

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

ÉLABORATION D'UNE APPROCHE DANS LE CHOIX D'UNE MÉTHODE  
D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE SUPERVISÉ EN FONCTION DU RÔLE DES  
CATÉGORIES D'OBJETS À CLASSER : LA CLASSIFICATION DE LA SUBJECTIVITÉ  
DES COMMENTAIRES EN LIGNE PAR CATÉGORIES DE PRODUITS

THÈSE  
PRÉSENTÉE  
COMME EXIGENCE PARTIELLE  
DU DOCTORAT EN INFORMATIQUE COGNITIVE

PAR  
ALEXANDRE ST-VINCENT VILLENEUVE

AVRIL 2026

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL  
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.12-2023). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

## REMERCIEMENTS

Mes premiers remerciements vont au Pr Michel Plaisent. Ton soutien indéniable tout au long de mon parcours académique a grandement influencé ma trajectoire. Le doctorat est une aventure en soi, remplie de hauts et de bas. En croyant en moi, tu m'as donné la confiance et la motivation nécessaires pour compléter ma thèse. Tu as été un pilier pour le développement de ma carrière en me conseillant lors de mes premiers articles et conférences scientifiques. Merci d'avoir été cette étincelle qui m'a permis d'être le chercheur que je suis aujourd'hui.

Je tiens également à remercier chaleureusement le Pr Sébastien Gambs. Ton expertise en informatique et ta disponibilité m'ont été indispensables pour mener à bien ce travail de recherche. Grâce à tes recommandations, j'ai su prendre les bonnes décisions pour rehausser la qualité de cette recherche en allant plus loin dans la validation des résultats obtenus. Merci d'avoir pris le temps de me guider à travers mon parcours académique, ton aide a été essentielle pour la suite de mon parcours en recherche.

Je remercie le Pr Stevan Harnad pour m'avoir accueilli au sein de son laboratoire Cognition Communication. Grâce à ta générosité et ta disponibilité, tu m'as offert un cadre intellectuellement stimulant qui m'a aidé à développer mes connaissances et enrichi ma réflexion pour mon travail de recherche. Cette expérience est unique et va m'accompagner tout au long de ma carrière, je te remercie pour cette occasion déterminante dans mon parcours doctoral.

Je suis reconnaissant envers l'Université du Québec à Montréal (UQAM) pour son environnement académique stimulant. Le doctorat en informatique cognitive m'a permis de développer mes compétences en intelligence artificielle, ce qui me donne aujourd'hui les outils pour tenter de répondre à des enjeux complexes à fort impact social. Je tiens également à souligner et remercier le corps professoral pour le temps accordé à la correction de ma recherche doctorale.

Enfin, il est important pour moi de remercier ma famille et ma belle-famille pour leur soutien continu au cours de ces dernières années de travail. Merci à ma mère, Danielle St-Vincent et mon

père (feu) Pierre Villeneuve pour leurs encouragements, je sais que je peux toujours compter sur vous.

## DÉDICACE

À ma chère R.B.B.D.M., Monsieur Wagner et Penny

*L'arbre vit longtemps car le petit singe le soigne; le petit singe est hors de danger car il vit en hauteur.*  
À la sagesse de la nature et ses équilibres.

## TABLE DES MATIÈRES

|                                                                                                    |    |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| REMERCIEMENTS                                                                                      | 1  |
| DÉDICACE                                                                                           | 3  |
| LISTE DES FIGURES                                                                                  | 7  |
| LISTE DES TABLEAUX                                                                                 | 8  |
| LISTE DES ABRÉVIATIONS                                                                             | 9  |
| RÉSUMÉ                                                                                             | 10 |
| ABSTRACT                                                                                           | 11 |
| INTRODUCTION                                                                                       | 1  |
| CHAPITRE I                                                                                         |    |
| PROBLÉMATIQUE DE LA RECHERCHE                                                                      | 5  |
| 1.1) Le domaine du forage d'opinions                                                               | 5  |
| 1.1.1) Différentes tâches du forage d'opinions                                                     | 7  |
| 1.1.2) Métriques d'évaluation du domaine du forage d'opinions                                      | 8  |
| 1.2) Études récentes utilisant la base de données Amazon Product Reviews pour le forage d'opinions | 9  |
| 1.3) Lacunes et besoins de recherche identifiés                                                    | 13 |
| 1.4) Problématique générale et objectifs de la recherche                                           | 15 |
| CHAPITRE II                                                                                        |    |
| SURVOL DE L'APPRENTISSAGE MACHINE                                                                  | 17 |
| 2.1) Traitement automatique du langage naturel                                                     | 17 |
| 2.2) Apprentissage automatique                                                                     | 18 |
| 2.3) Apprentissage automatique supervisé                                                           | 19 |
| 2.4) Synthèse des méthodes choisies                                                                | 20 |
| 2.4.1) Machines à vecteurs de support                                                              | 21 |
| 2.4.2) Classificateur bayésien naïf                                                                | 22 |
| 2.4.3) Réseaux de neurones artificiels                                                             | 24 |
| 2.4.4) Forêts aléatoires                                                                           | 25 |
| 2.4.5) K plus proches voisins                                                                      | 26 |
| 2.5) Choix d'une méthode                                                                           | 28 |
| 2.6) Résumé des méthodes choisies                                                                  | 29 |
| CHAPITRE III                                                                                       |    |
| CADRE CONCEPTUEL DE LA RECHERCHE                                                                   | 30 |
| 3.1) La nature de la subjectivité des commentaires                                                 | 30 |
| 3.1.1) Introduction à la notion de subjectivité                                                    | 30 |
| 3.1.2) Différenciation entre subjectivité, valence et émotions                                     | 32 |
| 3.1.3) Classification de la subjectivité des commentaires                                          | 34 |

|                                                                                                    |    |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 3.1.4) Justification de la binarisation de la subjectivité                                         | 35 |
| 3.2) Management et rétroaction des consommateurs                                                   | 36 |
| 3.2.1) L'importance de l'analyse des commentaires clients dans le management                       | 36 |
| 3.2.2) L'impact des commentaires sur la stratégie produit et la relation client                    | 37 |
| 3.2.3) Modèle de boucle d'amélioration continue: un outil pour les entreprises                     | 38 |
| 3.2.4) L'impact des commentaires sur le marketing des entreprises                                  | 39 |
| 3.2.5) Utilisation de l'apprentissage automatique dans l'analyse des commentaires                  | 40 |
| 3.2.6) Défis et considérations éthiques dans l'analyse des commentaires clients                    | 42 |
| 3.3) Schémas d'utilisation                                                                         | 43 |
| 3.3.1) Cycle d'achat et d'optimisation produit                                                     | 43 |
| 3.3.2) Autres domaines d'applications du schéma d'utilisation                                      | 46 |
| <b>CHAPITRE IV</b>                                                                                 |    |
| <b>MÉTHODOLOGIE DE LA RECHERCHE: APPROCHE DÉVELOPPÉE POUR LA CLASSIFICATION DE LA SUBJECTIVITÉ</b> | 48 |
| 4.1) Traitement informatique de la subjectivité                                                    | 48 |
| 4.2) Identification de la source des données                                                       | 50 |
| 4.3) Choix des catégories de produits                                                              | 51 |
| 4.4) Étapes de la collecte des données                                                             | 52 |
| 4.5) Étapes du traitement des données pour l'apprentissage automatique supervisé                   | 53 |
| 4.5.1) Calcul de la subjectivité des commentaires à l'aide de TextBlob                             | 54 |
| 4.5.2) Attribution des étiquettes                                                                  | 56 |
| 4.5.3) Validation terrain de TextBlob                                                              | 56 |
| 4.5.4) Résultats de la classification humaine                                                      | 58 |
| 4.5.5) Biais liés à l'utilisation de TextBlob pour l'annotation                                    | 60 |
| 4.6) Apprentissage et validation des modèles                                                       | 60 |
| 4.7) Évaluation des méthodes et sélection de la méthode la plus performante                        | 63 |
| <b>CHAPITRE V</b>                                                                                  |    |
| <b>RÉSULTATS</b>                                                                                   | 64 |
| 5.1) Phase 1 – Résultats de l'entraînement et validation des méthodes                              | 64 |
| 5.2) Phase 2 – Application à grande échelle de la méthode retenue                                  | 72 |
| <b>CHAPITRE VI</b>                                                                                 |    |
| <b>CONTRIBUTIONS DE LA RECHERCHE</b>                                                               | 75 |
| 6.1) Élaboration d'une approche méthodologique                                                     | 77 |
| 6.2) Variation de la précision des méthodes selon les catégories de produits                       | 78 |
| 6.3) Continuum de la subjectivité par catégorie de produits                                        | 80 |
| 6.4) Contributions pratiques pour les entreprises                                                  | 81 |
| 6.4.1) Optimisation marketing selon la subjectivité des commentaires                               | 81 |
| 6.4.2) Optimisation produit par l'analyse des commentaires                                         | 82 |

|                                                               |     |
|---------------------------------------------------------------|-----|
| CONCLUSION GÉNÉRALE                                           | 83  |
| Limites de la recherche                                       | 84  |
| Limite liée à la source unique des données                    | 85  |
| Limite liée à la langue et à la culture                       | 85  |
| Recherches futures                                            | 86  |
| Extension à des sources de données multiples et variées       | 86  |
| Intégration du multilinguisme et des différences culturelles  | 86  |
| Exploration de nouvelles catégories et domaines d'application | 87  |
| ANNEXE A                                                      |     |
| TRAITEMENT INFORMATIQUE DE LA SUBJECTIVITÉ DES COMMENTAIRES   | 89  |
| ANNEXE B                                                      |     |
| CODAGE INFORMATIQUE POUR L'ÉVALUATION DES MÉTHODES            | 91  |
| ANNEXE C                                                      |     |
| CALCUL DE LA SUBJECTIVITÉ PAR CATÉGORIES DE PRODUITS          | 98  |
| APPENDICE A - CERTIFICAT D'ÉTHIQUE                            | 105 |
| APPENDICE B - FORMULAIRE DE CONSENTEMENT                      | 106 |
| APPENDICE C - QUESTIONNAIRES                                  | 108 |
| BIBLIOGRAPHIE                                                 | 146 |
| GLOSSAIRE                                                     | 158 |

## LISTE DES FIGURES

|                                                                                                                                                |    |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figure 1.1 - Différentes tâches du forage d'opinions                                                                                           | 7  |
| Figure 1.2 - Formule mathématique de la métrique de l'exactitude                                                                               | 8  |
| Figure 1.3 - Formule mathématique de la métrique du rappel                                                                                     | 8  |
| Figure 1.4 - Formule mathématique de la métrique précision                                                                                     | 9  |
| Figure 1.5 - Formule mathématique de la métrique de la mesure F                                                                                | 9  |
| Figure 1.6 - Continuum de la subjectivité selon les catégories de produits indiquant des scores hypothétiques pour deux catégories de produits | 16 |
| Figure 2.1 - Classification des données par SVM                                                                                                | 21 |
| Figure 2.2 - Théorème de bayes                                                                                                                 | 23 |
| Figure 2.3 - Architecture typique d'un réseau de neurones                                                                                      | 24 |
| Figure 2.4 - Fonctionnement des forêts aléatoires                                                                                              | 26 |
| Figure 2.5 - Fonctionnement $K$ plus proches voisins                                                                                           | 27 |
| Figure 2.6 - Formule du calcul de l'exactitude                                                                                                 | 28 |
| Figure 3.1 - Cycle d'achat et d'optimisation produit                                                                                           | 43 |
| Figure 4.1 - Traitement informatique de la subjectivité                                                                                        | 48 |
| Figure 4.2 - Commentaire tiré de la base de données <i>Amazon Product Reviews</i>                                                              | 51 |
| Figure 5.1 - Comparaison des scores d'exactitude des méthodes par catégorie de produits                                                        | 70 |
| Figure 5.2 - Continuum de la subjectivité selon les catégories de produits                                                                     | 74 |

## **LISTE DES TABLEAUX**

|                                                                                             |    |
|---------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tableau 2.1 - Avantages et inconvénients des méthodes choisies                              | 29 |
| Tableau 4.1 - Catégories de produits Amazon Product Reviews                                 | 52 |
| Tableau 4.2 - Extrait des 100 commentaires retenus et de leur classification par TextBlob   | 57 |
| Tableau 5.1 – Résultats des méthodes de classification sélectionnées sur l'ensemble de test | 65 |
| Tableau 5.2 – Répartition de la subjectivité des commentaires par catégorie de produits     | 72 |

## LISTE DES ABRÉVIATIONS

|        |                                           |
|--------|-------------------------------------------|
| AA     | Apprentissage automatique                 |
| CNN    | Réseau de neurones convolutifs            |
| DT     | Arbre de décision                         |
| IA     | Intelligence artificielle                 |
| KNN    | $k$ -plus proches voisins                 |
| LSTM   | Mémoire à court et long terme             |
| MaxEnt | Entropie maximale                         |
| NB     | Classification naïf bayésien              |
| RFC    | Forêts aléatoires                         |
| RL     | Régression logistique                     |
| RNA    | Réseaux de neurones artificiels           |
| RNN    | Réseau de neurones récurrents             |
| SGD    | Descente de gradient stochastique         |
| SVM    | Machines à vecteurs de support            |
| TALN   | Traitement automatique du langage naturel |

## RÉSUMÉ

Plusieurs études ont évalué différentes méthodes algorithmiques sur la base de données *Amazon Product Reviews*, mais les résultats obtenus divergent d'une étude à l'autre, et les catégories de produits n'ont pas été prises en compte dans l'analyse des résultats. Ces disparités suggèrent la pertinence d'élaborer une approche méthodologique pour choisir la meilleure méthode en fonction de la catégorie de produits étudiée. Dans le cadre de la présente recherche, la subjectivité des commentaires en ligne sera choisie afin de répondre à une deuxième lacune dans la littérature, soit l'absence de travaux de recherche qui mettent l'accent sur celle-ci, pourtant essentielle à la bonne compréhension des commentaires, autant pour les consommateurs que pour les entreprises. Dix catégories de produits ont été choisies à partir de la base de données *Amazon Product Reviews* pour évaluer la performance de cinq méthodes sur l'analyse de la subjectivité des commentaires. Les machines à vecteurs de support (SVM) ont obtenu les meilleurs résultats et un continuum de subjectivité a été défini, variant entre 84,66 % et 89,26 %, en fonction des catégories évaluées. Les résultats ont des implications pratiques pour les entreprises qui souhaitent améliorer leur utilisation de la rétroaction client. Les recherches futures pourraient miser sur d'autres bases de données et l'utilisation de l'apprentissage profond.

Mots clefs:

*Comportement des consommateurs en ligne, Apprentissage supervisé des commentaires en ligne, Catégorisation des produits, Évaluation subjective des produits, Intelligence artificielle, Cognition, Forage d'opinion*

## ABSTRACT

Several studies have evaluated different algorithmic methods on the *Amazon Product Reviews* database, but their results diverge across studies, and product categories have not been considered in the analysis of the results. These disparities suggest the relevance of developing a methodological approach to choose the best method based on the product category studied. In the context of this research, the subjectivity of online reviews will be chosen in order to address a second gap in the literature, namely the absence of research studies that focus on this subjectivity, which is essential for a better understanding of online reviews from both consumer and business perspectives. Ten product categories were selected from the *Amazon Product Reviews* database to evaluate the performance of five methods for analyzing the subjectivity of online reviews. Support vector machines (SVMs) achieved the best results, and a subjectivity continuum was established, ranging from 84.66% to 89.26%, depending on the categories evaluated. The results have practical implications for companies using customer feedback. Future research could leverage other databases and the use of deep learning.

Keywords:

*Online Consumer Behavior, Supervised Learning of Online Reviews, Product Categorization, Subjective Evaluation of Products, Artificial Intelligence, Cognition, Opinion Mining*

## INTRODUCTION

Le commerce en ligne fait maintenant partie intégrante du comportement d'achat des consommateurs (OCDE, 2023). L'essor des commentaires en ligne (ci-après commentaires) transforme les façons de faire, devenant souvent un point d'ancrage dans la décision d'achat. Une abondance de produits et services est disponible en ligne pour les consommateurs. La prépondérance du commerce électronique donne l'occasion à ceux-ci de diffuser leurs commentaires et recommandations sur les plateformes en ligne. Ils peuvent apprécier ou non une prestation reçue ou un produit consommé et du même coup, partager leur expérience post-achat. Les plateformes de vente ont accéléré le partage d'expérience post-achat. Les satisfactions ou insatisfactions publiées par les consommateurs deviennent alors des informations capitales pour les autres utilisateurs qui désirent se procurer un produit ou un service, mais aussi pour les entreprises voulant améliorer leur réputation (Wassan *et al.*, 2021; Joudeh *et al.*, 2024).

Les téléphones intelligents changent également la donne, puisque les consommateurs peuvent maintenant partager leurs expériences et opinions en tout temps. À titre d'exemple, un consommateur qui visite un restaurant peut instantanément publier un commentaire sur son expérience. De même, un client qui se procure des meubles de jardin peut diffuser une critique exhaustive de son expérience, que ce soit à propos de la livraison, de l'installation ou du confort. Les commentaires font maintenant partie du parcours client, puisqu'ils peuvent jouer un rôle dans l'achat des futurs clients. Les notions de qualité, de performance ou même de l'utilité des produits peuvent influencer la décision d'acheter ou non le produit ou le service offert. Par exemple, un client potentiel qui hésite à acheter une tablette électronique d'une marque donnée peut aller consulter les commentaires d'utilisateurs qui ont testé le produit; des commentaires négatifs pourraient le dissuader ou le faire se tourner vers d'autres marques, mais des commentaires positifs pourraient le convaincre d'acheter le produit visé. Les commentaires jouent donc un rôle clé, puisqu'ils permettent de réduire cette incertitude liée au commerce en ligne (Zhang *et al.*, 2014; Beck *et al.*, 2023).

Les consommateurs en ligne, en laissant des commentaires, échangent des informations composées d'expérience, de conseils, de recommandations et, parfois, les utilisateurs ont l'option

de poser des questions et d'y recevoir des réponses de la communauté ou du vendeur. Des forums spécialisés comme Reddit permettent d'aller plus en profondeur sur les différents produits, offrant des informations plus nuancées que celles offertes par les fabricants. Par exemple, un consommateur qui aimerait se procurer une nouvelle paire de souliers de course peut demander des conseils en fonction de sa façon de courir, de la marche rapide au sprint, ou bien des différents types de sentiers qu'il emprunte, sable, bitume ou terre battue, ou encore en fonction de son type de pied, que ce soit un pied plat, valgus ou pied grec. Tous ces éléments très spécifiques peuvent ainsi recevoir des réponses plus personnalisées, non pas des représentants de la compagnie de chaussures de sport, mais venant directement d'autres coureurs.

Les commentaires peuvent prendre différentes formes. D'abord, les évaluations numériques, sous la forme d'une notation allant de une à cinq étoiles, permettant une évaluation quantitative de la satisfaction, soit une manière de comparer rapidement différents produits ou services entre eux puisque cela ne nécessite pas une analyse exhaustive des commentaires. Si l'on prend l'exemple d'un restaurant, une note de quatre étoiles sera davantage perçue comme un gage de qualité comparativement à celui ayant obtenu une note de deux étoiles. Ce dernier pourrait voir réduire ses chances d'augmenter son achalandage en restaurant. En ce sens, le commerce électronique n'est pas seulement un lieu de transaction, mais également un lieu d'échange et d'influence. Un autre type de format que peuvent prendre les commentaires est celui des témoignages sous forme de texte. Ceux-ci peuvent varier en matière de longueur, allant de quelques mots à des paragraphes plus détaillés. Par exemple, un client ayant acheté une cafetière dernier cri pourrait expliquer de long en large comment cet appareil de cuisine rend son quotidien plus agréable grâce à sa simplicité d'utilisation et à la qualité du café obtenu. Un autre utilisateur pourrait détailler les types de cafés pour un goût optimal et leur coût relativement élevé à l'achat. Comparativement aux évaluations en étoiles, ces commentaires sous forme de texte ajoutent davantage de contenu en mettant de l'avant les points forts, mais également les points faibles d'un produit ou d'un service donné. Les commentaires peuvent également prendre la forme de vidéos. Par exemple, les vidéos de déballage à la suite de la réception d'un colis ou de l'achat en magasin, souvent diffusées sur des plateformes comme YouTube ou TikTok, qui permettent aux consommateurs de voir en temps réel l'appréciation du client. Celui-ci filme l'ouverture d'un colis contenant des produits pour la première fois et donne spontanément ses impressions, tout en

discutant des différentes caractéristiques des produits. Ce type de commentaire offre une expérience plus immersive du produit que l'échelle de notation à cinq étoiles pour les commentaires sous forme de texte. Enfin, un autre type de commentaire est celui des critiques réalisées par des experts d'un domaine donné. Par l'exemple, le nouveau modèle d'une voiture est décrit par un professionnel du milieu qui expose ses différentes caractéristiques, que ce soit la tenue de route, la sécurité, l'autonomie de la batterie électrique dans différentes conditions, le confort des sièges avant et arrière, la technologie de conduite autonome ou autre élément distinctif par rapport à la concurrence. Ce type de commentaire s'adresse à un public recherchant des éléments plus techniques et des conseils plus spécifiques avant d'effectuer l'achat. Somme toute, les commentaires peuvent prendre différentes formes, allant des notations numériques aux commentaires d'autres clients sous forme de texte ou de vidéos, et jusqu'à des analyses beaucoup plus détaillées par des spécialistes. Ces différents formats permettent de communiquer les opinions, émotions et préférences des consommateurs.

