entreprise et ses engagements sociétaux pour aider l’entreprise à concevoir des stratégies efficaces afin d’assurer sa croissance et sa survie.

En outre, la mesure de la légitimité et l’analyse des sentiments financiers partagent des techniques d’extraction d’informations similaires. Par exemple, l’analyse des sentiments financiers vise à extraire des informations qui aident les investisseurs à prendre des décisions d’investissement, telles que le chiffre d’affaires de l’entreprise, le bénéfice par action, le retour sur investissement et la capacité de gestion des dettes. De même, la légitimité utilise ces mêmes indicateurs de performance clés (KPI) pour évaluer la transparence et la crédibilité de l’entreprise sur plusieurs dimensions réglementaires, de savoir-faire, d’expertise et d’identité, de morale, d’impact écologique et sociétal (RSE), ainsi que la santé de l’entreprise d’un point de vue organisationnel.

Cependant, la mesure de la légitimité et l’analyse des sentiments financiers présentent également des différences notables. L’analyse des sentiments financiers se concentre sur les performances financières de l’entreprise, alors que la légitimité se concentre sur des KPI plus larges qui incluent également des pratiques éthiques, la responsabilité sociale, le capital social et la transparence. Ces aspects peuvent avoir un impact important sur la perception de l’entreprise par ses parties prenantes.

En outre, il est important de souligner que les sentiments analysés en Financial Sentiment Analysis (FSA) et dans la légitimité ne sont pas les mêmes et peuvent refléter des attentes différentes. En effet, les acteurs du marché ont souvent des attentes financières et cherchent à maximiser leur rendement financier, tandis que les parties prenantes (clients, fournisseurs, employés, public) ont des attentes

plus larges et diverses telles que la responsabilité sociale, l'éthique et l'impact environnemental. Par exemple, les parties prenantes peuvent attendre que l'entreprise prenne des mesures pour réduire son impact environnemental ou pour améliorer les conditions de travail de ses employés, ce qui peut être différent de ce que les investisseurs attendent pour maximiser leur rendement financier.

Ces attentes différentes peuvent conduire à des interprétations différentes de la polarité des phrases dans les analyses de sentiment. Par exemple, un investisseur pourrait considérer positif le fait qu'une entreprise réduise ses coûts, tandis qu'un client pourrait considérer cela comme un signe de mauvaise qualité ou de manque d'engagement envers la satisfaction du client. Ainsi, il est important de tenir compte de ces attentes différentes lors de l'analyse des sentiments financiers et de la légitimité.

Les entreprises sont de plus en plus conscientes de l'importance des attentes de leurs parties prenantes en matière de légitimité. Cela est dû à l'impact que ces attentes peuvent avoir sur l'image et la survie de l'entreprise à long terme. Les parties prenantes jouent un rôle essentiel dans l'identification des pratiques éthiques et responsables d'une entreprise, qui sont cruciales pour sa crédibilité et sa transparence. L'attention des régulateurs envers la conformité des entreprises aux normes sociales et environnementales ne cesse de croître. Cette tendance renforce davantage l'importance de la légitimité pour les entreprises.

En somme, comme illustre le tableau 1 la mesure de la légitimité et l'analyse des sentiments financiers ont des similitudes importantes dans leur approche et leur utilisation de sources de données et de techniques d'extraction d'informations. Cependant, il est important de reconnaître leurs différences, notamment en ce qui concerne les aspects évalués et les attentes des parties prenantes. Ce qui nécessite le développement des modèles plus spécifiques à ce domaine.

2.5 Les avancées de l'analyse des sentiments

Les approches pour l'analyse des sentiments financiers comprennent les méthodes basées sur les lexiques, les méthodes basées sur l'apprentissage automatique (ML), l'apprentissage profond, les approches hybrides combinant les trois et les modèles de langage pré-entraînés.

Les premiers dictionnaires utilisés étaient General Inquirer (GI) (Stone *et al.*, 1966) et Diction, mais ils n'étaient pas suffisamment spécialisés pour capturer les nuances des textes financiers. Des dictionnaires spécifiques au domaine financier, tels que le Loughran-McDonald Financial Sentiment Dictionary (LMFSD) (Loughran & McDonald, 2011), ont été développés pour remédier à ce problème (Mishev *et al.*, 2020; Man *et al.*, 2019).