La place des commentaires pour les consommateurs est importante, puisqu'elle leur donne des éléments riches en étant une source authentique d'information (Shah *et al.*, 2021). Dans cette perspective, les consommateurs ont un levier d'influence auprès des marques, puisque leur commentaire a un impact direct dans le processus d'achat pour les futurs clients. Un commentaire négatif peut teinter la réputation d'un produit ou d'un service, et les entreprises doivent donc y porter une attention particulière. Les commentaires influencent la réputation des organisations. Un commerce ayant peu de commentaires positifs et beaucoup de commentaires négatifs verra sa réputation entachée et aura des conséquences sur la bonne conduite de ses activités, son chiffre d'affaires et sa survie à long terme. À l'inverse, une entreprise bénéficiant d'une majorité de commentaires favorables sera plus attractive pour de nouveaux clients, assurant sa pérennité (Ismagilova *et al.*, 2020). Dans cette optique, les entreprises portent une attention aux commentaires à leur égard, car ce n'est pas tout de créer un bon produit, il faut également s'assurer de sa réceptivité en ligne et de s'ajuster en conséquence. Ce flux de commentaires est de plus en plus important, des millions de commentaires sont publiés sur les sites de vente en ligne. Ce volume pose des défis pour les organisations, d'abord dans son traitement, mais également dans son interprétation, ce qui nécessite l'utilisation d'outils et de techniques avancées.

La recherche conduite dans cette thèse se divise en six chapitres. Le chapitre 1 explore le

domaine du forage d'opinions et les études récentes sur les commentaires, les lacunes de recherche, la problématique générale et les objectifs. Le chapitre 2 présente le cadre technique de l'étude avec le traitement automatique du langage naturel et de l'apprentissage machine, mais aussi la synthèse des méthodes choisies pour la tâche de classification de la subjectivité des commentaires. Le chapitre 3 décrit le cadre conceptuel dont les notions de subjectivité, valence, émotions et son importance en management et marketing. Le chapitre 4 détaille la méthodologie utilisée, l'identification de la source des données, le choix des catégories de produits, la collecte et le traitement des données, l'outil informatique TextBlob pour l'annotation, l'entraînement et la validation des modèles puis la sélection de la méthode optimale. Le chapitre 5 passe en revue les résultats obtenus de l'entraînement et la validation des méthodes et l'application à grande échelle de la méthode retenue. Le chapitre 6 offre les contributions théoriques et pratiques et la réponse aux lacunes de la recherche. Enfin, la conclusion générale présente les limites de la recherche et les recherches futures.

# CHAPITRE I

## PROBLÉMATIQUE DE LA RECHERCHE

Le chapitre aborde tout d'abord le domaine du forage d'opinions et ses multiples utilisations pour affiner la compréhension des commentaires des consommateurs en ligne, en plus des principales métriques d'évaluation de la performance des méthodes informatiques. Il présente par la suite la base de données utilisée dans l'étude, soit les commentaires sur les produits d'Amazon, puis il effectue une revue de la littérature récente qui utilise cette base de données. Ensuite, les lacunes de ces études et, conséquemment, les besoins de recherches pour les combler seront présentés. Le chapitre s'achève par l'exposé de la problématique générale de la recherche et des objectifs qui seront abordés.

### 1.1) Le domaine du forage d'opinions

Aussi connu sous le nom d'extraction d'opinions, le forage d'opinions permet d'analyser automatiquement un texte pour en faire ressortir des éléments pertinents, comme les opinions exprimées et les sentiments des utilisateurs (Pang et Lee, 2008; Liu, 2009, 2020; Nandwani et Verma, 2021). Le domaine intéresse de plus en plus le milieu universitaire et industriel, car les données en ligne sont en constante augmentation (Singh *et al.*, 2022). Il devient un outil incontournable pour les entreprises afin de cibler les besoins et préférences des clients. L'analyse de ces commentaires permet à celles-ci d'ajuster leurs stratégies, mais aussi d'améliorer les produits et les services offerts (Watson et Wu, 2022). Grâce au forage, les points forts et les faiblesses des produits ou services peuvent ainsi être mis en relief. Par exemple, si plusieurs clients se plaignent de la surchauffe de la pile d'un téléphone cellulaire, l'entreprise peut alors miser sur son amélioration pour optimiser l'expérience d'utilisation. Le forage d'opinions permet aux entreprises de surveiller l'évolution des sentiments exprimés. Une augmentation soudaine des commentaires négatifs peut être due à un problème émergent qui nécessite une action rapide de l'entreprise. Saisir ces éléments en temps réel offre la possibilité d'une intervention rapide pour apporter des correctifs nécessaires afin de maintenir leur image de marque. L'extraction des opinions permet également de suivre les tendances du marché. Les attentes des consommateurs peuvent certainement évoluer. La répétition de certaines préoccupations exprimées dans les commentaires est un bon exemple. Si de plus en plus de consommateurs expriment la nécessité

d'un virage écologique, une entreprise de boisson peut décider de changer ses bouteilles en plastique pour du carton recyclable. Adapter ainsi ses produits en fonction des commentaires des clients permet à l'entreprise un meilleur positionnement vis-à-vis de sa concurrence.

Enfin, le forage permet aussi d'améliorer le service offert car, en répondant proactivement aux clients, on peut améliorer la satisfaction de la clientèle. Les cas de clients insatisfaits qui sont rapidement traités et résolus peuvent se transformer en expériences positives. Ces expériences positives peuvent entraîner d'autres commentaires favorables sur leur expérience globale, ce qui améliorera l'image de marque de l'entreprise aux yeux des consommateurs. Il existe plusieurs méthodes pour le forage d'opinions. Les plus courantes sont les machines à vecteurs de support, le classificateur bayésien naïf, les réseaux de neurones artificiels, les forêts aléatoires et les K plus proches voisins; leurs performances varient selon les caractéristiques des données (Mozetič *et al.*, 2016; Kumar *et al.*, 2019; Jain *et al.*, 2021; Gasparetto *et al.*, 2022). Ces méthodes seront présentées plus en détail, ainsi que leurs avantages et inconvénients au chapitre suivant.

En outre, les différentes caractéristiques inhérentes aux commentaires représentent un défi (Manning et Schütze, 1999; Maynard et Greenwood, 2014). Ces caractéristiques se traduisent par des variations de longueur, de style et de vocabulaire qui influencent la qualité de l'analyse. Par exemple, les commentaires très courts peuvent poser problème pour l'algorithme, faute de contexte suffisant, tandis que les commentaires longs, parfois trop détaillés, peuvent contenir du bruit informationnel. L'hétérogénéité des données reste donc un défi constant. Dans le contexte des catégories de produits, les commentaires peuvent varier en raison des éléments linguistiques. Dans le cas des livres, ceux-ci peuvent inclure, par exemple, le style d'écriture ou l'intrigue alors que les appareils électroniques peuvent prendre en compte la performance ou des spécificités plus techniques relatives à la pile ou à la caméra. Un autre exemple est celui des éléments plus sensoriels, par exemple olfactifs comme les parfums de la catégorie de produits des cosmétiques. Les éléments plus personnels liés aux cosmétiques auraient vraisemblablement un style plus émotif que celui de la catégorie des accessoires de bureau qui se voudraient sans doute plus factuels. Ainsi, ces différences linguistiques peuvent influencer la classification des commentaires et une analyse plus approfondie en fonction des méthodes utilisées doit être prise en compte. Ces différences suggèrent également d'évaluer la pertinence de la catégorie de produits par une méthodologie qui considère les catégories d'objets à classer, dans ce cas-ci, les

catégories de produits, afin d’obtenir des résultats qui se veulent plus compatibles avec les commentaires étudiés.

Le domaine du forage d’opinions offre un champ de possibilités pour affiner la compréhension des commentaires des consommateurs (Humphreys et Wang, 2018). Les implications sont nombreuses, comme dans le domaine du marketing pour la promotion des produits ou de la gestion de la relation des clients avec la prise en compte de leurs commentaires pour une meilleure rétention client. En plus du domaine pratique, le forage est pertinent pour la recherche ayant trait au traitement du langage naturel, mais aussi pour l’analyse des sentiments.

#### 1.1.1) Différentes tâches du forage d’opinions

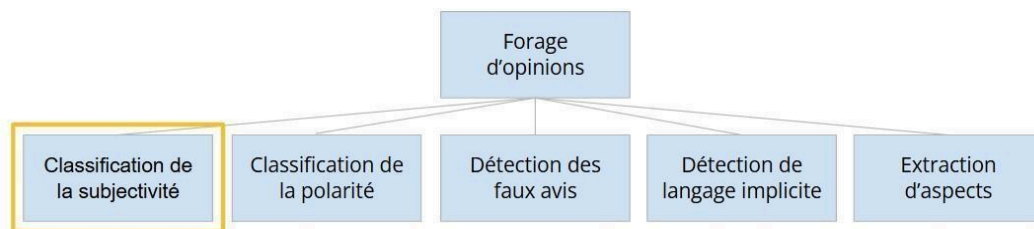


Figure 1.1 Différentes tâches du forage d’opinions

Extrait de Wankhade et al. (2022)

Le domaine du forage d’opinions comprend plusieurs tâches complémentaires, mais qui ont des utilités distinctes. D’abord, la classification de la subjectivité distingue les opinions des faits, habituellement sur une échelle de 0 à 1 (Pang et Kim, 2008 ; Liu, 2020). Ensuite, la polarité indique si l’opinion est négative, neutre ou positive. La polarité ne doit pas être confondue avec la valence, qui se réfère à l’intensité émotionnelle du commentaire, ni avec le ton, manière d’exprimer l’opinion, par exemple joyeuse ou triste (Liu, 2020). Puis, la détection de faux avis sert à identifier les commentaires trompeurs ou manipulés (Moon *et al.*, 2021). Par la suite, la détection du langage implicite porte sur des formes d’expression complexes à interpréter, comme le sarcasme, l’ironie ou l’humour, qui est une tâche ardue même pour les humains (Wankhade *et al.*, 2022). Enfin, l’extraction d’aspects consiste à identifier des éléments précis mentionnés dans un commentaire (Wankhade *et al.*, 2022).

### 1.1.2) Métriques d'évaluation du domaine du forage d'opinions

Les quatre métriques d'évaluation principales dans le domaine sont l'exactitude, le rappel, la précision et la mesure F (Manning *et al.*, 2008). Enfin, la première mesure est l'exactitude (Gope *et al.*, 2022). Il s'agit du nombre total d'instances correctement classées *versus* le nombre total analysées. Par exemple, 100 commentaires sont analysés, 20 sont subjectifs et 80 sont objectifs. Le modèle fait la prédiction que 18 commentaires sont subjectifs (vrais positifs, *true positive*, *TP*), 70 commentaires objectifs (vrais négatifs, *true negative*, *TN*), 2 subjectifs manqués (faux positifs, *false positive*, *FP*) 10 faux objectifs (faux négatifs, *false negative*, *FN*) et Avec notre exemple, ce sera  $(18 + 70) / (18 + 70 + 10 + 2) = 88\%$ . Pour calculer l'exactitude, on peut se référer à la formule ci-dessous:

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FN + FP)}$$

Figure 1.2 - Formule mathématique de la métrique de l'exactitude

Tiré de Gope *et al.*, (2022)

La deuxième mesure, celle du rappel, détermine la capacité du modèle évalué à nommer de manière juste toutes les instances positives dans une classe donnée. Par exemple, un modèle devant classer 100 commentaires qui réussit à le faire correctement dans 79 cas aura un rappel de 79%.

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

Figure 1.3 - Formule mathématique de la métrique du rappel

Tiré de Gope *et al.*, (2022)

La troisième mesure de performance est la précision. Elle permet d'indiquer la proportion de prédictions positives qui le sont réellement. Par exemple, si le modèle doit classer 100 commentaires et obtient l'identification de 85 commentaires comme étant des commentaires subjectifs, mais que, dans les faits, il y avait seulement 70 commentaires subjectifs, alors la

précision est de 70/85, soit un taux de 82,3%. Pour cette mesure, il s'agit de déterminer dans quelle proportion les détections de commentaires subjectifs sont justes.

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

Figure 1.4 - Formule mathématique de la métrique précision

Tiré de Gope *et al.*, (2022)

La dernière mesure de performance est la mesure F. Il s'agit d'une mesure qui englobe le rappel et la précision pour offrir un score plus équilibré. Il s'agit de la moyenne harmonisée entre les deux mesures de performance pour obtenir un équilibre des deux mesures.

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Figure 1.5 - Formule mathématique de la métrique de la mesure F

Tiré de Gope *et al.*, (2022)

## 1.2) Études récentes utilisant la base de données *Amazon Product Reviews* pour le forage d'opinions

Dans le cadre de la présente recherche, la base de données *Amazon Product Reviews* sera sélectionnée pour l'analyse des commentaires, car elle est crédible et offre des jeux de données disponibles pour l'analyse informatique. Elle sera présentée en détail au chapitre méthodologique de la recherche. Avant d'aller plus loin, il importe de faire un recensement des principales études récentes ayant utilisé cette base de données pour le forage d'opinions.

L'étude de Sadik *et al.* (2025) propose plusieurs méthodes pour la classification de la polarité des commentaires, soient les machines à vecteurs de support (SVM), la méthode des  $K$  plus proches voisins (KNN), les forêts aléatoires (RFC), le classificateur bayésien naïf (NB), les arbres de

décisions (DT) et la régression logistique (LR). Les résultats indiquent la performance supérieure des SVM à 91% d'exactitude, mais ne se concentre que sur deux catégories de produits.

Ali *et al.* (2024), quant à eux, ont comparé différentes méthodes pour la même tâche et c'est le modèle d'apprentissage profond BERT qui a surpassé les autres méthodes telles que le classificateur bayésien naïf (NB), les arbres de décisions (DT), la régression logistique (LR) et les forêts aléatoires (RFC) à hauteur de 89% d'exactitude. Par contre, ils n'ont comparé la performance des méthodes que sur quatre catégories de produits.

Une autre étude récente, celle de Gope *et al.* (2022), a mis en œuvre plusieurs méthodes, soit les machines à vecteurs de support, les forêts aléatoires, le classificateur bayésien naïf et la régression logistique, les réseaux de neurones récurrents (RNN) à mémoire à court et long terme (LSTM). La classification de la polarité des commentaires a permis de démontrer la supériorité du RNN-LSTM sur les autres méthodes utilisées. Par contre, une seule catégorie de produits a été prise en compte, ce qui ne permet pas de comparer la performance sur une étendue plus grande de catégories de produits.

Dans l'étude de Shah *et al.* (2021), les auteurs ont décidé d'utiliser trois méthodes algorithmiques pour mener la tâche de la classification de la polarité des commentaires. Les auteurs y partagent l'opinion des études mentionnées ici quant à la nécessité d'utiliser des méthodes algorithmiques pour mener à bien la tâche donnée en raison du volume important de données. Ainsi, les méthodes choisies sont d'abord la régression logistique, mais également le classificateur bayésien naïf et les forêts aléatoires. Sans pour autant mettre en évidence la catégorie de produits étudiée, c'est la méthode des forêts aléatoires qui a obtenu les meilleurs résultats quant au score d'exactitude retenu.

L'étude de Dey *et al.* (2020) a comparé deux méthodes de classification de la polarité des commentaires, soit les machines à vecteurs de support et le classificateur bayésien naïf. La catégorie des livres a été étudiée et mesurée par l'exactitude, la mesure F, la précision et le rappel. De leur conclusion, il ressort que les machines à vecteurs de support ont été les plus performantes pour la tâche donnée. Avec un score de 84.0%, les SVM ont obtenu un score légèrement plus haut que le classificateur bayésien naïf, qui a pour sa part obtenu 82.8%. Encore une fois,

seulement une catégorie de produits a été étudiée, ce qui ne permet pas de comparer les résultats intercatégories pour la performance d'une méthode donnée.

L'étude de Jagdale *et al.* (2019) visait également la classification de la polarité des commentaires. Pour eux aussi, cette tâche est pratiquement impossible à exécuter manuellement en raison du volume important de données, ce qui rend donc essentielle l'adoption des méthodes algorithmiques pour effectuer la classification. Pour effectuer la tâche, ils ont opté pour deux méthodes, soit le classificateur bayésien naïf et les machines à vecteurs de support. Le cadre d'évaluation retenu est l'exactitude, la mesure F et la précision. Par comparaison aux autres études, plusieurs catégories ont été analysées, soit les appareils photo, les ordinateurs portables, les tablettes électroniques, les téléviseurs et les appareils de surveillance vidéo. Les résultats de cette recherche ont permis de révéler que le classificateur bayésien naïf a obtenu un score supérieur sur toutes les catégories étudiées, sauf celle des appareils photos où la méthode des machines à vecteurs de support a été plus performante. Ces conclusions mettent en relief la catégorie de produits comme étant le point pivot quant à la performance des méthodes utilisées.

L'étude de Aljuhani et Alghamdi (2019) mentionne le fort volume de commentaires, ce qui complique la prise en compte de tous les commentaires de la base de données par les clients. Pour classer ce grand nombre de commentaires, ils ont utilisé des algorithmes de classification, soit les algorithmes bayésien naïf, le réseau de neurones convolutif (CNN) et la régression logistique (RL) pour déterminer la polarité des commentaires, soit des commentaires positifs, négatifs ou neutres, dans la catégorie de produits des téléphones portables. Pour évaluer lequel des algorithmes est le plus performant dans la tâche de la classification de la polarité, les mesures qui ont été retenues sont l'exactitude, le rappel, la précision et la mesure F. Les résultats de cette étude sur la catégorie des téléphones portables ont démontré une supériorité pour le réseau de neurones de type convolutif. La lacune de cette étude est qu'une seule catégorie de produits a été analysée, soit celle des téléphones portables, ce qui ne permet pas de conclure qu'il y ait une différence dans les résultats en raison de la catégorie de produits étudiée.

Haque *et al.* (2018) ont estimé que l'utilisation des algorithmes est indispensable pour la tâche de classification de la polarité des commentaires, compte tenu du vaste nombre de données disponibles. Les méthodes retenues par ceux-ci sont le classificateur bayésien naïf, les machines à

vecteurs de support, la régression logistique, les arbres de décisions (DT), les forêts aléatoires et la descente de gradient stochastique (SGD). Trois catégories de produits ont été retenues pour l'étude, soit les produits électroniques, les téléphones cellulaires et les instruments de musique. Les résultats de l'étude ont démontré que ce sont plutôt les machines à vecteurs de support qui ont obtenu la meilleure performance, soit un score d'exactitude de plus de 90% pour les catégories étudiées. Cependant, le nombre de catégories de produits étudié est relativement faible, ce qui ne permet pas de généraliser la meilleure approche à d'autres catégories de produits.