Les approches basées sur les dictionnaires ne nécessitent pas de données d'entraînement, mais ne peuvent pas capturer toutes les informations critiques dans les textes financiers. Pour améliorer la précision, plusieurs approches d'apprentissage automatique classiques, telles que SVM, Naïve Bayes, les arbres de décision, la régression linéaire, la régression LASSO et Ridge, ont été appliquées sur des données des tweets et des news. Les études ont montré que ces modèles d'apprentissage automatique surpassent les approches basées sur les dictionnaires en termes de performance. Ainsi les modèles hybride (ML, lexique) et (DL, lexique) ont montré plus de précision en comparant avec tous ces approches appliqués seuls (Cortis *et al.*, 2017).

Ces modèles basés sur les n-grammes de bas niveau ne sont pas capables de capturer les caractéristiques complexes des phrases en ne prenant pas en compte l'ordre des mots. Les modèles de deep learning utilisant des techniques d'embedding de mots ont donc été développés pour remédier à cette

| | L'analyse des sentiments financiers | La mesure de légitimité |
|-------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Les sources des données | <ul style="list-style-type: none"> — Article de presse — Communications des entreprises — Médias sociaux — Rapports des investisseurs — Rapports annuels — Base de données publiques | <ul style="list-style-type: none"> — Article de presse — Communications des entreprises — Médias sociaux — Rapports annuels — Base de données publiques |
| Aspects | <ul style="list-style-type: none"> — Entreprise : réputation, communications, statut, santé financière, réglementaire, vente, M&A, légale, risques, rumeurs — Bourse : IPO, analyse fondamentale, analyse technique — Économie : banque centrale, trade — Marché : liquidité, volatilité, état du marché | Réglementaire, associatif, RSE, pragmatique, identitaire, organisationnel, cognitive, savoir-faire, expertise, capital social |
| Sentiment | Attentes des acteurs du marché | Attentes des parties prenantes |
| Impact | Mouvement et tendance du marché | Croissance et survie de la startup |

TABLE 1 – tab : similitudes et différence entre la légitimité et ASF

limitation, parfois combinés avec des approches basées sur les dictionnaires. Les premiers modèles d'embedding de mots tels que Word2Vec et GloVe ont été très influents pour le traitement du langage naturel, mais leurs limites en termes de représentation sémantique des mots et de capacité à capturer les nuances du langage ont conduit au développement de nouveaux modèles plus performants tels que ELMo et GPT, qui peuvent capturer les relations contextuelles entre les mots.

Le modèle BERT a été développé avec l'architecture transformer et le mécanisme d'attention, et diffère des modèles précédents en prenant en compte le contexte autour de chaque mot. En utilisant des modèles de langage masqués, BERT est capable de comprendre comment chaque mot est utilisé dans une phrase et de créer une représentation contextuelle plus précise. BERT existe en deux versions, BERT-base avec 110 millions de paramètres et BERT-large avec 340 millions de paramètres, toutes deux entraînées sur Wikipedia et BookCorpus en anglais.

FinBERT est une version de BERT pré-entraînée sur un corpus de 1,8 million d'articles financiers. Cette version a permis d'améliorer la précision de 15% dans le domaine financier.

En vue de résoudre les limites associées à l'utilisation de grandes représentations de langage naturel pré-entraînées, qui exigent une mémoire importante et des temps d'entraînement plus longs, des modèles ont été proposés tels que ALBERT, RoBERTa, DistilBERT qui optimisent BERT. Ces modèles surpassent BERT dans plusieurs tâches, notamment la classification de texte.

D’après l’enquête de (Mishev *et al.*, 2020), les modèles susmentionnés ont montré de bonnes performances en matière de classification de textes volumineux et peuvent être efficaces pour les applications d’analyse des sentiments financiers, telles que la prédiction des fluctuations du marché boursier, la prévision des risques financiers et la gestion de portefeuilles.

Nous allons maintenant présenter la première expérimentation menée sur les données relatives aux descriptions de projets de crowdfunding, en utilisant le modèle DistilBERT qui a déjà été employé pour l’analyse des sentiments financiers.

3 Expérimentation

3.1 Corpus

Le corpus utilisé dans cette expérimentation est constitué de descriptions de 50 projets de startups en France, extraites de la base de données de crowdfunding Kickstarter¹. Ces projets ont été sélectionnés en fonction d’un objectif de financement supérieur à 5000 euros, et les 50 projets les plus récents ont été choisis. Les textes des projets ont ensuite été découpés en phrases et annotés manuellement par quatre experts en management, business et entrepreneuriat, selon des mécanismes de légitimité organisationnel, identitaire et associatif. Ces experts ont travaillé indépendamment les uns des autres, ensuite les annotations de chaque expert ont été comparées pour aboutir à une annotation finale. Le corpus se compose donc de 1672 phrases annotées en anglais, dont 1454 sont négatives et 218 positives. Les phrases annotées reflètent la présence ou l’absence de ces mécanismes dans les descriptions de projets.

| | Phrases |
|----------|---------|
| Négative | 1453 |
| Positive | 218 |
| Total | 1672 |

TABLE 2 – Un tableau

3.2 Pré-entraînement

Afin de traiter le problème des données non équilibrées dans le corpus, nous avons sélectionné aléatoirement le même nombre de phrases pour les deux classes, ce qui a équilibré les deux classes avec 218 phrases négatives et 218 phrases positives. Ensuite, nous avons effectué un prétraitement de nettoyage des données en supprimant les emojis, les adresses mails et les liens, et nous avons gardé uniquement les mots en caractères alphabétiques. Nous avons également converti tous les mots en minuscules et effectué une lemmatisation. Par la suite, nous avons divisé le dataset en un ensemble d’entraînement (80%) et un ensemble de test (20%).

1. <https://www.kickstarter.com/>

3.3 Modèle

Dans le cadre de notre étude, nous avons sélectionné le modèle DistilBert pour entraîner nos données. Ce modèle, une version optimisée de Bert, utilise une architecture de réseau de neurones pré-entraînée pour le traitement de langage naturel. Il présente des avantages significatifs tels qu'une réduction de 40% en termes de mémoire et de temps d'entraînement par rapport à Bert, ainsi qu'une vitesse accrue de 60%. Pour notre classification binaire, nous avons choisi la version distil-bert-uncased. Ce choix s'appuie sur les performances avérées du modèle dans la classification de texte, ainsi que sur son entraînement sur des données provenant de BookCorpus et de Wikipédia, ce qui renforce sa pertinence pour l'analyse de notre corpus constitué des descriptions de projets collectées à partir de la plateforme Kickstarter. Nous avons entraîné le modèle sur quatre époques afin d'améliorer sa précision et sa fiabilité.

3.4 Évaluation

Dans un premier temps, nous avons entraîné le modèle DistilBert sur l'ensemble de données complet, ce qui nous a permis d'obtenir une précision de 97% sur les données d'entraînement et de 88% sur les données de test. Par la suite, nous avons entraîné notre modèle sur un ensemble de données équilibré, ce qui a donné lieu à une précision de 98% sur les données d'entraînement et de 79% sur les données de test. Afin de vérifier la présence de surapprentissage dans notre modèle, nous avons prévu une validation manuelle par des experts. Nous envisageons également de résoudre le problème des données non-équilibrées en appliquant des algorithmes de suréchantillonnage et de collecter davantage de données pour éviter tout risque de surapprentissage.

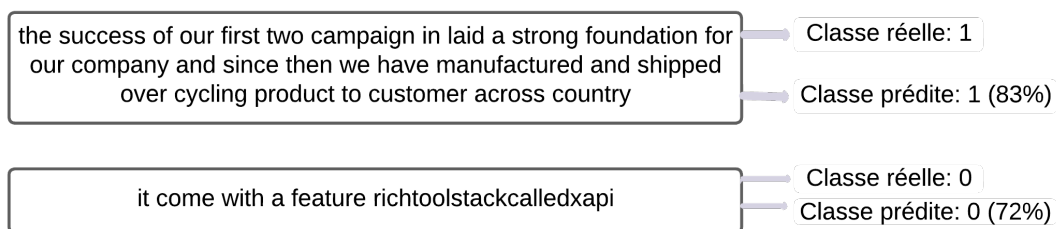


FIGURE 2 – Exemple d'une phrase négative et une autre phrase positive prédite avec le modèle DistilBert sur les données équilibrés

| Précision | Dataset non-equilibré | Dataset équilibré |
|--------------------------|-----------------------|-------------------|
| Précision d'entraînement | 97% | 98% |
| Précision de test | 88% | 79% |