L'étude de Rathor *et al.* (2018), comme les autres études mentionnées ci-haut, affirme que la classification des commentaires est possible grâce aux algorithmes en raison du volume gigantesque de la base de données. Les auteurs ont décidé également de choisir les machines à vecteurs de support et le classificateur bayésien, mais aussi l'entropie maximale (MaxEnt). Les résultats obtenus ont démontré que les machines à vecteurs de support ont obtenu les meilleurs résultats sans pour autant faire une segmentation en fonction de la catégorie de produits étudiée.

De toutes ces études récentes sur la classification des commentaires sur la base de données *Amazon Product Reviews*, toutes s'accordent sur la nécessité d'utiliser les méthodes algorithmiques en raison du volume de données trop important (Singh *et al.*, 2022). Un point également à prendre en compte est la multitude de méthodes utilisées pour effectuer la même tâche, que ce soit les machines à vecteurs de support, le classificateur bayésien naïf, les réseaux de neurones, les forêts aléatoires et bien d'autres (Mozetič *et al.*, 2016). Les mesures de performances des techniques algorithmiques sont l'exactitude, la mesure F, la précision et le rappel (Manning *et al.*, 2008). Les méthodes retenues ont obtenu des performances différentes en fonction des études, mais également des catégories de produits étudiées. La plupart des études récentes n'ont pris en compte que très peu de catégories de produits, voire seulement une catégorie, pour la plupart d'entre elles.

De plus, la majorité des études ont analysé la polarité des commentaires. Peu d'études ont analysé d'autres éléments, comme la subjectivité des commentaires, par exemple. Les études récentes ne prennent pas en compte les particularités inhérentes aux catégories de produits, la plupart ne vont prendre qu'une seule catégorie pour effectuer la tâche donnée pour examiner la performance des méthodes retenues. Certaines ne vont même pas distinguer une catégorie de produits d'une autre,

se contentant de rapporter la performance d'une méthode sans la rattacher à une catégorie donnée. Un élément central qui ressort des études récentes est la diversité des résultats obtenus. Certaines études vont mettre le classificateur bayésien naïf comme étant la méthode la plus performante. D'autres vont plutôt souligner la performance supérieure des machines à vecteurs de support ou des réseaux de neurones. De tous ces éléments, il ne semble pas y avoir de consensus quant à la meilleure méthode à utiliser pour la classification des commentaires pour cette base de données. Par ailleurs, la meilleure méthode peut varier en fonction de la base de données utilisée, puisque les résultats sont influencés par les caractéristiques de celle-ci.

### 1.3) Lacunes et besoins de recherche identifiés

La présente recherche vise d'abord à mettre en relief les lacunes dans la littérature scientifique en ce qui a trait à la classification des commentaires. La première lacune tient à ce que la majorité des études ne prennent pas en compte les catégories de produits comme déterminant dans la performance d'une méthode donnée. Les analyses des commentaires se restreignent à un nombre très limité de catégories de produits (Li *et al.*, 2020). La généralisation des résultats des méthodes de classification est plus restrictive, puisque la grande majorité des études ne tient compte que d'une seule catégorie de produits, ce qui fait douter de son applicabilité à d'autres catégories de produits. Les caractéristiques linguistiques, mais également stylistiques des commentaires, peuvent varier selon la catégorie de produits donnée. Des commentaires sur les fournitures de bureau n'auront vraisemblablement pas les mêmes éléments distinctifs que les commentaires sur les livres, par exemple, ce qui peut venir influencer les résultats des méthodes utilisées. La catégorie des produits de beauté pourrait offrir des descriptions plus émotionnelles, liées au bien-être, que celles des fournitures de bureau, généralement plus factuelles, comme la fonctionnalité ou le prix. Somme toute, cette diversité des commentaires quant à la catégorie de produits donnée peut finalement venir altérer la performance globale des méthodes utilisées.

Un autre élément pertinent à mettre en perspective est le manque d'études ayant exploré l'adéquation des méthodes de classification en fonction du contexte spécifique (Hartmann *et al.*, 2019), comme c'est le cas également pour les catégories de produits ayant des variations linguistiques et stylistiques qui leur sont propres. Cette lacune soulevée dans la littérature prend compte de la compréhension limitée de l'efficacité des méthodes d'apprentissage automatique

lors de son application à une variété de catégories de produits. Il existe une multitude d'études qui ont fait le lien entre caractéristiques d'un produit et leurs commentaires (Darley *et al.*, 2010; Mayzlin *et al.*, 2014; Li *et al.*, 2020; Alzate *et al.*, 2021; Zheng, 2021), mais le rôle des catégories de produits dans la variation de subjectivité des commentaires n'a pas été établi. Cette lacune vient ainsi sous-estimer l'impact des catégories de produits dans la subjectivité des commentaires. De surcroît, il est important de noter que plusieurs études sur la base de données *Amazon Product Reviews* ont obtenu des résultats divergents quant à la meilleure méthode pour la classification des commentaires. Certains ont mis de l'avant les machines à vecteurs de support comme étant celle qui est la plus efficace, d'autres ont plutôt indiqué le classificateur bayésien naïf et d'autres les réseaux de neurones. Par contre, les catégories étudiées n'étaient pas les mêmes, ce qui nécessite une analyse plus détaillée de l'adéquation entre la méthode utilisée et la catégorie de produits choisie. De plus, au-delà de quel classifieur est utilisé, les caractéristiques extraites du texte et la représentation générée sont aussi centrales dans le succès d'une approche.

En somme, il importe de reconnaître que les méthodes utilisées pour la classification des commentaires présentent une ambiguïté quant à la meilleure méthode à choisir par rapport à la catégorie de produits étudiée. Cette première lacune nécessite un approfondissement de la question pour déterminer quelle est la méthode à choisir en fonction du contexte étudié pour les catégories de produits. Il importe ainsi d'élargir l'analyse des commentaires à un vaste éventail de catégories de produits pour mieux cerner la performance des méthodes de classification des commentaires, fournissant des informations pertinentes, tantôt aux chercheurs, tantôt aux praticiens pour mieux tirer parti de ces commentaires.

Une deuxième lacune identifiée dans le domaine du forage d'opinion sur les commentaires est la place de la subjectivité dans l'analyse des sentiments. La grande majorité des études se penchent plutôt sur la polarité des commentaires afin de déterminer si les commentaires sont positifs, neutres ou négatifs. Cela va au détriment de la subjectivité des commentaires et de la richesse des données exprimées; la subjectivité est en effet très peu abordée dans les études sur l'extraction des opinions (Jain *et al.*, 2021). Pourtant, la subjectivité reflète l'expression des opinions, des émotions et des jugements de l'auteur plutôt que de s'appuyer sur des faits objectifs (Park et Kim, 2008; Liu, 2020). L'exemple suivant permet de mieux saisir la différence entre un commentaire subjectif et un commentaire objectif: *Cette crème hydratante a changé ma vie, je me sens*

*radieuse et prête à affronter la journée.* On constate que ce commentaire est hautement empreint de subjectivité, car il fait référence à l'expression des opinions personnelles, des émotions et des jugements de l'auteur. À l'opposé, un commentaire objectif prend la forme d'éléments factuels, comme la phrase suivante en fait foi: *Cette imprimante peut imprimer plus de 20 pages à la minute et il est possible d'imprimer également recto verso.* Contrairement au commentaire précédent sur la crème hydratante, celui-ci se base sur des faits, soit le nombre de pages par minute et la fonctionnalité du recto-verso. Ce commentaire n'est pas empreint d'opinion, d'émotion ou de jugement de l'auteur; on peut donc l'identifier comme étant un commentaire objectif. La subjectivité des commentaires démontre tout son potentiel en offrant des informations pertinentes, autant pour les consommateurs que pour les entreprises. En effet, pour les entreprises, cela leur permet de faire la différence entre des éléments personnels et des éléments factuels. Pour un fabricant de téléphones portables, un commentaire exprimant une déception personnelle n'est pas nécessairement un défaut de fabrication, comme celui d'un commentaire qui informe du malfonctionnement de la recharge de la pile, par exemple, ce qui peut nécessiter une action corrective plus immédiate. Pour les consommateurs, les commentaires exprimés s'articulent plutôt autour d'opinions ou d'éléments factuels, ce qui peut leur donner une meilleure idée de la qualité du produit *versus* des impressions personnelles.

#### 1.4) Problématique générale et objectifs de la recherche

Cette recherche doctorale s'inscrit dans le besoin d'élaborer une approche méthodologique pour choisir la meilleure méthode d'apprentissage automatique de classification des commentaires en fonction des catégories d'objets, dans ce cas-ci, les catégories de produits. Plusieurs études ont évalué différentes méthodes algorithmiques sur la base de données *Amazon Product Reviews*, mais les résultats obtenus divergent d'une étude à l'autre, et les catégories de produits n'ont pas été prises en compte dans l'analyse des résultats. Ces disparités suggèrent la pertinence d'élaborer une approche méthodologique pour choisir la meilleure méthode en fonction de la catégorie de produits étudiée. Dans le cadre de la présente recherche, la subjectivité des commentaires sera choisie afin de répondre à une deuxième lacune dans la littérature, soit l'absence de travaux de recherche qui mettent l'accent sur celle-ci, pourtant essentielle à la bonne compréhension des commentaires, autant pour les consommateurs que pour les entreprises.

Le premier objectif de cette recherche est de hiérarchiser les méthodes d'apprentissage automatique pour la classification de la subjectivité des commentaires par rapport à leur performance donnée, et ce, à travers différentes catégories de produits. Cette hiérarchisation des méthodes va servir à bien identifier quelle méthode optimale choisir en fonction de la catégorie donnée. En effet, identifier la meilleure méthode permet d'obtenir des résultats plus fidèles quant à la classification de la subjectivité des commentaires et favorise ainsi une analyse plus juste des données recueillies. Le deuxième objectif de cette recherche est de vérifier si les résultats des méthodes d'apprentissage automatique varient en fonction des catégories retenues, ce qui permettrait d'identifier une méthode optimale en fonction de la catégorie étudiée. Il est pertinent de vérifier s'il s'agit toujours de la même méthode qui est la plus performante pour la tâche et ainsi changer ou non de méthode selon la catégorie de produit étudiée. Le troisième et dernier objectif de cette recherche est d'établir un continuum de subjectivité pour les catégories de produits retenues. Il permet de vérifier s'il y a une variation de subjectivité dans les commentaires entre les catégories de produits choisies, quantifiant ainsi la subjectivité pour chacune de celles-ci. À titre d'exemple, la catégorie des fournitures de bureau pourrait vraisemblablement afficher un score de subjectivité plus faible et se rattacher à des éléments plus factuels. À l'inverse, la catégorie des vêtements, chaussures et bijoux pourrait afficher un score de subjectivité plus fort en raison de son caractère plus personnel et rattaché à l'apparence et à l'image de soi. Le continuum de subjectivité pourrait être pertinent pour les entreprises en les aidant à visualiser leur catégorie de produits dans le spectre de subjectivité. Une compagnie de fournitures de bureau pourrait mettre l'accent sur les éléments factuels de leurs produits pour orienter les campagnes publicitaires, tandis qu'une compagnie de bijoux pourrait plutôt miser sur des éléments plus subjectifs, comme le style, les tendances ou l'image de soi en raison du caractère plus subjectif des commentaires pour cette catégorie de produits donnée.

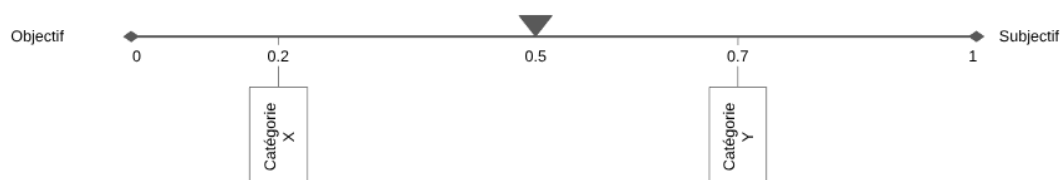


Figure 1.6 - Continuum de la subjectivité selon les catégories de produits indiquant des scores hypothétiques pour deux catégories de produits

## CHAPITRE II

### SURVOL DE L'APPRENTISSAGE MACHINE

#### 2.1) Traitement automatique du langage naturel

Le traitement automatique du langage naturel (TALN) est au cœur de la classification des commentaires. Il s'agit d'un domaine de l'intelligence artificielle (IA) dont les méthodes permettent le traitement et un certain degré de compréhension du langage humain par des ordinateurs (Khurana *et al.*, 2023; Treviso *et al.*, 2023). Il existe un ensemble varié de techniques pour traiter le langage naturel et extraire des informations pertinentes des données textuelles (Sebastiani, 2002). En ce qui concerne la classification des commentaires, il est possible d'extraire et traiter les éléments exprimés dans les textes grâce à des techniques du TALN (Jagdale *et al.*, 2019). Ces méthodes permettent entre autres d'identifier les sentiments exprimés dans les textes, les opinions et les jugements. À titre d'exemple, dans le commentaire: *Ce téléphone est franchement phénoménal, la pile dure pour toujours*, il est possible grâce au TALN d'extraire le sentiment exprimé. Une utilisation importante du TALN est donc l'analyse des sentiments pour déterminer l'émotion derrière le texte. Cette analyse permet d'indiquer si le commentaire est positif, neutre ou négatif. Une autre capacité du traitement automatique du langage naturel est de déterminer la subjectivité dans les commentaires. Par exemple, le commentaire *Ce livre de fiction comprend 125 pages*, est objectif, et permet d'être classifié grâce au TALN. De plus, le TALN peut déceler les grandes tendances à partir des données recueillies. Sur un lot de commentaires d'une marque donnée, il peut déterminer si l'ensemble de ceux-ci ont davantage une connotation positive, neutre ou négative, mais également subjective ou objective. Il permet donc d'offrir une vue à haut niveau de l'ensemble des commentaires étudiés pour en faire ressortir les tendances de manière globale. Une autre capacité du TALN est de reconnaître des entités comme des marques ou des produits. Dans le commentaire: *Le nouveau téléphone Samsung est beaucoup plus intuitif que mon vieux Blackberry*, le TALN est en mesure d'identifier les marques Samsung et Blackberry et de saisir ainsi de quoi il est question dans le commentaire (Sebastiani, 2002). Cette reconnaissance d'entités permet ainsi de contextualiser les commentaires analysés. Cette technique permet d'associer plus finement les commentaires à des objets précis, ce qui améliore la qualité de l'analyse. Un autre élément à considérer pour le TALN

est la vectorisation. En d'autres termes, pour que l'ordinateur puisse les manipuler, les données textuelles sont converties en une représentation numérique. Différentes méthodes existent afin d'aider les méthodes algorithmiques en proposant une structure en nombres plus facilement traitable pour la machine, tels que le sac de mots qui va compter les mots, ou bien une approche comme les plongements lexicaux, c'est-à-dire une approche qui prend en ligne de compte le sens, mais aussi le contexte des mots (Mikolov *et al.*, 2013). En plus d'analyser le texte étudié, le TALN utilise des techniques pour préparer le texte, soit le prétraitement de texte, une étape importante pour le traitement et l'analyse des données textuelles (Siino *et al.*, 2024). Entre autres, des techniques comme la tokenisation qui divise le commentaire en mots (Manning *et al.*, 2008), ou encore la lemmatisation qui permet de réduire les mots à leur forme de base (Manning *et al.*, 2008) ou sinon la suppression des mots non pertinents, comme les mots *le*, *la* et *de*. Cette étape est importante puisque la qualité du prétraitement joue un rôle dans la précision des modèles. En effet, des données mal nettoyées peuvent introduire du bruit et venir ainsi altérer la performance des modèles (Gupta et Gupta, 2019). Pour résumer, le TALN fournit des outils pertinents pour extraire des commentaires les éléments exploitables et les représenter sous une forme vectorielle, ce qui est essentiel pour permettre le traitement du texte pour l'application des différentes méthodes d'apprentissage automatique (Salton *et al.*, 1975).

## 2.2) Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique est un domaine de l'intelligence artificielle dans lequel les systèmes informatiques apprennent par le développement d'algorithmes et s'améliorent à partir de données, allant au-delà de la mémorisation et en visant la généralisation (Jordan et Mitchell, 2015; Ray, 2019). Il est possible de traiter efficacement les commentaires grâce à l'apprentissage automatique, puisque leur volume important rendrait le traitement manuel impossible (Singh *et al.*, 2022). Un algorithme d'apprentissage automatique peut alors traiter un nombre important de commentaires pour ainsi déceler les tendances et les sentiments sur des catégories de produits (Alantari *et al.*, 2022). Grâce à ces algorithmes, il est possible de cerner les besoins, les points forts et les faiblesses, mais aussi les tendances des clients sur un ensemble de données et permettre aux entreprises d'ajuster leurs actions en conséquence. De surcroît, l'apprentissage automatique de la subjectivité des commentaires est possible (Wiebe *et al.*, 1999; Wiebe et Mihalcea, 2006; Liu, 2020).

Il y a également des défis en apprentissage automatique des commentaires. Entre autres, le sarcasme dans les commentaires peut s'avérer complexe pour l'algorithme qui tente de vérifier si l'opinion exprimée est positive ou négative, par exemple. Il est possible de le constater dans le commentaire suivant: *Génial, j'adore ce téléphone! Il est toujours en panne.* Malgré les éléments apparemment positifs, tels que *Génial! j'adore*, le commentaire est loin d'être favorable ; il s'avère plutôt négatif. Les biais constituent un autre défi. Ce terme est souvent utilisé au sens large pour désigner les effets négatifs causés par les applications d'apprentissage automatique, par exemple, la discrimination (van Giffen *et al.*, 2022). Notamment, si des données utilisées pour l'entraînement sont biaisées, alors l'algorithme reproduira ces biais dans le futur, ce qui peut nuire, entre autres, à la fiabilité des résultats. En résumé, l'apprentissage automatique s'avère indispensable pour analyser les commentaires.

### 2.3) Apprentissage automatique supervisé

L'apprentissage automatique supervisé, un sous-ensemble de l'apprentissage automatique, utilise des données annotées pour permettre l'entraînement des méthodes qui font l'extraction automatique d'informations (Feldman, 2013). Pour la tâche de la classification de la subjectivité des commentaires, l'apprentissage supervisé est pertinent, car il permet d'entraîner des modèles au préalable sur des commentaires déjà étiquetés comme étant soit subjectifs, soit objectifs. Cet entraînement permettra dès lors aux méthodes d'effectuer la tâche de classification sur les autres données non étiquetées. Par conséquent, la première étape nécessite de former un ensemble de données qui serviront à l'entraînement des méthodes avec des données annotées comme étant objectives ou subjectives, c'est-à-dire avec des sorties attendues (Shah *et al.*, 2021). En d'autres termes, chaque donnée est composée d'une entrée (dans ce cas-ci, un commentaire) et d'une sortie (dans ce cas-ci, une étiquette, soit subjective ou objective). Le modèle, pendant l'entraînement, apprend de ces relations entre les entrées et les sorties, et ce, pour être en mesure par la suite de réduire les erreurs entre les prédictions de sorties et les étiquettes réelles lors de la période de validation subséquente du modèle. Celle-ci utilise un nouvel ensemble de données étiquetées pour évaluer la performance du modèle entraîné. Une fois entraîné de manière supervisée à l'aide d'étiquettes et par la suite validé, le modèle peut être adopté pour faire la prédiction des données non étiquetées, c'est-à-dire les nouveaux commentaires qui n'auront pas été annotés préalablement. Le modèle est donc en mesure de fournir une prédiction en fonction

de son apprentissage lors de l'entraînement, à savoir, dans ce cas-ci, un commentaire comme étant soit subjectif ou objectif. En résumé, l'apprentissage automatique supervisé est une option valable pour réaliser la tâche de la classification de la subjectivité des commentaires en raison des données étiquetées préalablement utilisées pour entraîner et valider le modèle à effectuer à postériori une prédiction de la subjectivité sur les données réelles.

Plusieurs obstacles existent en ce qui concerne les approches supervisées de l'apprentissage automatique (Poria *et al.*, 2023). D'abord, il est nécessaire d'avoir un ensemble de données déjà annotées. Dans certains cas, il peut paraître complexe d'avoir déjà en sa possession des données préalablement étiquetées, ce qui viendrait freiner l'utilisation de cette approche, car les annotations sont indispensables à l'apprentissage automatique supervisé (Feldman, 2013). Un point important à soulever concernant l'annotation est la qualité et la diversité de celle-ci. Pour éviter le sur-apprentissage des modèles, c'est-à-dire que le modèle apprend trop les spécificités de l'entraînement comme le bruit, il importe que les données annotées soient équilibrées (Ying, 2019). Par exemple, dans le cas d'une classification binaire, il est important d'avoir un jeu de données annotées qui représente bien les deux classes pour que les modèles puissent être en mesure par la suite de généraliser de manière appropriée. Un autre défi est la gestion du bruit. Les données peuvent être composées d'erreurs grammaticales, de termes issus de jargons ou d'abréviations, ce qui complexifie la tâche d'extraction des opinions. Pour répondre à ce défi, le prétraitement des données peut venir atténuer les difficultés, d'abord par la tokenisation, afin de réduire le commentaire en unités, comme des mots, par exemple. La gestion des variations linguistiques peut également être facilitée grâce à la lemmatisation qui est la réduction jusqu'à la base des mots comme les mots *aimant*, *aimer*, *aime* serait ainsi ramenés à leur racine *aimer* (Manning et Schütze, 1999). Un autre défi plus complexe est la gestion du sarcasme ou de l'ironie. Il demeure difficile pour les méthodes actuelles de prédire correctement une opinion en raison de ces obstacles (Maynard et Greenwood, 2014).

## 2.4) Synthèse des méthodes choisies

Il existe une multitude de méthodes pour l'analyse des commentaires. Le critère de sélection des méthodes d'apprentissage automatique supervisé pour la présente recherche a été justifié en raison de leur popularité dans la littérature. Des méthodes existantes, cinq ressortent du lot, soit:

les machines à vecteurs de support, le classificateur bayésien naïf, les réseaux de neurones artificiels, les forêts aléatoires et les  $k$  plus proches voisins (Jain *et al.*, 2021).

#### 2.4.1) Machines à vecteurs de support

Les machines à vecteurs de support sont largement utilisées dans la tâche de la classification des commentaires (Joachims, 1998; Birjali *et al.*, 2021). Sa robustesse et son efficacité en font une méthode de choix pour les chercheurs et les praticiens (Srivastava et Bhambhu, 2010). Son fonctionnement a pour but d'établir des frontières de décision et, à l'aide d'un hyperplan dans un espace de dimension plus élevé, d'attribuer aux données des classes (Kumar *et al.*, 2019). En d'autres termes, les SVM vont permettre d'attribuer aux commentaires une classe, soit objective ou subjective, en trouvant un hyperplan qui va séparer les données avec la plus grande marge possible, soit de maximiser la marge entre les classes (Tan *et al.*, 2018; Al-Mejibli *et al.*, 2020). Pour séparer ces deux catégories (subjective ou objective), les SVM vont s'appuyer sur les informations des commentaires, comme l'utilisation de certains mots spécifiques ou des expressions à forte valeur émotionnelle.

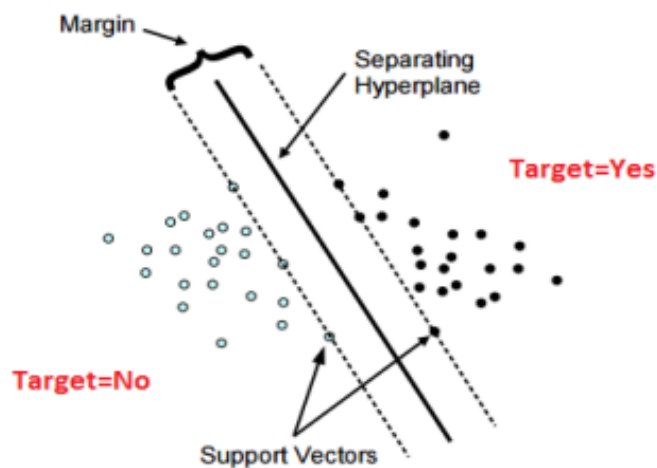


Figure 2.1 - Classification des données par SVM  
Extrait de Al-Mejibli *et al.*, 2020

L'utilisation des machines à vecteurs de support comporte plusieurs avantages. D'abord, ce modèle est en mesure de faire face au sur-apprentissage, c'est-à-dire qu'il est capable de

généraliser correctement sur de nouvelles entrées sans créer une séparation qui se veut trop précise des classes dans l'espace. En raison de la maximisation de la marge, les SVM sont donc moins sensibles au sur-apprentissage (Ghojogh et Crowley, 2019). Un autre avantage est la performance du modèle dans un contexte présentant un nombre élevé de dimensions. Dans le TALN, les données peuvent contenir un nombre très élevé de caractéristiques et les SVM y demeurent efficaces, ce qui est pertinent pour l'analyse des sentiments et la classification des commentaires. Malgré ses avantages, les machines à vecteurs de support comportent certains inconvénients. Un des principaux inconvénients est que son interprétation est complexe, peu transparente et devient moins pertinente dans un contexte où l'explicabilité est primordiale (Gasparetto *et al.*, 2022). Lorsqu'on parle d'explicabilité du modèle, on fait référence ici à la capacité d'expliquer comment le modèle est parvenu aux résultats. Un autre défi de ce modèle est le traitement de données volumineuses. Le temps pour l'entraînement devient un enjeu en raison des délais plus importants, ce qui peut être décisif dans un environnement où le temps de réponse est le facteur clef. Par contre, même si l'entraînement du modèle peut prendre beaucoup de temps, il peut être ensuite très rapide pour l'inférence. Un autre inconvénient est la sensibilité du modèle avec des données non équilibrées. Par exemple, si les données d'entraînements sont constituées presque exclusivement de commentaires subjectifs, cela peut dès lors entraîner un biais dans les futures prédictions du modèle. Il est ainsi important de s'assurer que les données d'entraînement n'aient pas de classe sous-représentée pour s'assurer de la performance du modèle dans ses prédictions.

#### 2.4.2) Classificateur bayésien naïf

Le classificateur bayésien naïf est basé sur des principes statistiques (Jensen et Nielsen, 2007). Dans la classification des commentaires, le modèle fait une estimation de la probabilité que celui-ci appartienne à une classe donnée, dans ce cas-ci, soit la classe subjective ou la classe objective. De plus, ce classificateur suppose une indépendance conditionnelle, c'est-à-dire que les caractéristiques des données textuelles n'ont pas d'influence sur les autres (Kumar *et al.*, 2019; Gasparetto *et al.*, 2022). Le théorème de Bayes stipule que  $P(X|Y)$  correspond à la probabilité de  $X$ , étant donné  $Y$ . Dans cette relation,  $P(X)$  représente la probabilité a priori de  $X$ .  $P(Y|X)$  correspond à la vraisemblance, soit la probabilité d'observer  $Y$  si  $X$  est vrai. Finalement,  $P(Y)$

désigne la probabilité marginale de Y, qui est utilisée pour normaliser l'expression et s'assurer que  $P(X|Y)$  reste une probabilité valide.

$$P(X/Y) = [P(X) P(Y/X)] / P(Y)$$

Figure 2.2 - Théorème de Bayes

Extrait de Shah *et al.* (2021)

Le théorème de Bayes est utilisé pour la probabilité conditionnelle de la classe cible et les mots présents dans le commentaire. Dans ce contexte et pour donner un exemple concret d'un commentaire, le mot *incroyable* est plus fréquent dans les commentaires subjectifs, alors sa présence va augmenter la probabilité que ce commentaire soit subjectif. Pour aller un peu plus loin, prenons un commentaire complet. *Cet ordinateur est tout simplement incroyable! Il a largement été au-dessus de mes attentes.* Le modèle va alors mesurer les probabilités que chacun des mots corresponde à une classe ou l'autre et va multiplier les résultats pour classer le commentaire dans la catégorie ayant la plus forte probabilité.

Le classificateur bayésien présente certains avantages non négligeables. D'abord, il est simple à utiliser et peu coûteux. Il est également efficace, car il a cette capacité de traiter un nombre important de données (Wickramasinghe et Kalutarage, 2021). Dans le cas où il y a peu de données d'entraînement disponibles, il demeure également un choix pertinent. Il est un modèle robuste, capable d'offrir une bonne performance même avec des données avec beaucoup de bruit, garantit une fiabilité importante. Par contre, un élément majeur peut nuire à la performance de cette méthode: son hypothèse d'indépendance entre les caractéristiques n'est pas toujours juste, surtout dans un contexte avec des données textuelles. Il est vrai que certains mots et expressions sont corrélés entre elles, ce que le modèle ne prend pas en considération et qui peut venir à terme fausser les résultats obtenus. Somme toute, il s'agit d'un modèle peu coûteux et simple à utiliser, surtout dans un cas où les ressources sont limitées, mais sa performance demeure souvent faible en raison de l'hypothèse d'indépendance conditionnelle des mots ou expressions dans les commentaires.

### 2.4.3) Réseaux de neurones artificiels

Ce modèle s'inspire du cerveau humain constitué d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie et des couches intermédiaires cachées, composés de neurones dits virtuels, similaires à des neurones humains, mais qui sont plutôt des petites unités de calcul (Schmidhuber, 2015). La première étape est la couche d'entrée où les données brutes arrivent dans le réseau. La couche d'entrée du réseau est celle qui reçoit les informations. Une fois dans le réseau, ces informations vont se diriger vers des couches cachées. À cet endroit, le réseau apprend des corrélations statistiques entre les données d'entrées et les étiquettes. Par exemple, il peut apprendre à reconnaître différents motifs, des combinaisons de mots et d'expressions ou encore des informations sans jugement ou commentaires personnels. Les couches cachées du réseau de neurones vont donc regrouper les informations, faire des calculs et tenter de faire des liens entre les informations. Le modèle apprend alors à regrouper des données initiales à des classes de sortie, soit objective ou subjective, et va ensuite faire un ajustement des poids des connexions entre les petites unités de calcul. Une fois cette réflexion complétée, le réseau va donner sa réponse finale à travers la couche de sortie. Dans le cas qui nous intéresse, soit la classification de la subjectivité des commentaires, la réponse du réseau sera soit un commentaire objectif ou subjectif.

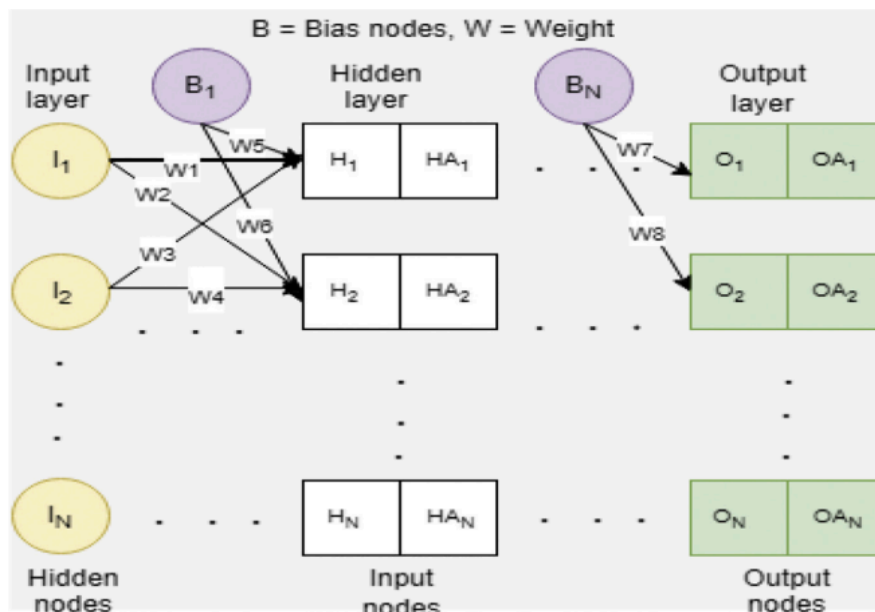


Figure 2.3- Architecture typique d'un réseau de neurones

Extrait de Abiodun *et al.* (2018)

Les réseaux de neurones offrent de grands avantages. Le modèle est très flexible et efficace. Il est performant avec de larges corpus de données, offre des réponses rapides à des problèmes complexes, en ce sens qu'il trouve des relations alors même que cela n'est pas évident de prime abord (Gasparetto *et al.*, 2022). Il peut identifier le sens des mots et du contexte et il fait moins d'hypothèses sur les propriétés des données, ce qui est un élément pertinent quant à la tâche de classification des commentaires (Abiodun *et al.*, 2019).

En ce qui concerne les inconvénients des réseaux de neurones, on lui associe souvent l'idée d'une boîte noire (Hassija *et al.*, 2024). En d'autres termes, ils offrent une réponse, mais il est difficile de savoir comment le réseau est parvenu à cette conclusion. Cela peut être embêtant dans les contextes où l'explicabilité est importante, comme en finance et dans le domaine de la santé (Gasparetto *et al.*, 2022). En plus de son opacité, ce modèle est très gourmand en termes de ressources. Il nécessite des ordinateurs puissants et le temps d'entraînement peut être assez important. Enfin, un autre inconvénient qu'il importe de mentionner est le sur-apprentissage. Il devient alors complexe pour le modèle de généraliser à partir de nouvelles données (Abiodun *et al.*, 2019).

#### 2.4.4) Forêts aléatoires

Cette méthode d'apprentissage automatique est formée de plusieurs arbres de décisions. Au lieu d'avoir un seul arbre de décision qui prédit un résultat à partir d'un commentaire, c'est un ensemble d'arbres de décision qui effectue la tâche. Donc, séparément et indépendamment, chacun des arbres offre une prédiction et le résultat est donc basé sur l'agrégation des résultats provenant des arbres individuels (Kumar *et al.*, 2019). L'entraînement consiste à créer chaque arbre à partir d'un échantillon aléatoire des données d'apprentissage et d'un sous-ensemble aléatoire de variables, ce qui permet à chaque arbre de refléter une perspective unique sur les données.

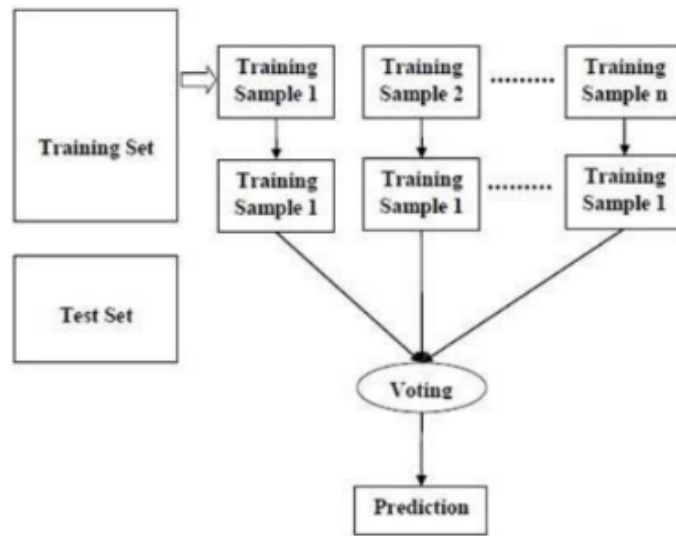


Figure 2.4- Fonctionnement des Forêts aléatoires

Extrait de Shah *et al.* (2021)

Les avantages de cette méthode demeurent sa simplicité d'implantation et sa fiabilité. En raison de la présence de différents arbres, le risque de sur-apprentissage est limité et les prédictions, supérieures à un seul arbre de décision (Probst *et al.*, 2019). Cela est particulièrement pertinent dans un contexte d'analyse textuelle des commentaires. Les commentaires peuvent être très différents les uns des autres. Un court commentaire ou un commentaire très exhaustif ne posent pas de problème pour cette méthode en raison de cette capacité à gérer les différences linguistiques. Cette méthode comporte également des limites. Plus l'utilisation d'arbres est importante, plus son entraînement va être long. En contrepartie, un nombre moindre d'arbres utilisés peut aboutir à une incapacité de saisir assez d'informations pertinentes, ce qui peut altérer la performance du modèle. À noter également comme désavantage important la complexité du réglage des hyperparamètres, c'est-à-dire le réglage fait avant l'entraînement (Shah *et al.*, 2021), ce qui peut atténuer la performance de la méthode.

#### 2.4.5) $K$ plus proches voisins

La méthode des  $K$  plus proches voisins (KNN) repose sur un fonctionnement relativement simple: classer une donnée en fonction des  $K$  exemples les plus proches dans l'espace des

caractéristiques en prenant en compte la classe majoritaire (Gasparetto *et al.*, 2022). Les éléments du commentaire sont représentés par des caractéristiques, tels que la longueur ou des mots à connotation émotionnelle. Ainsi, pour classer une nouvelle donnée, l'algorithme va faire un calcul de la distance entre ce commentaire et tous les commentaires de la base qu'il aura mémorisés. Les types de distance classiques incluent, par exemple, la distance Euclidienne et la distance de Manhattan et ce choix est important pour la performance de la classification (Alkasassbeh *et al.*, 2015). Dans le cas d'un  $K=5$ , le modèle va prendre les cinq commentaires ayant la plus petite distance d'un commentaire donné et classera son appartenance selon ses 5 plus proches voisins.

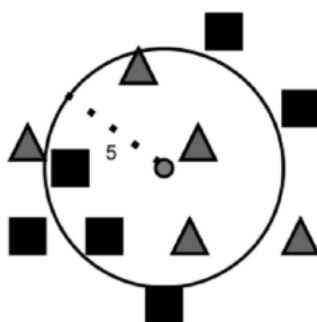


Figure 2.5 - Fonctionnement  $K$  plus proches voisins

Extrait de Uddin *et al.*, 2022

En ce qui a trait aux avantages de la méthode KNN, il est important de mentionner qu'elle est peu complexe à mettre en œuvre. En effet, il suffit de mémoriser les données utilisées pendant l'entraînement puis, par la suite, de comparer celles-ci à de nouvelles données. En revanche, cette méthode comporte des désavantages. Lorsque les ensembles de données comportent plusieurs attributs, la méthode KNN peut devenir moins efficace, car les points deviennent plus proches, ce qui entrave sa capacité à distinguer efficacement les différentes observations. Aussi, plus le nombre de données à traiter est important, plus le coût de calcul devient substantiel. Un autre élément à prendre en compte est le paramètre  $K$ . Si le paramètre choisi est trop petit, il peut y avoir sur-apprentissage et à l'inverse, si le paramètre est trop grand, il peut y avoir sous-apprentissage. L'équilibre entre précision et généralisation est essentiellement à travers la bonne valeur de  $K$  à utiliser dans un contexte donné.

## 2.5) Choix d'une méthode

Parmi toutes les méthodes préalablement discutées, il reste à choisir laquelle utiliser pour la tâche de la classification des commentaires. Ne pas sélectionner la bonne méthode viendrait indubitablement affecter la performance et la fiabilité des résultats. La sélection n'est jamais neutre, elle dépend de plusieurs éléments, comme les données disponibles, les objectifs mais également les ressources disponibles. Le contexte de cette thèse porte sur la capacité des méthodes à classer les commentaires subjectifs et objectifs. Les techniques d'apprentissage profond, basées sur des architectures neuronales beaucoup plus avancées, ont récemment démontré leur forte capacité à saisir les dépendances contextuelles des données textuelles (Chen *et al.*, 2025). Néanmoins, l'implantation de ces méthodes engendre des coûts computationnels très importants et nécessite également un nombre conséquent de données annotées. Ces barrières à l'entrée restreignent leur utilisation, car la plupart du temps seuls les grands laboratoires de recherche ou les entreprises peuvent adopter ces méthodes. Dans son contexte, la recherche a volontairement mis l'accent sur des méthodes supervisées classiques.

De manière générale, les mesures de performance utilisées sont l'exactitude, le rappel, la précision et la mesure F. Dans le contexte de la classification des commentaires, l'indicateur de performance le plus utilisé pour choisir la meilleure méthode est l'exactitude (Berger *et al.*, 2020, Hartmann *et al.*, 2023). Concrètement, l'exactitude correspond à la proportion d'instances qui ont été classées correctement, et ce, sur le total des instances évaluées (Haque *et al.*, 2018; Kadhim, 2019; Gope *et al.*, 2022). Si l'on se rapporte aux commentaires et pour illustrer cet indicateur, une méthode qui classe correctement 750 commentaires sur 1000, cela se traduit par une exactitude de 75% pour la tâche donnée.

$$\text{Exactitude} = \frac{\text{Nombre d'instances correctement classées}}{\text{Nombre total d'instances}}$$

Figure 2.6 - Formule du calcul de l'exactitude

Inspiré de Gope *et al.*, 2022

Somme toute, la recherche permet de comparer plusieurs méthodes supervisées classiques. Cette sélection d'une méthode permet d'avoir une vue claire des forces et des limites respectives de chacune des méthodes dans la tâche de la classification de la subjectivité des commentaires. Sans proposer une nouvelle architecture, la recherche fournit néanmoins une base empirique sur laquelle d'autres recherches pourront s'inspirer.