TABLE 3 – Un tableau

4 Conclusion et perspectives

En somme, cette étude a examiné les travaux antérieurs sur la légitimité et l'analyse des sentiments financiers dans le but d'identifier des critères mesurables pour évaluer la légitimité et opérationnaliser ce concept complexe. Nous avons également étudié les techniques courantes de collecte et d'annotation de données en matière d'analyse des sentiments financiers et nous allons inspirés des travaux de (Garkavenko *et al.*, 2022) pour identifier plusieurs caractéristiques des startups pouvant prédire leur capacité à obtenir des financements à court et à long terme, permettant ainsi leur survie et leur croissance. D'après nos résultats, il ressort que le modèle DistilBert s'avère adéquat pour la classification binaire de notre corpus de données. De plus, nous avons constaté une amélioration de la précision en adoptant un ensemble de données équilibré. Cependant, afin de confirmer la présence ou l'absence de surapprentissage dans notre modèle, une validation manuelle effectuée par des experts est requise. Pour nos perspectives futures, nous prévoyons d'explorer d'autres modèles avancés tels que BERT, GPT et FinBert pour améliorer nos résultats. Nous allons également poursuivre la collecte de données sur la légitimité afin de mieux comprendre les différentes catégories et les différents aspects à analyser. En outre, nous avons l'intention d'étudier l'utilisation de techniques de prétraitement de données telles que l'augmentation de données et l'élargissement des classes de légitimité pour améliorer encore la performance de notre modèle.

Références

- ABDULLAH T. & AHMET A. (2022). Deep learning in sentiment analysis : Recent architectures. *ACM Computing Surveys*, **55**(8), 1–37.
- ALDRICH H. E. & FIOL C. M. (1994). Fools rush in ? the institutional context of industry creation. *Academy of management review*, **19**(4), 645–670.
- ALEXIOU K. & WIGGINS J. (2019). Measuring individual legitimacy perceptions : Scale development and validation. *Strategic Organization*, **17**(4), 470–496.
- BAKER M. & WURGLER J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The journal of Finance*, **61**(4), 1645–1680.
- BITEKTINE A. (2011). Toward a theory of social judgments of organizations : The case of legitimacy, reputation, and status. *Academy of management review*, **36**(1), 151–179.
- BITEKTINE A. & HAACK P. (2015). The “macro” and the “micro” of legitimacy : Toward a multilevel theory of the legitimacy process. *Academy of management review*, **40**(1), 49–75.
- BITEKTINE A., HILL K., SONG F. & VANDENBERGHE C. (2020). Organizational legitimacy, reputation, and status : Insights from micro-level measurement. *Academy of Management Discoveries*, **6**(1), 107–136.
- BROWN G. W. & CLIFF M. T. (2004). Investor sentiment and the near-term stock market. *Journal of empirical finance*, **11**(1), 1–27.
- CORTIS K., FREITAS A., DAUDERT T., HUERLIMANN M., ZARROUK M., HANDSCHUH S. & DAVIS B. (2017). Semeval-2017 task 5 : Fine-grained sentiment analysis on financial microblogs and news. In *Proceedings of the 11th international workshop on semantic evaluation (SemEval-2017)*, p. 519–535.
- DAUDERT T. (2022). A multi-source entity-level sentiment corpus for the financial domain : the finlin corpus. *Language Resources and Evaluation*, **56**(1), 333–356.