## 2.6) Résumé des méthodes choisies

Tableau 2.1 - Avantages et inconvénients des méthodes choisies

Inspiré de Abiodun *et al.* (2019), Kadhim (2019) et Kumar *et al.* (2019), Shah *et al.* (2021) et Gasparetto *et al.* (2022)

| Méthodes                              | Avantages                                                                                                                                                                               | Inconvénients                                                                                                                                                                                                                         |
|---------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Machines à Vecteurs de Support (SVM)  | <ul style="list-style-type: none"> <li>● Performante dans les espaces de grande dimension</li> <li>● Résiste bien au sur-apprentissage</li> </ul>                                       | <ul style="list-style-type: none"> <li>● Peut perdre en transparence si utilisés dans des espaces de grande dimension</li> <li>● Coûteuse</li> <li>● Sensibilité du modèle avec des données non équilibrées</li> </ul>                |
| Classificateur bayésien Naïf (NB)     | <ul style="list-style-type: none"> <li>● Simple et peu coûteuse</li> </ul>                                                                                                              | <ul style="list-style-type: none"> <li>● Hypothèse d'indépendance ne fonctionne pas toujours</li> </ul>                                                                                                                               |
| Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) | <ul style="list-style-type: none"> <li>● Flexibilité</li> <li>● Généralement moins d'hypothèses faites sur les propriétés des données ou leur distribution</li> </ul>                   | <ul style="list-style-type: none"> <li>● Opacité quant à son fonctionnement</li> <li>● Demande beaucoup de ressources</li> </ul>                                                                                                      |
| Forêts Aléatoires (RF)                | <ul style="list-style-type: none"> <li>● Efficacité à traiter des problèmes de sur-apprentissage</li> <li>● Précision des prédictions supérieure à un seul arbre de décision</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>● Réglages complexes des hyperparamètres</li> </ul>                                                                                                                                            |
| $K$ plus Proches Voisins (KNN)        | <ul style="list-style-type: none"> <li>● Simplicité d'utilisation</li> <li>● Facilité de mise en oeuvre</li> </ul>                                                                      | <ul style="list-style-type: none"> <li>● Difficulté de mise à l'échelle dans les espaces de grande dimension</li> <li>● Choix de <math>K</math> peut entraîner des problèmes de sur-apprentissage ou de sous-apprentissage</li> </ul> |

## **CHAPITRE III**

### **CADRE CONCEPTUEL DE LA RECHERCHE**

#### **3.1) La nature de la subjectivité des commentaires**

Que ce soit pour s'exprimer sur des produits ou des services, les consommateurs utilisent différentes plateformes pour y livrer leurs commentaires et la subjectivité se voit être au cœur de ceux-ci. En offrant leurs commentaires aux autres, les consommateurs partagent ainsi leurs attentes, leurs opinions, leurs jugements et leurs expériences. Outre la polarité, la subjectivité fait également partie intégrante du paysage informationnel. Elle constitue la richesse de la voix des consommateurs et a une influence directe sur la perception de la crédibilité des produits et services. Un commentaire, ce n'est pas seulement la réaction d'un consommateur. Il s'agit d'un processus de réflexion, mais aussi d'organisation des idées avant de les transformer en mots (Holbrook et Hirschman, 1982). Chaque commentaire est ainsi un témoin de cette activité cognitive (Meyer et Schwager, 2007). Grâce au langage, il nous est possible de faire une description des éléments qui nous entourent (Gibson, 1979). Prendre en compte la subjectivité dans les commentaires, c'est considérer la construction de leurs interactions en ligne et la manière dont les consommateurs construisent le sens de leurs messages. Les commentaires subjectifs jouent donc en quelque sorte un rôle de signal puisqu'ils vont venir modifier la perception d'un produit, ce qui dépasse les caractéristiques objectives de celui-ci. La subjectivité n'est pas une déformation de l'information, mais plutôt une composante centrale de l'information et qui doit être prise en compte dans l'analyse des données textuelles des commentaires.

##### **3.1.1) Introduction à la notion de subjectivité**

La subjectivité des commentaires se compose d'émotions, d'opinions ou de jugements personnels, contrairement à des faits objectifs (Zheng, 2021). La linguistique computationnelle observe les émotions et les opinions dans le langage alors que la psychologie cognitive s'intéresse davantage à leur traitement chez l'individu. Les deux approches ne se situent pas au même niveau. Les travaux sur l'évaluation des émotions montrent que l'interprétation d'une situation joue un rôle important dans ce qui est exprimé (Moors *et al.*, 2013). Un même événement peut donc donner lieu à des réactions différentes. Par exemple, pour un colis en retard,

certaines vont relativiser (*ce n'est pas grave*), alors que d'autres vont réagir plus négativement (*livraison inacceptable*). Les expressions subjectives ne traduisent pas uniquement une émotion isolée, car elles renvoient aussi à des processus comme la perception, l'évaluation et le jugement (Pessoa, 2017). Dans un commentaire comme *la batterie est vraiment décevante, elle ne tient même pas une journée*, il y a d'abord une expérience, puis une comparaison avec ce qui était attendu, et enfin un jugement négatif. Dans cette perspective, ce qui est exprimé ne correspond pas simplement à une description des faits, mais à leur importance pour la personne (Scherer, 2005). Dire *le colis est arrivé avec trois jours de retard* reste factuel. En revanche, écrire *la livraison est vraiment frustrante* introduit une dimension subjective, liée à l'évaluation personnelle de la situation.

Plusieurs consommateurs diffusent ainsi leur expérience sur les plateformes en ligne, que ce soit à propos d'une nouvelle montre intelligente, de lunettes dernier cri, d'un restaurant ou tout autre type de produits ou services. Leur message est le témoignage de leur expérience et de ce qu'ils ont envie de partager. De futurs consommateurs peuvent prendre connaissance de ces messages, que ce soit pour répondre à une de leur question spécifique concernant le confort d'une paire de raquettes donnée ou tout simplement pour les aider à trouver le meilleur restaurant végétalien du quartier. Les commentaires laissés par des consommateurs vont ainsi teinter le processus de prise de décision des futurs clients (Liu et Zhang, 2010; Cheung et Thadani, 2012). Pour reprendre l'exemple du restaurant végétalien, si cinquante clients ont laissé un commentaire dithyrambique, il est probable que d'autres seront influencés par ces commentaires favorables et décideront d'aller y manger. Peut-être même que des non-végétaliens seront tentés d'essayer ce restaurant. Cet exemple illustre comment l'expérience des consommateurs est centrale dans la prise de décision. La subjectivité sert alors de levier pour convaincre ou repousser d'autres consommateurs quant à l'achat de ce produit ou service donné. Somme toute, la subjectivité des commentaires peut influencer la prise de décision; des expériences négatives pourront freiner l'envie des consommateurs pour une marque donnée et à l'inverse, des expériences positives pourront engendrer plus de ventes pour les entreprises concernées.

En contrepartie de cet argumentaire où les commentaires subjectifs influencent les choix d'achats, l'impact de la subjectivité sur la crédibilité des commentaires est discutable. Plus un commentaire est perçu comme étant subjectif, moins il aura de crédibilité auprès des futurs

consommateurs (Ghose *et al.*, 2012; Zheng, 2021), particulièrement s'il est perçu comme fortement empreint d'émotions (Vendemia, 2017). Autrement dit, ce commentaire subjectif: *Ces souliers ont changé ma vie, je suis une meilleure personne maintenant, je recommande à tous de se les procurer!* pourrait ainsi perdre de son effet sur un potentiel acheteur. À l'inverse, ce commentaire plus objectif: *Ces souliers m'ont permis de courir 10 marathons sans se briser, je les recommande à tous les coureurs*, cela pourrait influencer davantage un futur acquéreur qui le jugerait plus crédible. En bref, il y a une corrélation négative entre la crédibilité du commentaire et son degré de subjectivité.

Ces éléments démontrent l'importance et la place de la subjectivité dans les commentaires. D'abord, ils peuvent avoir un effet important dans le processus d'achat des futurs consommateurs. Deux produits similaires, l'un ayant une étoile sur cinq et l'autre cinq étoiles sur cinq, ont des répercussions différentes sur leur entreprise respective. Il n'en demeure pas moins que la place de la subjectivité est pertinente dans la tâche de l'analyse des commentaires, puisqu'elle est partie intégrante du discours du consommateur (Brakus, Schmitt et Zarantonello, 2009). Dans ce cadre, la présente recherche propose de considérer la subjectivité comme une dimension mesurable et exploitable dans l'analyse des commentaires. Elle n'est pas seulement une caractéristique accessoire du discours, mais plutôt une composante centrale qui vient structurer le langage des consommateurs en ligne. Par conséquent, l'intégration de la subjectivité dans l'analyse textuelle vient bonifier l'étude du comportement du consommateur et ouvre également de nouvelles perspectives pour l'IA appliquée au langage.

### 3.1.2) Différenciation entre subjectivité, valence et émotions

Dans l'analyse des commentaires et de la subjectivité, il importe de faire la différence entre la valence et les émotions puisqu'ils ne sont pas nécessairement liés. D'abord, la valence fait état du ton général du commentaire, c'est la dimension psychologique continue, allant du très négatif au très positif (Wang *et al.*, 2015). Dans le cas d'un commentaire positif, celui-ci n'est pas automatiquement subjectif. Si le consommateur utilise le mot *excellent*, son commentaire peut demeurer objectif. Cette idée peut aussi s'illustrer par le commentaire suivant: *La livraison est arrivée avec quelques jours d'avance*. Cela peut avoir un ton davantage positif, mais le commentaire reste factuel. Un autre exemple: *Je trouve que ce restaurant est original*. Ce

commentaire n'est ni positif, ni négatif, mais plutôt neutre. Pourtant, il s'agit d'un commentaire subjectif puisqu'il renvoie à une opinion. Ces exemples démontrent que la valence et la subjectivité ne sont pas nécessairement interdépendantes. Cela étant dit, il importe donc de préciser que la valence à elle seule ne permet pas de déterminer si le commentaire est subjectif.

Les émotions font partie des commentaires (Schmitt, 1999; Nandwani et Verma, 2021). Lorsque les gens partagent leurs expériences de consommation, ils peuvent exprimer une panoplie d'émotions (Bagozzi, Gopinath et Nyer, 1999). Les émotions sont régulièrement présentes dans les commentaires subjectifs, mais il est possible qu'un commentaire soit subjectif sans pour autant contenir des émotions. À titre d'exemple, le commentaire d'un consommateur: *j'ai une préférence pour l'ancienne version du menu de ce restaurant*. Celui-ci est certes subjectif, par contre, il n'est pas empreint d'émotion apparente. À l'inverse, il est également possible qu'un commentaire soit objectif tout en incluant des émotions: *Je suis vraiment soulagé d'avoir reçu mon livre dans les délais indiqués*. Même si le commentaire est accompagné d'une émotion, le consommateur n'a pas non plus émis une opinion sur le produit, il décrit que le produit est arrivé dans les temps, ce qui est factuel.

Enfin, la question de la subjectivité des commentaires relève d'un niveau de personnalisation du produit ou du service. Par exemple, quand le consommateur dit *je pense que....*, cela fait référence à une opinion ou à un jugement par une interprétation personnelle du produit ou du service reçu. Cet exemple illustre un apport personnel du client et non une réalité objective. D'autres exemples comme *À mon goût, je trouve ce café trop amer* ou bien *Je pense que ce parfum est trop cher pour sa qualité*. Ces commentaires sont le reflet d'une interprétation personnelle plutôt que des éléments factuels. Somme toute, il n'est donc pas nécessairement question de valence ou d'émotions lorsqu'on détermine qu'un commentaire est subjectif.

En résumé, les commentaires contiennent différents aspects à différencier. Pour la valence, il s'agit du ton, qu'il soit positif, négatif ou bien neutre. Lorsque l'on fait référence plutôt aux émotions, il est question de joie, colère, frustration, déception, etc. La subjectivité, pour sa part, se situe du point de vue personnel, de l'opinion, du jugement. Il est donc nécessaire de saisir qu'un commentaire subjectif peut être empreint d'émotions ou non sans pour autant exprimer une valence. Cette nuance permet de mieux comprendre les commentaires subjectif ou objectif et ce

que les consommateurs tentent d'exprimer (Gentile, Spiller et Noci, 2007; Vendemia, 2017). Le cadre conceptuel prend en compte la subjectivité comme un indicateur central et qui se distingue de la polarité. Il s'agit de déterminer dans quelle proportion le commentaire exprime un point de vue personnel plutôt qu'une observation objective. Cette distinction offre une compréhension plus fine en permettant aux entreprises la capacité d'identifier les critiques basées sur des faits mesurables de ceux basés sur des préférences personnelles.

### 3.1.3) Classification de la subjectivité des commentaires

La classification de la subjectivité des commentaires se fait par le forage d'opinions. Il s'agit de l'extraction d'émotions, d'opinions et de jugements à partir des données textuelles (Montoyo *et al.*, 2012; Ravi et Ravi, 2015; Zheng, 2021). Les caractéristiques linguistiques et contextuelles des commentaires jouent un rôle déterminant dans cette classification, car elles permettent de distinguer les éléments factuels des éléments chargés d'émotions et d'opinions. Les mots qui sont choisis par les consommateurs ont une importance capitale. À partir des mots, il est possible de déterminer la nature du commentaire. Par exemple, *Mon canapé est arrivé vendredi*, constitue un fait. En revanche, *Je suis très déçu de mon canapé, je ne le trouve pas joli dans ma chambre* correspond davantage à un commentaire subjectif. Ce sont les mots utilisés qui vont permettre de classer le commentaire. En outre, le rapport entre la subjectivité évaluée par des algorithmes et les processus cognitifs de perception et d'évaluation nécessite une clarification. Dans cette étude, la subjectivité mesurée par des algorithmes correspond à la présence de termes linguistiques reflétant des opinions ou des jugements personnels. Ces termes peuvent être considérés comme des indicateurs linguistiques des processus cognitifs de perception et d'évaluation. Cependant, les algorithmes ne scrutent pas directement ces mécanismes cognitifs, mais uniquement leur manifestation dans la langue écrite, servant d'approximation computationnelle de la façon dont les jugements et les opinions sont exprimés.

La recherche aborde la classification sous une forme discrète, c'est-à-dire que la sortie appartenant à un ensemble fini de classes. Dans cette étude, une approche binaire est retenue, soit subjective ou objective. Dans ce type de classification, il est important d'établir un seuil, généralement, 0,5. Les commentaires qui obtiennent un score inférieur à 0,5 seront classés comme étant des commentaires objectifs, les autres comme étant subjectifs. Cette approche

binaire facilite le traitement par des méthodes d'apprentissage machine. Toutefois, la subjectivité n'est pas aussi tranchée que blanc ou noir. La subjectivité est souvent plus nuancée, en ce sens qu'un commentaire objectif peut contenir un peu de subjectivité. Par exemple, le commentaire *Mon ordinateur a été livré en deux jours, ce qui est vraiment rapide*. Il y a deux volets, d'abord *l'ordinateur a été livré en deux jours* est quelque chose de très factuel. Par contre, la rapidité de la livraison est quelque chose de plus subjectif, cela relève d'une opinion plus personnelle. Cet exemple démontre que l'objectivité et la subjectivité peuvent cohabiter dans un même commentaire.

#### 3.1.4) Justification de la binarisation de la subjectivité

Le choix de l'approche binaire est un choix pratique. Comme mentionné précédemment, un commentaire peut être à la fois subjectif et objectif. En d'autres occasions, le commentaire est nettement subjectif ou objectif. Le choix de cette binarisation vise à simplifier la tâche pour les modèles de classification. Dans un contexte où il faut classer des milliers de commentaires, comme c'est le cas pour la présente recherche, il importe de faire un choix stratégique afin de traiter d'importantes quantités de données textuelles dans un temps plus court et avec moins de ressources informatiques. En outre, des études de sensibilité du seuil de binarisation ont été effectuées avec un échantillon aléatoire de 100 commentaires dans le but de justifier la décision du choix de 0,5. Puis, la proportion de commentaires subjectifs et objectifs a été réévaluée à plusieurs reprises en utilisant différents seuils proche du choix initial : 0,40 ; 0,45 ; 0,50 ; 0,55 ; 0,60. Les résultats montrent une progression constante, partant respectivement de 80 %, 76 %, 65 %, 61 % jusqu'à 54 % de commentaires subjectifs. Malgré ces variations, la subjectivité reste majoritaire pour tous les scénarios, ce qui suggère que la classification binaire reste relativement stable autour du seuil central de 0,5. Cette analyse de robustesse confirme donc le bien-fondé de l'utilisation de ce seuil pour la présente étude.

Adopter une approche binaire permet également pour les entreprises d'avoir une vue d'ensemble opérationnelle, surtout dans un contexte où il y a des milliers, voire pour les plus grandes entreprises, des millions de commentaires à classer. Cependant, il est important de mentionner que cette approche comporte des limites. Ainsi, la décision de ne permettre que deux classes peut se traduire par une perte d'information. Pour illustrer cette perte d'information, on peut prendre

l'exemple d'un dessert au restaurant, soit des poires rôties à la réduction de vinaigre balsamique, romarin et sel fumé. Est-ce que le dessert est salé ou sucré? Si le choix ne permet que l'un des deux choix, alors il est évident que l'on perd une certaine partie de l'information. Par ailleurs, on aurait pu envisager des solutions autres que la binarisation. Les scores de subjectivité auraient pu être représentés sur une échelle continue, ou encore avec des échelons.

En résumé, l'approche binaire est un choix pratique et utile. Le nombre de commentaires à classer est un argument critique pour justifier ce choix puisqu'elle se traduit par moins de ressources et une plus grande rapidité d'exécution, mais également une interprétation simplifiée. Néanmoins, il demeure que c'est une simplification des résultats, puisque certaines subtilités seront écartées des commentaires.

### 3.2) Management et rétroaction des consommateurs

Cette section aborde plusieurs aspects de l'analyse des commentaires, en débutant par leur importance pour le management, puis de leur impact sur la stratégie produit et la relation client. Ensuite, elle examine le fonctionnement du modèle de boucle d'amélioration continue, ainsi que l'influence qu'exercent les commentaires sur les stratégies marketing des entreprises. Enfin, l'utilisation de l'apprentissage automatique dans l'analyse des commentaires est présentée, avant de conclure sur les défis et considérations éthiques que soulève cette pratique.

#### 3.2.1) L'importance de l'analyse des commentaires clients dans le management

L'essor du commerce en ligne a mis en lumière l'importance des commentaires. Véritable richesse pour les entreprises, ils sont la voix de leurs clients et une vitrine pour leurs futurs clients. Les commentaires peuvent être présents sur les réseaux sociaux comme Facebook par exemple, mais également sur des forums plus spécialisés comme Reddit, ou bien sur des sites d'évaluations comme TripAdvisor ou encore sur des plateformes de commerce en ligne, comme Amazon (Baxendale *et al.*, 2015). Tous ces commentaires reflètent ainsi la perception de leurs clients quant aux produits, services et marques. Les sociétés qui vont tirer parti de ces données seront en mesure de mieux servir leur clientèle, de s'adapter aux exigences du marché et de se distinguer de la concurrence. Par exemple, un fabricant de chaussures, en analysant les commentaires de ses clients, peut décider de remédier à des plaintes concernant la solidité de la

semelle. Il peut également lancer une nouvelle collection sans produits d'origine animale, en décelant un intérêt pour l'éthique animale ou le développement durable dans le marché. Toutes ces informations qui proviennent des commentaires revêtent un caractère primordial pour les entreprises afin d'assurer la pérennité de leurs opérations (Chandler, 1972; Porter, 1997; Lemon et Verhoef, 2016).

La transformation numérique vient bouleverser les pratiques des organisations (Hanelt *et al.* 2020). En effet, les commentaires maintenant disponibles provenant des commentaires clients viennent faire évoluer les interactions entre les entreprises et les clients de manière plus directe et souvent, plus réactive. Pour saisir la richesse des informations dans les commentaires et surtout, pour traiter le flux important de données, les techniques de forage d'opinions deviennent un incontournable. Ces techniques vont révéler des informations qui peuvent avoir un impact important sur la prise de décision stratégique d'une entreprise (Tao *et al.*, 2020). Par exemple, dans l'industrie alimentaire, les commentaires liés à la sécurité des aliments ou des allergènes non déclarés sont incontournables à prendre en compte et peuvent même pousser ces entreprises à retirer un produit donné de ces tablettes momentanément. Un autre cas de figure serait d'inciter ces mêmes entreprises à répondre à la montée croissante de l'éco-anxiété au sein de la population (Hickman *et al.*, 2021) en offrant des alternatives végétaliennes afin de contribuer à réduire l'empreinte environnementale des consommateurs. Réagir rapidement aux tendances actuelles et se positionner comme une entreprise à l'écoute de ses clients permet d'ajuster leur offre en conséquence.

### 3.2.2) L'impact des commentaires sur la stratégie produit et la relation client

L'analyse des commentaires peut mettre en relief des éléments à forte valeur ajoutée de leur produit, mais également des éléments nécessitant des améliorations. Le potentiel de l'extraction des opinions offre donc un lot de connaissances utiles pour les organisations (Usai *et al.*, 2018). Par exemple, en fouillant les données textuelles à son sujet, une entreprise de télécommunications pourrait mettre à jour l'appréciation de ses clients quant à la qualité de son service client. En revanche, elle pourrait aussi révéler que la qualité de son réseau est défaillante aux yeux des clients. Ces informations sont un réel levier pour cette entreprise, car cela amène des éléments

importants quant à la qualité de sa relation client, mais aussi pour l'opportunité de retravailler la qualité de son réseau.

La classification des commentaires offre aux entreprises une vision large, car elle propose des informations supplémentaires quant à l'image de marque ou l'expérience des utilisateurs, allant au-delà du nombre d'étoiles attribué par les clients. L'intégration des connaissances offertes par l'extraction des commentaires peut s'intégrer dans la réflexion tactique et stratégique des organisations (Skinner, 1969; Mintzberg, 2007). Dans les faits, il est possible pour elles d'ajuster leurs offres, mais aussi d'utiliser les informations issues de la communication client et de concevoir des produits qui répondent autant aux demandes fonctionnelles des clients, mais aussi quant à leurs attentes émotionnelles (Richins, 1997; Bagozzi, Gopinath et Nyer, 1999). Pour les organisations, mettre de l'avant la qualité des retours favorables, mais aussi, de démontrer une gestion des critiques viennent augmenter la confiance et aussi l'engagement de leurs clients, véritable levier quant à la performance des entreprises (Gutt *et al.*, 2019).

### 3.2.3) Modèle de boucle d'amélioration continue: un outil pour les entreprises

La gestion des commentaires efficace doit être cyclique. La rétroaction de la clientèle doit être prise en compte dans l'amélioration continue de l'offre de services ou des produits des organisations. D'abord, les commentaires sont collectés, à titre d'exemple, une chaîne de restaurants peut déceler sur ses réseaux sociaux que les clients se plaignent des portions trop petites ou bien que le site de réservation en ligne n'est pas convivial. Avec ces informations, l'entreprise en restauration peut opérer certains changements clefs, comme la refonte du site en ligne de réservation axé sur une utilisation simplifiée. Elle peut également travailler avec l'équipe en cuisine pour s'assurer que les portions sont plus généreuses sans pour autant compromettre leur marge d'exploitation. Une fois ces modifications implantées, il est possible pour l'entreprise de valider leur impact à partir des prochains commentaires. En extrayant ces nouveaux commentaires, il serait possible d'établir si les nouvelles portions offertes ou le nouveau site de réservation en ligne ont généré des commentaires favorables à ces égards.

Cette boucle d'amélioration continue permet d'entamer et de soutenir un dialogue continu entre l'entreprise et ses clients, ce qui augmente la confiance et l'engagement auprès de la marque (Jensen *et al.*, 2021). En plus de l'amélioration continue, cette boucle de rétroaction peut être

complétée rapidement. Face à un commentaire négatif, il est possible d'offrir une réponse rapide, mais aussi personnalisée. Par exemple, un client d'un hôtel se plaint publiquement de la propreté de sa chambre. L'hôtelier peut rapidement traiter ce commentaire en offrant des excuses au client, mais aussi en offrant une réduction ou un cadeau lors de son prochain séjour, cela permettrait de réparer la relation brisée, mais également de susciter sa loyauté dans un avenir proche (Rambocas et Pacheco, 2018). Les commentaires sont un outil puissant pour corriger des situations problématiques, tout en améliorant les prestations ou les produits en continu. Cependant, les entreprises sont libres de choisir leur niveau d'investissement quant à la gestion de ces perceptions.

#### 3.2.4) L'impact des commentaires sur le marketing des entreprises

Les informations recueillies par les commentaires peuvent être instructives et pertinentes pour la continuité de la stratégie marketing (Chen *et al.*, 2022; Fernandes *et al.*, 2022). En influençant la perception des consommateurs, ils peuvent avoir un impact sur la décision d'achat d'un produit ou d'un service (Cheung et Thadani, 2012). Les commentaires positifs vont étoffer la relation de confiance entre les entreprises et les consommateurs. Plus précisément, cela a une incidence non négligeable dans l'étape pré-achat du cycle d'achat du consommateur (Howard et Sheth, 1969; Chevalier et Mayzlin, 2006). Lorsque les futurs clients recherchent un produit ou service pour un besoin particulier, les commentaires favorables sont un levier important dans leur décision d'achat (Gavilan *et al.*, 2018). Par exemple, un consommateur qui recherche une crème hydratante pour son visage hésite entre différents produits sur la plateforme Amazon, le produit qui aura le plus grand nombre de commentaires positifs va influencer sa décision d'achat. Dans ce contexte, plusieurs entreprises incitent leurs clients satisfaits à diffuser leur commentaire publiquement, car cela aura un impact sur leur attractivité.

Il convient de considérer également les commentaires négatifs, car ils peuvent se transformer en opportunités marketing. Dans le cas où un client serait insatisfait, l'entreprise qui surveille les commentaires pourra réagir rapidement et prouver qu'elle tient compte des opinions de sa clientèle. Cela prouve également qu'en plus d'être à l'écoute, elle offre des solutions pour remédier à la situation. Cela peut avoir une incidence favorable sur sa réputation (Naatus, 2014). D'abord, cela augmente sa crédibilité auprès des clients, mais en plus, cela permet de rassurer les

futurs clients qui vont constater comment l'entreprise réagit face à des problèmes vécus par sa clientèle (Reyes-Menendez *et al.*, 2019).

Les commentaires sont une source d'information importante pour créer de nouvelles campagnes marketing. Par exemple, si une compagnie de téléphones portables constate en analysant ses commentaires qu'une caractéristique ressort du lot, soit la qualité de son appareil photo, alors l'entreprise pourrait mettre de l'avant cet élément important lors de sa prochaine campagne publicitaire. Ou encore si un élément négatif, comme la faible variété de couleurs des téléphones est constamment mentionné par les consommateurs, elle pourrait faire une nouvelle campagne publicitaire qui proposerait une amélioration aux nouvelles couleurs disponibles pour ces appareils. À juste titre, le domaine du forage d'opinion permet d'optimiser les campagnes publicitaires des entreprises (Verma *et al.*, 2021). L'entreprise peut également améliorer son positionnement. Dans le cas où un produit recevrait une multitude de commentaires favorables, il deviendrait alors possible pour celle-ci d'augmenter le prix de vente (Lawani *et al.*, 2019).

Certaines entreprises poussent même l'idée plus loin en intégrant directement les commentaires clients dans leurs stratégies marketing (Dellarocas, 2003). L'entreprise Starbucks a eu l'idée d'utiliser ses commentaires de manière innovante. Elle a créé la plateforme *My Starbucks Idea*, qui permet aux consommateurs de proposer de nouvelles idées à l'entreprise. De cette initiative, de nouvelles boissons ont vu le jour et le programme de fidélité a été amélioré à partir des commentaires des clients sur leur plateforme. L'entreprise Tesla, quant à elle, a intégré les retours clients dans son module de bord, renforçant ainsi son image de marque innovante et la proximité avec sa clientèle. Les commentaires peuvent être un levier marketing pour les entreprises qui les exploitent, ce qui leur permet de renforcer leur positionnement, augmenter leurs ventes, fidéliser davantage leurs clients et même favoriser l'innovation.

### 3.2.5) Utilisation de l'apprentissage automatique dans l'analyse des commentaires

L'apprentissage machine a changé la donne pour les entreprises (Davenport *et al.*, 2020). En raison du flux massif de commentaires, ces méthodes sont capables de traiter des données textuelles rapidement, et ce, même sur une base quotidienne. Grâce aux méthodes

d'apprentissage automatique, les entreprises peuvent rapidement s'adapter aux défis émergents découlant des commentaires sur leurs produits, services ou marques (Pocchiari *et al.*, 2025).

L'apprentissage automatique peut faire beaucoup plus que simplement classer les commentaires, il peut permettre d'anticiper les comportements des clients (Jain *et al.*, 2021). Par exemple, si plusieurs clients d'un fournisseur Internet se plaignent de la nouvelle tarification en vigueur, il est possible pour l'entreprise de leur offrir des offres plus alléchantes pour éviter que ceux-ci quittent pour un autre fournisseur. Saisir proactivement ces tendances est un atout pour les organisations qui peuvent ainsi agir pour se prémunir contre la perte de clientèle et donc améliorer leurs stratégies de rétention. Dans un même ordre d'idée, si des problèmes surviennent quant à la performance du réseau Internet, l'entreprise peut rapidement tenter de corriger la situation, s'assurant ainsi de préserver sa réputation. De plus, il est possible de surveiller les commentaires en temps réel. Cela permet alors de gérer rapidement un problème en le corrigeant rapidement, ne laissant pas ce problème perdurer et ainsi affecter sa réputation.

En plus d'extraire les commentaires, l'apprentissage automatique permet d'obtenir une analyse plus fine des commentaires (Cambria *et al.*, 2017; Humphreys et Wang, 2018; Mehraliyev *et al.*, 2022). Elle permet de prendre en compte le contexte, mais aussi les expressions et les phrases avec davantage de subtilité. Par exemple, le commentaire *Génial, mon paquet est encore arrivé avec plusieurs semaines de retard...*, celui-ci contient le mot *génial*, habituellement attribué à un commentaire favorable. Cette phrase dans son ensemble est en fait sarcastique. Un modèle d'apprentissage automatique bien entraîné sera en mesure de le classer comme étant un commentaire plutôt négatif en raison du sens de la phrase. Un autre exemple pour bien illustrer ce propos serait celui de commentaires à l'attention d'une compagnie aérienne, plusieurs clients se plaindraient du retard des vols, mais seraient ironiques dans la manière de l'exprimer: *Les délais d'attente pour cette compagnie aérienne sont super rapides...si on aime attendre pendant 2 jours à l'aéroport...* Ce commentaire semble positif avec les termes *super rapides*, mais, si on prend l'ensemble de la phrase, il s'agit plutôt d'ironie. Sans un modèle entraîné, ce commentaire serait plutôt classé comme étant positif et l'information ne serait pas traitée correctement. Ces constatations suggèrent que les techniques d'apprentissage automatique offrent une analyse plus fine des commentaires exprimés par les consommateurs et que leur utilisation est importante dans l'analyse des commentaires. Cela aide les organisations en leur fournissant des informations plus

justes de la réalité et leur permet de corriger les insatisfactions pour veiller à sa réputation sur le long terme.

### 3.2.6) Défis et considérations éthiques dans l'analyse des commentaires clients

Si l'analyse des commentaires offre des avantages importants pour les organisations, elle présente en revanche des défis et des considérations éthiques. La collecte de données doit respecter les lois sur la protection de la vie privée, comme le stipule, par exemple, le règlement général sur la protection des données (RGPD) en Europe, la Loi sur la protection des renseignements personnels et les documents électroniques (LPRPDE) destiné au secteur privé canadien, ainsi que la loi 25 qui est la mise à jour de la loi sur la protection de la vie privée au Québec. Il est ainsi primordial pour les entreprises d'informer leurs clients quant à l'utilisation de leurs commentaires, comme pour améliorer les produits proposés, mais également pour raffiner leurs campagnes marketing. En outre, il faut noter que la conformité avec ces considérations légales peut également être valorisée comme un élément d'une stratégie corporative visant à préserver la confiance et la loyauté des consommateurs (Chandler, 1972; Porter, 1997).

Les entreprises doivent également tenir compte des biais dans les outils d'intelligence artificielle et tenter d'y remédier par des méthodes de mitigation (Van Giffen *et al.*, 2022). Par exemple, un modèle d'IA qui accorde une plus grande importance pour un certain groupe de clients provenant des villes viendrait ainsi limiter la compréhension d'une partie de sa clientèle provenant des régions rurales. Un autre exemple est celui de la sous-représentation de certains profils de clients. Si l'algorithme est entraîné sur seulement un type de profil, par exemple les jeunes, alors il pourrait ne pas tenir compte adéquatement des clients plus âgés.

Un autre défi est celui des faux commentaires et de la manipulation des commentaires présents sur la grande majorité des plateformes de commentaires (Hu *et al.*, 2011, 2012; Zhang *et al.*, 2013; Mayzlin *et al.*, 2014; Barbado *et al.*, 2019). Plusieurs entreprises mal intentionnées diffuseraient délibérément des commentaires négatifs sur leurs concurrents afin d'influencer les opinions des consommateurs (Moon *et al.*, 2021). Dans le cas d'un restaurateur, il pourrait rédiger des centaines de commentaires sur le restaurant voisin d'une même rue, et ainsi profiter de sa mauvaise réputation pour diriger les nouveaux clients vers son établissement. Pour contrer

cet obstacle, certaines plateformes en ligne, comme Amazon ou TripAdvisor ont des systèmes de détection pour repérer ces faux commentaires, comme la vérification des profils (He *et al.*, 2022).

### 3.3) Schémas d'utilisation

Les schémas présentés dans cette étude vont permettre d'illustrer l'intégration des commentaires pour les entreprises dans leur réflexion stratégique et amélioration continue. Cela facilitera la compréhension des différentes interactions entre les étapes du consommateur, du marketing des entreprises et des aspects technologiques. Il s'agit de montrer non seulement le cheminement du commentaire du consommateur depuis sa diffusion en ligne et de son utilisation par l'entreprise, mais aussi comment les outils informatiques vont permettre de transformer ces éléments bruts en informations utiles pour les organisations. L'analyse de la subjectivité des commentaires sera au cœur de cette représentation graphique.

#### 3.3.1) Cycle d'achat et d'optimisation produit

Le premier schéma ci-dessous expose les différentes étapes relatives au consommateur dans le cycle d'achat d'un produit ou d'un service.

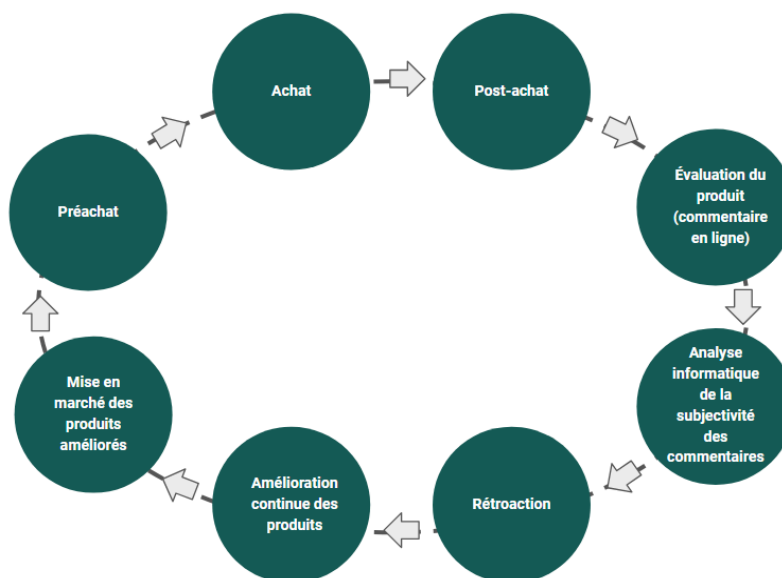


Figure 3.1 - Cycle d'achat et d'optimisation produit

Dans ce cycle, la première étape est la phase de préachat. Le consommateur navigue sur les plateformes en ligne afin de trouver un produit ou un service qui répond à son besoin. Il recherche activement des informations pour l'aider dans sa prise de décision. Il peut consulter différentes sources d'informations, comme par exemple, des sites d'experts, des fiches techniques du fabricant ou bien des commentaires provenant d'autres consommateurs ayant testé le produit au préalable. Cette première phase est une étape pivot, car elle influence la décision du consommateur d'acheter ou non. Par exemple, il peut être conquis par les différentes caractéristiques mises de l'avant par le fabricant, mais il peut également être freiné par le nombre de commentaires négatifs quant à un produit donné.

Le consommateur passe ensuite à l'étape d'achat. À ce moment, il décide de faire la transaction, c'est-à-dire l'interaction avec le point de vente, que ce soit en magasin directement ou sur une plateforme d'achat en ligne. À noter que cette étape est importante quant à l'expérience d'achat du consommateur. Une facilité d'achat, un processus rapide ou des options de livraisons, par exemple, livré le jour même, sont des éléments qui influencent directement la satisfaction du client.

Une fois l'achat complété, la phase suivante est le post-achat. Il s'agit du début de l'appréciation du produit, des conditions de sa livraison le cas échéant, de son utilisation et aussi d'être en mesure de formuler une opinion à partir de son expérience avec le produit ou le service. Plusieurs éléments peuvent influencer l'opinion du client, que ce soit la qualité du produit ou bien l'adéquation avec ses propres attentes. Par exemple, un consommateur qui s'est procuré un ordinateur portable pourra évaluer l'autonomie de la pile et vérifier que le produit correspond bien à la description du fabricant comme annoncé. De même, un acheteur qui a acquis un sac à main pourra vérifier si la texture présentée sur les photos correspond bien à la réalité du produit. L'expérience réelle du consommateur vis-à-vis de ses attentes joue un rôle important quant à sa satisfaction et c'est à cette phase du processus que le client se forge une opinion sur le produit acheté.

L'étape suivante consiste à produire un commentaire à la suite de cette évaluation. Ce n'est pas une étape systématique pour tous les consommateurs. Certains vont s'arrêter à l'étape post-achat sans nécessairement diffuser un commentaire. D'autres consommateurs vont publier un

commentaire sur leur expérience. Ces commentaires vont influencer directement les prochains consommateurs, puisqu'il s'agit de retour plus authentique que les descriptions du vendeur.

Vient ensuite l'étape de l'analyse informatique des commentaires diffusés grâce aux méthodes d'apprentissage automatique. Ce traitement des données permet de déterminer si les clients s'expriment davantage sur des éléments factuels ou publient plutôt des opinions, des émotions ou des jugements personnels.

Une fois les commentaires analysés, il est possible pour les organisations d'utiliser ses nouvelles informations pour déceler de nouvelles tendances ou besoins de leurs clients. Cette étape permet aux entreprises de mesurer la nature des retours clients. Cela aide à déterminer si leurs produits ou services sont à la hauteur des attentes des consommateurs ou s'il y a des problèmes à résoudre, que ce soit dans la qualité du produit, son design ou autres caractéristiques pertinentes.

Une fois que l'entreprise a collecté les retours clients, il est possible de faire des correctifs à sa gamme de produits ou services offerts. Par exemple, l'équipe de conception de jouets pour enfant peut modifier la forme d'un produit en particulier s'il a collecté des informations qui affirment que le jouet est dangereux pour les enfants et qu'il y a des risques d'étouffement, car une petite pièce se détache facilement. Un autre exemple serait celui d'un fabricant de sacs d'école. Les informations recueillies peuvent lui indiquer que les bretelles ne sont pas assez matelassées, ce qui crée un inconfort chez leurs utilisateurs. Avec ces commentaires, l'entreprise peut ainsi effectuer des modifications pour ajouter plus de confort et améliorer son produit.