- DEEPHOUSE D. L., BUNDY J., TOST L. P., SUCHMAN M. C. *et al.* (2017). Organizational legitimacy : Six key questions. *The SAGE handbook of organizational institutionalism*, **4**(2), 27–54.
- DEEPHOUSE D. L., SUCHMAN M. *et al.* (2008). Legitimacy in organizational institutionalism. *The Sage handbook of organizational institutionalism*, **49**, 77.
- DIAS G., Éd. (2015). *Actes de TALN 2015 (Traitement automatique des langues naturelles)*, Caen. ATALA, HULTECH.
- DÍEZ-MARTÍN F., BLANCO-GONZÁLEZ A. & PRADO-ROMÁN C. (2021). The intellectual structure of organizational legitimacy research : a co-citation analysis in business journals. *Review of Managerial Science*, **15**(4), 1007–1043.
- FISHER G. (2020). The complexities of new venture legitimacy. *Organization Theory*, **1**(2), 2631787720913881.
- GAILLAT T., ZARROUK M., FREITAS A. & DAVIS B. (2018). The six corpora : Three gold standard corpora for sentiment analysis in english, spanish and german financial microblogs. In *LREC : Language Resources and Evaluation Conference*, p. 2671–2675 : European Languages Resources Association (ELRA).
- GARKAVENKO M., GAUSSIER E., MIRISAEI H., LAGNIER C. & GUERRAZ A. (2022). Where do you want to invest ? predicting startup funding from freely, publicly available web information. *arXiv preprint arXiv :2204.06479*.
- GREENWOOD R. & LAWRENCE T. B. (2005). The iron cage in the information age : The legacy and relevance of max weber for organization studies. editorial.
- HAACK P. & SIEWEKE J. (2020). Advancing the measurement of organizational legitimacy, reputation, and status : First-order judgments vs second-order judgments—commentary on “organizational legitimacy, reputation and status : Insights from micro-level management”. *Academy of Management Discoveries*, **6**(1), 153–158.
- HU M. & LIU B. (2004). Mining and summarizing customer reviews. In *Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, p. 168–177.
- KEARNEY C. & LIU S. (2014). Textual sentiment in finance : A survey of methods and models. *International Review of Financial Analysis*, **33**, 171–185.
- LIU B. (2012). Sentiment analysis and opinion mining. *Synthesis lectures on human language technologies*, **5**(1), 1–167.
- LOUGHRAN T. & McDONALD B. (2011). When is a liability not a liability ? textual analysis, dictionaries, and 10-ks. *The Journal of finance*, **66**(1), 35–65.
- MAIA M., HANDSCHUH S., FREITAS A., DAVIS B., McDERMOTT R., ZARROUK M. & BALAHUR A. (2018). Wwv’18 open challenge : financial opinion mining and question answering. In *Companion proceedings of the the web conference 2018*, p. 1941–1942.
- MALO P., SINHA A., KORHONEN P., WALLENIUS J. & TAKALA P. (2014). Good debt or bad debt : Detecting semantic orientations in economic texts. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, **65**(4), 782–796.
- MAN X., LUO T. & LIN J. (2019). Financial sentiment analysis (fsa) : A survey. In *2019 IEEE International Conference on Industrial Cyber Physical Systems (ICPS)*, p. 617–622 : IEEE.
- MISHEV K., GJORGJEVIKJ A., VODENSKA I., CHITKUSHEV L. T. & TRAJANOV D. (2020). Evaluation of sentiment analysis in finance : from lexicons to transformers. *IEEE access*, **8**, 131662–131682.

- SCHOON E. W. (2022). Operationalizing legitimacy. *American Sociological Review*, **87**(3), 478–503.
- SOHANGIR S., WANG D., POMERANETS A. & KHOSHGOFTAAR T. M. (2018). Big data : Deep learning for financial sentiment analysis. *Journal of Big Data*, **5**(1), 1–25.
- STONE P. J., DUNPHY D. C. & SMITH M. S. (1966). The general inquirer : A computer approach to content analysis.
- SUCHMAN M. C. (1995). Managing legitimacy : Strategic and institutional approaches. *Academy of management review*, **20**(3), 571–610.
- SUDDABY R., BITEKTINE A. & HAACK P. (2017). Legitimacy. *Academy of Management Annals*, **11**(1), 451–478.
- TOST L. P. (2011). An integrative model of legitimacy judgments. *Academy of management review*, **36**(4), 686–710.
- VAN DE KAUTER M., BREESCH D. & HOSTE V. (2015). Fine-grained analysis of explicit and implicit sentiment in financial news articles. *Expert Systems with applications*, **42**(11), 4999–5010.
- VASWANI A., SHAZEER N., PARMAR N., USZKOREIT J., JONES L., GOMEZ A. N., KAISER Ł. & POLOSUKHIN I. (2017). Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, **30**.
- ZHANG L., XIAO K., ZHU H., LIU C., YANG J. & JIN B. (2018). Caden : A context-aware deep embedding network for financial opinions mining. In *2018 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)*, p. 757–766 : IEEE.
- ZIMMERMAN M. A. & ZEITZ G. J. (2002). Beyond survival : Achieving new venture growth by building legitimacy. *Academy of management review*, **27**(3), 414–431.