Lorsque les produits ont été améliorés, l'entreprise peut alors réintroduire ses produits améliorés sur le marché avec une éventuelle nouvelle campagne marketing qui met l'accent sur l'amélioration de son produit. L'idée derrière cette amélioration est de démontrer à ses clients que l'entreprise est à l'écoute de leurs besoins et que leurs commentaires ont été pris au sérieux. Cela peut atténuer les effets des critiques antérieurs et augmenter l'engagement envers la marque et relancer ses ventes.

La dernière phase du cycle revient au point de départ, c'est-à-dire la phase préachat. Les consommateurs découvrent le produit amélioré. Ce cycle d'achat et d'optimisation produit est un

processus dynamique visant à améliorer la satisfaction client et à maximiser le potentiel de ventes de l'entreprise. Le forage des commentaires est un véritable levier pour les organisations afin de les aider à mieux se positionner dans leur marché, à augmenter leurs ventes et assurer la pérennité de leurs opérations.

### 3.3.2) Autres domaines d'applications du schéma d'utilisation

L'analyse de la subjectivité des commentaires peut être utilisée dans une variété de contextes (Jordan et Mitchell, 2015). Dans le domaine de la politique, au moment d'une élection, il est possible de classifier les commentaires ayant trait à des candidats et de déterminer la teneur de subjectivité à leur égard. Les commentaires à caractère politique ont d'ailleurs une grande importance dans le domaine de la recherche (Karami *et al.*, 2020). À titre d'exemple, le commentaire *Le candidat Monsieur X a proposé une réduction des impôts à la hauteur de 5.6%*, celui-ci démontre des faits factuels et serait ainsi classifié comme étant objectif. Un autre commentaire *La candidate Madame Y est la seule à pouvoir faire face aux menaces tarifaires des États-Unis*. Celui-ci serait classifié comme étant subjectif, puisqu'il reflète une opinion. Cette distinction, dans une plus grande proportion donnée, permet d'avoir une vue d'ensemble du débat sur la place publique et de mesurer dans quelle proportion les commentaires sont basés sur des faits ou des opinions. Ces informations peuvent être pertinentes dans un contexte d'élection politique, puisque ces éléments peuvent outiller les partis politiques quant à leur stratégie de communication pour affiner leur message politique. Il est également possible pour eux de surveiller en continu l'impact de leurs apparitions publiques en se basant sur les commentaires publiés suite à celles-ci.

Dans le domaine de l'éducation, les étudiants ont tendance à publier des commentaires au sujet de leurs cours et de leurs enseignants. Ces informations permettraient aux établissements d'enseignement de faire la distinction entre des commentaires basés sur des éléments factuels plutôt que des opinions plus personnalisées. Par exemple, un étudiant pourrait publier le commentaire *Le cours X comporte 12 séances et 4 laboratoires, mais l'enseignant s'est absenté à 2 des 4 laboratoires*. En contrepartie, le commentaire *Je m'ennuie dans le cours Y* est plus subjectif et relève d'une opinion. Ces éléments peuvent aider à distinguer si les commentaires sont davantage subjectifs ou objectifs et à prendre des actions d'améliorations sur des éléments

mesurables et non sur des opinions individuelles. Un enseignant ennuyeux pour un étudiant peut être le contraire pour l'autre, tandis qu'une absence à 50% des laboratoires est factuelle et peut être considérée.

Ces exemples suggèrent que le schéma d'utilisation peut s'appliquer à une multitude de domaines. L'analyse de la subjectivité des commentaires permet d'offrir aux dirigeants des informations importantes pour la bonne conduite de leurs opérations.

## CHAPITRE IV

### MÉTHODOLOGIE DE LA RECHERCHE: APPROCHE DÉVELOPPÉE POUR LA CLASSIFICATION DE LA SUBJECTIVITÉ

Le chapitre présente la méthodologie utilisée pour la classification de la subjectivité des commentaires en fonction des catégories de produits. D'abord, le traitement informatique de la subjectivité sera présenté. Ensuite, il sera question de la source de données utilisée, le choix qui a été fait concernant les catégories de produits et l'outil de mesure retenu. Puis, les étapes de la collecte et du traitement de données ainsi que celles de l'entraînement et de la validation des méthodes retenues seront présentées.

#### 4.1) Traitement informatique de la subjectivité

Le schéma ci-après vise à détailler tout le processus du traitement informatique nécessaire à la classification de la subjectivité des commentaires en élaborant sur chacune des étapes à effectuer.

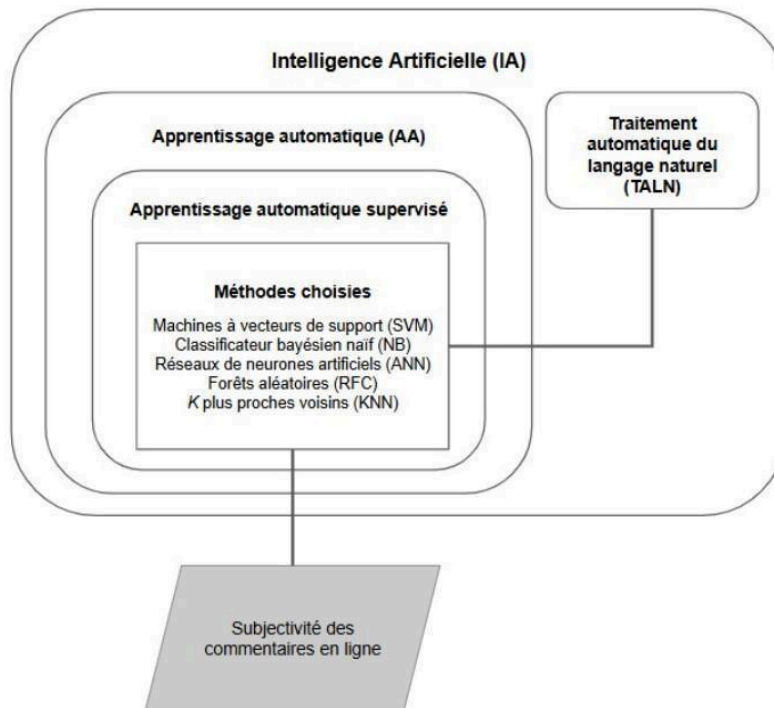


Figure 4.1 - Traitement informatique de la subjectivité

La première étape du graphique traite du traitement automatique du langage naturel, une branche de l'intelligence artificielle. Cette étape est importante, car elle permet de préparer les données textuelles à l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique. Ce traitement convertit les éléments bruts en données plus structurées. On parle ici de la tokenisation par le découpage de phrases en mots individuels, la suppression de mots sans valeur ajoutée comme *le* ou *la*, et également la lemmatisation qui ramène les mots à leur racine de base. Ces opérations visent à réduire le bruit et à uniformiser les données avant leur vectorisation.

La présente recherche a opté pour l'apprentissage automatique supervisé, une autre branche de l'intelligence artificielle, puisqu'il permet d'utiliser les données annotées lors de l'entraînement des modèles. Cette approche fournit des exemples qui ont déjà été annotés, permettant ainsi d'assister les modèles lors de la classification pendant l'entraînement, ce qui renforce leur capacité de prédiction. Dans cette étape, les commentaires sont préalablement classés, par l'outil informatique TextBlob, en subjectifs ou objectifs, pour orienter l'apprentissage du modèle. Cette méthode guidée permet d'optimiser la précision de la classification en fournissant au modèle des exemples annotés, ce qui renforce sa capacité à prédire la subjectivité de nouveaux commentaires de manière fiable. L'apprentissage supervisé apporte donc une précision accrue au processus en affinant la capacité du modèle à différencier les commentaires selon leur degré de subjectivité.

Il convient par la suite de sélectionner les modèles pour effectuer la tâche de classification de la subjectivité des commentaires. Il existe une multitude de techniques, mais le choix va s'arrêter sur les modèles les plus utilisés dans la littérature scientifique (Jain *et al.*, 2021), à savoir les machines à vecteurs de support, le classificateur bayésien naïf, les réseaux de neurones artificiels, les forêts aléatoires et la méthode des  $K$  plus proches voisins. Ce choix reflète la diversité des approches offertes, allant de modèles probabilistes simples à des architectures plus complexes.

Une fois les méthodes de classification choisies, la tâche de classification de la subjectivité des commentaires peut débuter. Les modèles sont d'abord entraînés sur un jeu de données déjà étiquetées, puis sont évalués sur un nouveau jeu de données pour déterminer leur capacité à classer la subjectivité des commentaires. Les performances sont alors comparées à partir de l'indicateur d'exactitude, et ce, pour chacune des catégories de produits étudiées, afin de retenir le ou les modèles les plus adaptés aux données analysées.

Enfin, la dernière phase du processus consiste à dégager une vue d'ensemble sur la subjectivité des commentaires par catégorie de produits. Cela permet de mettre en lumière les tendances générales d'expression des opinions des consommateurs par catégories, soit généralement plus subjective ou objective.

#### 4.2) Identification de la source des données

Il existe une multitude de bases de données disponibles et publiques pour l'analyse des commentaires. Parmi les plus populaires, mentionnons TripAdvisor pour les commentaires d'hôtels, Yelp pour les commentaires de restaurants et de bars, IMDb pour les commentaires de séries et de films et Amazon pour les commentaires de produits. La base de données *Amazon Product Reviews* a été choisie pour la présente étude, d'abord, parce qu'elle était disponible pour la recherche. Elle est crédible puisque les commentaires proviennent de véritables clients. Dans les faits, pour publier un commentaire sur la plateforme d'Amazon concernant un produit, il est nécessaire de l'avoir acheté au préalable. Cela vient ajouter de la crédibilité aux résultats obtenus en raison de la véracité des profils clients qui ont laissé un commentaire. Cette base de données comprend plus de 233,1 millions de commentaires qui sont regroupés en 29 catégories de produits distincts, notamment les produits électroniques et les livres (Ni *et al.*, 2019). Ce vaste ensemble de données contient une richesse d'informations en raison de la variété de commentaires disponibles. Les données ont été collectées entre mai 1996 et octobre 2018, couvrant une large période temporelle. L'échantillonnage aléatoire des commentaires sur l'ensemble de cette période permet de constituer un corpus diversifié, évitant une analyse limitée à un instant donné, sans pour autant viser une analyse longitudinale explicite. La langue des commentaires est l'anglais. Dans chacun des commentaires, on retrouve le numéro et le nom du client, le numéro de produit, le commentaire sur le produit, ainsi que l'heure et la date de publication du commentaire. La figure ci-après présente un exemple de commentaire.

```
{
  "reviewerID": "A2SUAM1J3GNN3B",
  "asin": "0000013714",
  "reviewerName": "J. McDonald",
  "vote": 5,
  "style": {
    "Format": "Hardcover"
  },
  "reviewText": "I bought this for my husband who plays the piano. He is having a wonderful time playing these old hymns. The music is at times hard to read because we think the book was published for singing from more than playing from. Great purchase though!",
  "overall": 5.0,
  "summary": "Heavenly Highway Hymns",
  "unixReviewTime": 1252800000,
  "reviewTime": "09 13, 2009"
}
```

where

- reviewerID - ID of the reviewer, e.g. [A2SUAM1J3GNN3B](#)
- asin - ID of the product, e.g. [0000013714](#)
- reviewerName - name of the reviewer
- vote - helpful votes of the review
- style - a dictionary of the product metadata, e.g., "Format" is "Hardcover"
- reviewText - text of the review
- overall - rating of the product
- summary - summary of the review
- unixReviewTime - time of the review (unix time)
- reviewTime - time of the review (raw)
- image - images that users post after they have received the product

Figure 4.2 - Commentaire tiré de la base de données *Amazon Product Reviews*

#### 4.3) Choix des catégories de produits

La base de données *Amazon Product Reviews* comporte plus de 29 catégories de produits. Pour faire un choix judicieux parmi celles-ci, des critères d'inclusions et d'exclusions ont été retenus. En ce qui concerne les éléments d'inclusion, le nombre de commentaires par catégorie de produits a été un choix déterminant. Autrement dit, les catégories ayant le plus grand nombre de commentaires pourraient garantir une plus grande représentativité des catégories sélectionnées, permettant d'obtenir des résultats plus robustes et généralisables. En ce qui a trait aux critères d'exclusion, il s'agit des plateformes externes qui sont la propriété d'Amazon comme *Kindle Store*, ou bien la catégorie *Movies and TV* disponible sur *Amazon Prime* pour certains uniquement. Ceux-ci ne représentent pas une catégorie de produits dans son entièreté, mais plutôt une gamme de produits d'une compagnie donnée, ce qui pourrait altérer la qualité des résultats. La catégorie *Cell Phones and Accessories* a été retirée de la liste en raison de sa trop grande

ressemblance avec la catégorie *Electronics*. L'objectif dans cette sélection de catégories de produits est d'avoir des différences notables entre celles-ci pour pouvoir bien saisir l'impact de ceux-ci sur la tâche de classification de la subjectivité des commentaires.

Tableau 4.1 - Catégories de produits *Amazon Product Reviews*, adapté de Ni *et al.* (2019).

| Catégories de produits      | Nombre de commentaires en ligne |
|-----------------------------|---------------------------------|
| Books                       | 51 311 621                      |
| Clothing Shoes and Jewelry  | 32 292 099                      |
| Home and Kitchen            | 21 928 568                      |
| Electronics                 | 20 994 353                      |
| Sports and Outdoors         | 12 980 837                      |
| Cell Phones and Accessories | 10 063 255                      |
| Tools and Home Improvement  | 9 015 203                       |
| Movies and TV               | 8 765 568                       |
| Toys and Games              | 8 201 231                       |
| Automotive                  | 7 990 166                       |
| Pet Supplies                | 6 542 483                       |
| Kindle Store                | 5 722 988                       |
| Office Products             | 5 581 313                       |
| Patio Lawn and Garden       | 5 236 058                       |
| Grocery and Gourmet Food    | 5 074 160                       |
| CDs and Vinyl               | 4 543 369                       |
| Arts Crafts and Sewing      | 2 875 917                       |
| Video Games                 | 2 565 349                       |
| Industrial and Scientific   | 1 758 333                       |
| Digital Music               | 1 584 082                       |
| Musical Instruments         | 1 512 530                       |
| Amazon Fashion              | 883 636                         |
| Appliances                  | 602 777                         |
| Luxury Beauty               | 574 628                         |
| Prime Pantry                | 471 614                         |
| Software                    | 459 436                         |
| All Beauty                  | 371 345                         |
| Gift Cards                  | 147 194                         |
| Magazine Subscriptions      | 89 689                          |

#### 4.4) Étapes de la collecte des données

La première étape pour collecter les données de la base *Amazon Product Reviews* est d'importer les bibliothèques *Pandas* et *Scikit-learn*. La bibliothèque *Pandas* est libre d'accès en plus d'offrir des structures de données qui sont faciles à utiliser (McKinney, 2010). Elle permet entre autres des opérations d'envergure, comme la sélection, le filtrage, la transformation et l'agrégation des

données. Ces outils d'analyse des données sont performants pour le langage Python. L'autre bibliothèque utilisée est *Scikit-learn* généralement choisie pour construire, mais aussi d'évaluer des modèles d'apprentissage machine (Pedregosa *et al.*, 2011). Cette dernière offre une multitude d'outils pour la modélisation, comme la classification des commentaires.

Ensuite, le chemin du fichier CSV qui contient les données doit être spécifié, c'est-à-dire qu'il faut indiquer à l'ordinateur où il se situe. Grâce à la fonction `pd.read_csv(path)` à partir de la bibliothèque *Pandas*, l'utilisateur peut ouvrir le fichier et former un tableau en lignes et colonnes, nommé le *DataFrame* (Mckinney, 2010). Ce tableau permet à l'utilisateur de manipuler et d'analyser les données de manière plus aisée.

Une fois cette étape complétée, les données sont enregistrées dans un *DataFrame* nommé *Data* qui se compose des données extraites du fichier CSV. Cela correspond à la structure principale qui va permettre l'analyse des commentaires et qui inclut différentes colonnes comme celle qui nous intéresse, soit le *ReviewText*. Cette colonne contient les données textuelles issues des commentaires.

Avant de procéder au traitement des données, celles-ci doivent être nettoyées pour une meilleure cohérence de l'analyse (Manning *et al.*, 2008; Liu, 2020). Il faut entre autres supprimer les doublons, car ils peuvent augmenter l'importance de certains commentaires, faussant possiblement les résultats de l'étude. Un autre point important est de filtrer la langue afin de conserver uniquement ceux en anglais pour que toutes les données analysées aient la même langue d'origine. Cela va garantir l'homogénéité du corpus de données étudiées. Le prétraitement des données favorise la qualité des informations recueillies.

#### 4.5) Étapes du traitement des données pour l'apprentissage automatique supervisé

Cette étape est très importante, car elle transforme les données pour être traitée par les algorithmes d'apprentissage supervisé (Han *et al.*, 2022). Il y a deux objectifs dans cette phase. D'abord le calcul d'un score de subjectivité à attribuer aux commentaires qui serviront à l'entraînement et à la validation des modèles. Puis, le deuxième objectif est de convertir le score

obtenu en étiquette binaire, c'est-à-dire soit subjectif ou objectif. Cette préparation est nécessaire pour valider la précision des prédictions données par les modèles (Feldman, 2013).

#### 4.5.1) Calcul de la subjectivité des commentaires à l'aide de TextBlob

Pour évaluer de manière automatique la subjectivité des données d'entraînement et de validation, la bibliothèque Textblob a été choisie. Cet outil est spécialisé dans le traitement automatique du langage naturel (Xiao *et al.*, 2021). Il permet de conférer aux données textuelles un score numérique allant de 0 à 1. Ce score correspond au degré de subjectivité du commentaire. Lorsqu'il attribue un score de 0, cela signifie que le commentaire est complètement objectif et à l'inverse, un score de 1 confirme que le texte est de nature subjective. Le calcul se base sur un lexique interne dans lequel chacun des mots possède un poids de subjectivité. Le score total correspond à la combinaison de tous les scores de chacun des mots du commentaire (Suanpang *et al.*, 2021). Des mots présents dans un commentaire comme *Incroyable*, *majestueux*, *détestable* ou *horrible* vont venir augmenter le score de subjectivité du texte analysé. En contrepartie, les mots tels que *disponible*, *mesure* et *fonctionnel* auront un score inférieur, puisqu'ils correspondent généralement à des éléments davantage factuels. À titre d'exemple, le commentaire *Cette blouse dispose de trois boutons dorés* obtient un score plus faible, se rapprochant de 0, puisque ceux-ci sont davantage des faits techniques. En revanche, le commentaire *J'adore ce nouveau livre, c'est mon livre préféré*, celui-ci dispose d'éléments plus subjectifs, ce qui va élever son score proche de 1, car il est constitué d'éléments émotionnels et d'opinions. La principale limite est que TextBlob ne peut pas se substituer entièrement au jugement humain quant à l'annotation des données. Une validation terrain avec des évaluateurs humains est donc conseillée (Aljedaani *et al.*, 2022).

TextBlob est souvent plus efficace pour détecter la subjectivité explicite que les formes implicites, subtiles ou intégrées dans des descriptions techniques. Cela limite sa capacité à saisir certaines opinions exprimées de manière indirecte. Par exemple, les opinions implicites issues de l'expérience, qui associent une caractérisation technique à une expérience personnelle, comme dans *j'utilise ces ampoules pour remplacer celles de mes lampes halogènes de jardin* et *cela s'est avéré être un excellent achat* ; comme les lampes sont allumées au moins 6 à 7 heures chaque soir, j'en consomme au moins 2 à 3 par an. TextBlob a tendance ici à les qualifier d'objectifs,

bien qu'ils contiennent une appréciation favorable. De même, les opinions fondées sur un raisonnement économique, telles que acheter en lots de 10 est une évidence ou acheter en petites quantités est une erreur traduisent un jugement implicite de valeur, mais ne sont pas reconnues comme subjectives.

D'autres outils auraient pu être envisagés pour la présente étude. D'abord, VADER fonctionne aussi avec un lexique, mais il est davantage adapté aux textes courts et informels, comme sur les réseaux sociaux. Il est principalement utilisé pour analyser la polarité. Il prend aussi en compte des éléments comme les majuscules, la ponctuation ou les émojis. Ces éléments influencent la manière dont le message est interprété (Hutto & Gilbert, 2014). Ensuite, BERT s'appuie sur un modèle d'apprentissage profond, ce qui le distingue des approches basées sur des lexiques. Il tient compte du contexte des mots, ce qui permet une analyse plus fine. En revanche, cela demande plus de ressources de calcul et rend les résultats moins faciles à interpréter que dans des approches plus simples comme TextBlob (Devlin et al., 2019). Puis, SpaCy est un outil plus général de traitement du langage. Il sert surtout à analyser et structurer le texte (tokenisation, syntaxe, entités, etc.). Pour des tâches comme la subjectivité, il s'appuie généralement sur des modèles d'apprentissage automatique. Cela fonctionne bien sur de grandes quantités de données, mais suppose souvent de disposer de données annotées ou d'un modèle déjà entraîné. (Explosion AI, 2023). Enfin, NLTK est également très utilisé en traitement automatique du langage naturel. Il permet de manipuler le texte et d'appliquer différentes méthodes d'analyse. Pour la subjectivité ou le sentiment, il repose souvent sur des approches supervisées. C'est un outil flexible, surtout en recherche, mais qui peut demander un peu plus de mise en place selon les cas (Bird et al., 2009).

De toutes ces constatations, le choix de Textblob offre le meilleur avantage face aux autres méthodes disponible puisqu'il ne nécessite pas de données annotées comme NLTK et SpaCy, permet de faire la tâche de la classification de la subjectivité des commentaires, ce que ne fait pas l'outil VADER qui lui se spécialise dans la classification de la polarité. Enfin, la méthodologie de l'approche lexicale est plus transparente que celle qui est offerte par les modèles sémantiques comme celui de BERT. Pour toutes ces raisons, le choix de l'outil a été celui de TextBlob.

Pour permettre l'automatisation du processus, la fonction *calculate\_subjectivity\_score(text)* a été utilisée. Celle-ci prend un commentaire comme entrée, calcule ensuite son score de subjectivité à l'aide de l'outil TextBlob et compile cette valeur dans une nouvelle colonne du jeu de données. L'outil TextBlob est facile à implanter et permet de créer des annotations sur un volume de données important, comme la base de données *Amazon Product Reviews* (Xiao et al., 2021).

#### 4.5.2) Attribution des étiquettes

Lorsque les scores de subjectivité ont été déterminés, il convient de convertir ces valeurs numériques en classes, soit subjective ou objective. Pour y parvenir, la fonction *find\_label(row)* a été définie. Celle-ci attribue une étiquette 1 si le score obtenu de l'analyse textuelle est égal ou supérieur à 0,5, c'est-à-dire un commentaire subjectif. Elle attribue également une étiquette 0 si le score obtenu est inférieur à 0,5, soit un commentaire objectif. Par exemple, pour le commentaire *Le service de cet hôtel est majestueux, jamais je n'ai été aussi bien traité de toute ma vie*, l'outil TextBlob attribuera un score de 0,96, qui se traduira par l'étiquette subjective, puisqu'il est égal ou supérieur à 0,5. À l'inverse, le commentaire *J'ai reçu toutes les pièces commandées* se verra attribuer un score de 0,04. Puisque son score est inférieur à 0,5, il sera classé comme étant objectif.

La fonction *apply()* de la bibliothèque *Pandas* sera appliquée à l'ensemble du jeu de données. Cela va créer automatiquement une nouvelle colonne qui s'appelle *Label*. Celle-ci est constituée de l'étiquette définitive qui sera exploitée comme variable pendant l'entraînement et pendant la validation des modèles. Cette étape va permettre de simplifier le problème de classification en une décision à deux options, soit subjectif ou objectif. Le corpus maintenant annoté sera prêt pour entraîner et valider les algorithmes de classification avant d'être en mesure de détecter de manière automatique les données réelles, soit les nouveaux commentaires non annotés.

#### 4.5.3) Validation terrain de TextBlob

Pour aller plus loin dans cette recherche, l'outil TextBlob a été comparé à une évaluation humaine. Au lieu de se limiter à l'utilisation de l'outil informatique, il est prudent de comparer les évaluations obtenues par Textblob à des évaluations faites par des personnes. Cette validation vise à renforcer la qualité des résultats en mettant en relief l'évaluation humaine comme

contrepoids à celle de l'outil informatique (Mozetič *et al.*, 2016; Bojic *et al.*, 2025). Cela permettra de déterminer la capacité de Textblob à identifier correctement les commentaires subjectifs et les commentaires objectifs. Cette étape vise à démontrer que TextBlob ne se contente pas d'une approche théorique, mais qu'il est réellement en mesure de reproduire de manière satisfaisante le jugement humain lors de la classification de la subjectivité des commentaires.

La première étape de ce processus de validation consiste à choisir un échantillon représentatif de commentaires. 100 commentaires ont été choisis de manière aléatoire à partir de la catégorie de produits *Tools and Home Improvement*. Seulement 100 commentaires ont été choisis en raison du budget limité du chercheur. La sélection aléatoire permet de faire en sorte que l'échantillon retenu soit un reflet fidèle des commentaires présents dans l'ensemble des données textuelles. L'échantillonnage est basé sur un niveau de confiance de 95 % avec également une marge d'erreur de 10 % (Survey Random Sample Calculator, CustomInsight, 2024). Une fois obtenu, cet échantillon de 100 commentaires est traité par l'outil TextBlob, dont 65 % se sont révélés subjectifs et 35 % objectifs. L'outil va accorder un score de subjectivité à chacun des commentaires. Les résultats de cette classification sont inscrits dans un fichier afin de les comparer ultérieurement à ceux des résultats de l'évaluation humaine.

Tableau 4.2 - Extrait des 100 commentaires retenus et de leur classification par TextBlob

| reviewText                                                                     | subjectivity_score | label_subj | label_obj |
|--------------------------------------------------------------------------------|--------------------|------------|-----------|
| perfect for reading without disturbing anyone else with light                  | 0,83               | 1          | 0         |
| Adjustable brightness and flexible cord                                        | 0,00               | 0          | 1         |
| Very good value for a book light.                                              | 0,74               | 1          | 0         |
| Bought to replace bulb in my Rec Tech grill. Works great. What a deal!!        | 0,75               | 1          | 0         |
| So far these LED bulbs are great.                                              | 0,88               | 1          | 0         |
| It lights up as it's supposed to.                                              | 0,00               | 0          | 1         |
| none have burned out.                                                          | 0,00               | 0          | 1         |
| Love it. I read with it at night. Does not disturb anybody else from sleeping. | 0,60               | 1          | 0         |
| Works as described.                                                            | 0,00               | 0          | 1         |
| product is as advertised                                                       | 0,00               | 0          | 1         |

Une fois l'échantillon sélectionné, l'étape suivante est le recrutement des participants humains. L'entreprise *Prolific* a été retenue pour effectuer la tâche de recrutement. Celle-ci est largement utilisée pour la recherche académique, car elle permet de trouver facilement des participants en ligne et surtout, parce qu'il est possible de les filtrer par profil. Pour les besoins de la recherche, l'anglais comme langue maternelle a été choisi pour s'assurer que les répondants maîtrisent bien la lecture des commentaires, puisque ceux-ci sont écrits en anglais. Les participants ont été choisis en fonction de leur pays d'origine. Puisque les données textuelles proviennent de la base de données *Amazon* pour les États-Unis, le pays d'origine pour les répondants est les États-Unis. En ayant un contrôle sur ces variables, soit la langue et le pays d'origine, cela vient réduire l'effet potentiel des facteurs externes, comme la culture ou les barrières linguistiques et limiter les erreurs de classification.

30 participants ont été sélectionnés ( $n=30$ ), ce nombre est suffisant puisqu'il permet d'obtenir une distribution normale selon le théorème central limite (Uttley, 2019). Les participants sont mandatés pour examiner manuellement les commentaires qui leur sont attribués. Ils ont reçu au préalable de l'étude une fiche descriptive leur expliquant la tâche de la classification des commentaires accompagnée d'un descriptif de ce qui constitue un commentaire objectif et un commentaire subjectif. Le temps imparti est de 60 minutes pour classer les commentaires. Pour éviter une fatigue cognitive des participants, l'échantillon a été réparti en trois lots constitués de 60 questions chacun. Les 30 participants ont été séparés en trois groupes de 10 participants: le groupe A devait classer les commentaires 1 à 60, le groupe B devait classer les commentaires de 21 à 80 et le groupe C devait classer les commentaires de 41 à 100.

En résumé, cette double analyse des commentaires, par l'outil informatique TextBlob et par des personnes, permet de déterminer la fiabilité de l'outil utilisé pour cette recherche. En procédant à une validation comparée de la subjectivité, cela vient confronter les résultats obtenus par TextBlob.

#### 4.5.4) Résultats de la classification humaine

L'évaluation de la concordance entre l'outil informatique TextBlob et la classification humaine a été complétée (St-Vincent Villeneuve, 2026). Les 100 commentaires ont été classifiés par

TextBlob et aussi par les répondants. Les résultats affichent une concordance de 64% entre les deux approches. Cette proportion permet d'affirmer que l'outil informatique capte partiellement la subjectivité et l'objectivité des commentaires. Si on ajoute les cas ambigus (5 - 5), ce qui représente 9 commentaires, la concordance atteint alors 73 %, ce qui soutient son utilisation.

De plus, la mesure de la cohérence entre les réponses des différents groupes a été analysée. Chaque groupe de répondants devait classer 60 commentaires. Il importe alors de mesurer le degré de consensus et de fiabilité entre les annotateurs humains. Pour cela, le coefficient kappa est retenu, puisqu'il permet de cerner le degré d'accord qui serait attribuable au hasard. Textblob a étiqueté sur un ensemble de 60 commentaires 37 comme subjectifs et 23 comme objectifs. La probabilité associée à la classe subjective est donc de  $37/60 = 0,617$ , tandis que celle de la classe objective est de  $23/60 = 0,383$ . Ensuite, le facteur hasard est obtenu en additionnant les probabilités carrées pour chacune des catégories:  $(0,617^2 + 0,383^2) = 0,381 + 0,147 = 0,528$ . Puis, le coefficient de Cohen est calculé par  $\kappa = (Po - Pe)/(1 - Pe)$ , soit  $\kappa = (0,867 - 0,528)/(1 - 0,528) = 0,339/0,472 \approx 0,72$ . Cette valeur révèle un degré d'accord dit substantiel entre les annotateurs humains. Par ailleurs, au terme de l'exercice, seulement 8 commentaires sont notés différemment selon les évaluateurs, offrant un taux de concordance de 52/60 ou 0,867. Ce niveau de divergence permet de considérer que la classification humaine de la subjectivité et de l'objectivité est relativement stable entre les différents groupes de participants.

Ces résultats permettent d'affirmer que la concordance entre l'outil informatique TextBlob et les participants humains est suffisante. Cela confère à la machine la capacité de saisir correctement les tendances de subjectivité et d'objectivité. Il est vrai qu'il existe une divergence entre la machine et l'humain, le caractère plus subtil de la subjectivité selon les contextes peut expliquer cette discordance. Cela dit, le faible taux de différence entre les groupes de répondants permet de constater que l'évaluation entre les humains est relativement stable. Ces résultats ajoutent ainsi de la pertinence quant à l'utilisation d'une approche mixte, combinant la machine et l'expertise humaine dans la tâche de la classification de la subjectivité des commentaires.

#### 4.5.5) Biais liés à l'utilisation de TextBlob pour l'annotation

L'utilisation de TextBlob pour attribuer des étiquettes de subjectivité peut entraîner un biais, car la variable cible dépend de la logique lexicale propre à cet outil. En effet, TextBlob accorde une grande importance aux marqueurs lexicaux explicites d'évaluation, ce qui pourrait sous-estimer les formes implicites, subtiles ou contextuelles de subjectivité. Ainsi, les étiquettes générées ne reflètent pas directement la subjectivité humaine, mais plutôt une version spécifique de celle-ci qui a été opérationnalisée. Cette démarche peut également favoriser certains algorithmes, en particulier ceux qui utilisent efficacement des représentations lexicales vectorisées, telles que TF-IDF, comme les SVM.

L'utilisation de TextBlob pour attribuer les étiquettes peut aussi affecter la répartition des catégories dans le corpus. En effet, les scores de subjectivité dépendent principalement d'indicateurs lexicaux clairs. Les commentaires qui expriment des opinions implicites ou intégrées à une description d'utilisation peuvent ainsi être classés comme étant objectifs. Ce mécanisme a la capacité de modifier la proportion de commentaires subjectifs et objectifs dans le corpus, ce qui influence la répartition des étiquettes utilisées pour l'apprentissage des modèles.

#### 4.6) Apprentissage et validation des modèles

L'entraînement des modèles d'apprentissage automatique supervisé est une étape incontournable pour que ceux-ci soient en mesure de généraliser leur conclusion de manière efficace sur de nouvelles données (Han *et al.*, 2022). Dans le contexte de la classification de la subjectivité des commentaires, cette phase permet de comprendre les relations dans les données textuelles et ainsi pouvoir à posteriori générer des prédictions plus juste sur de nouveaux cas non annotés.

Pour cette tâche, 150 000 commentaires sont utilisés, soit 15 000 par catégorie, sélectionnés séquentiellement. Ce volume de données a été déterminé puisqu'il correspond à plus de trois fois, en moyenne, le nombre de commentaires utilisés pour l'étape d'entraînement et de validation de la tâche de classification de commentaires dans le cadre d'études similaires. Il importe de souligner l'importance de la répartition des données pour assurer un apprentissage optimal des modèles. Les données de chacune des catégories sont séparées en deux lots de manière aléatoire, le premier correspond à 80% des données, soit 12 000 commentaires, et est attribué à la période

d'entraînement des modèles et le deuxième représentant 20% des données, soit 3000 commentaires, qui est alloué à la période de validation des modèles. Cela permet dans un premier temps l'optimisation progressive des paramètres des modèles lors de la période d'entraînement. L'optimisation est itérative, cette étape importante permet de réduire les erreurs tout en renforçant les prédictions. Dans un second temps, une fois la période d'entraînement complétée, l'évaluation des modèles est effectuée pour déterminer leur capacité à généraliser une classification sur de nouvelles données textuelles. Cette phase est également nécessaire puisqu'elle évalue les modèles sur des données qu'ils n'ont jamais analysées. En résumé, cette séparation des données entre la phase d'entraînement et la phase de test est primordiale. Si les mêmes données d'entraînement étaient également utilisées pour la validation des modèles, ceux-ci n'auraient qu'à simplement les mémoriser sans pour autant comprendre les relations des données textuelles, des mots et de la subjectivité. On s'assure ainsi que les modèles soient à même d'intégrer les règles générales devant s'appliquer à de nouveaux contextes. Par contre, il aurait été possible d'obtenir une prédiction plus robuste des performances en effectuant une validation croisée qui aurait segmenté les données plusieurs fois et répété l'entraînement et le test sur des ensembles de données différents. Par exemple, en entraînant le modèle avec cinq plis, les données sont divisées en cinq sous-ensembles distincts qui utilisent chaque pli comme jeu de test.

En ce qui concerne les hyperparamètres, d'abord, le modèle KNN a été paramétré avec  $k = 3$ . Ce choix reste assez classique et permet de garder un bon compromis : on capte les similarités locales sans trop lisser les décisions. Avec une valeur faible, les commentaires proches restent bien distingués. La distance euclidienne a été conservée (paramètre par défaut), car elle fonctionne bien avec des vecteurs numériques comme ceux issus du TF-IDF. Les voisins ont tous le même poids. Concrètement, les commentaires considérés comme similaires sont ceux dont les vecteurs TF-IDF sont proches, donc qui partagent des mots ou des structures comparables. Pour les SVM (implémentés via SVC dans scikit-learn), il s'agit d'un noyau linéaire (kernel = linear). Ce choix est adapté aux données textuelles vectorisées, qui sont souvent très dimensionnelles. Dans ce type d'espace, les classes deviennent généralement presque séparables de façon linéaire, donc un noyau plus complexe n'apporte pas forcément de gain. Le paramètre C a été fixé à 2. Avec une valeur plus élevée, le modèle cherche à corriger davantage d'erreurs, mais cela peut conduire à du surapprentissage. À l'inverse, une valeur plus faible simplifie la frontière au prix de

quelques erreurs. Le paramètre gamma est réglé sur auto, mais il joue peu de rôle ici puisque la séparation reste linéaire. Puis, le classificateur bayésien naïf repose directement sur les fréquences ou les poids des mots pour estimer les probabilités de classe. Les paramètres par défaut ont été conservés, notamment  $\alpha = 1.0$ , afin d'éviter les probabilités nulles pour les mots rares. Plusieurs variantes existent. Bernoulli ne considère que la présence ou l'absence des mots, tandis que Multinomial prend en compte leur fréquence. Cette dernière a été retenue, car elle est plus adaptée aux représentations TF-IDF. Ensuite, pour le réseau de neurones, un perceptron multicouche (MLP) a été utilisé, avec une seule couche cachée de 15 neurones. Ce choix permet de rester sur un modèle relativement simple, tout en captant des relations non linéaires entre les variables. En pratique, la classification repose surtout sur des combinaisons de caractéristiques, et pas uniquement sur leur effet pris séparément. Ajouter davantage de neurones aurait sans doute permis de mieux ajuster le modèle, mais avec un risque plus important de surapprentissage. À l'inverse, en réduire le nombre limite rapidement sa capacité. La fonction d'activation ReLU a été retenue, car elle reste simple à calculer et fonctionne bien dans ce type de configuration. L'optimiseur Adam est utilisé pendant l'entraînement pour ajuster automatiquement les poids et les biais du réseau. Le taux d'apprentissage est donc adapté au fur et à mesure. Le nombre maximal d'itérations est fixé à 200, ce qui correspond au nombre de passages sur les données. Cette valeur est généralement suffisante pour ce type de réseau. Lorsque l'erreur se stabilise, on considère que la convergence est atteinte. Les calculs reposent sur des opérations matricielles, réalisées avec NumPy, afin de traiter plusieurs neurones en parallèle. Le paramètre `random_state = 42` a été fixé pour garantir la reproductibilité. Cela est important pour les modèles comportant une part d'aléa, comme les réseaux neuronaux ou les forêts aléatoires. À l'inverse, des modèles comme SVM, NB ou KNN donnent toujours les mêmes résultats à données identiques. Enfin, RFC repose sur un ensemble de 20 arbres. Ce choix permet de bénéficier de l'effet d'ensemble tout en gardant un temps de calcul raisonnable. La décision finale est obtenue à partir de la moyenne des probabilités produites par les arbres. Le paramètre `max_depth` est laissé à None, ce qui laisse les arbres se développer tant que cela reste utile. Le paramètre `random_state = 42` est également utilisé pour contrôler l'aléa. Celui-ci intervient lors de l'échantillonnage des données et de la sélection des variables. À chaque division, un sous-ensemble de variables (ici les mots issus du TF-IDF) est choisi aléatoirement, ce qui permet de diversifier les arbres et d'améliorer la robustesse du modèle.

L'ensemble de l'expérience a été réalisé dans un environnement Jupyter Notebook avec Python 3.10. Pandas est utilisé pour manipuler les données, tandis que scikit-learn sert à la modélisation. Les textes sont transformés en vecteurs à l'aide de TF-IDF. TF correspond à la fréquence d'un mot dans un commentaire, et IDF à sa rareté dans le corpus. Leur produit permet de pondérer l'importance des termes. Cette représentation met en avant les mots les plus distinctifs, qu'ils soient subjectifs ou non.

#### 4.7) Évaluation des méthodes et sélection de la méthode la plus performante

La dernière section de la méthodologie de la recherche concerne l'évaluation des différents modèles d'apprentissage automatique supervisé pour le choix de la méthode la plus performante quant à la classification de la subjectivité des commentaires par catégories de produits. L'exactitude est la mesure de performance retenue comme indicateur clef pour la présente étude. Ce choix est légitime, puisque celle-ci est la métrique de référence dans les contextes de classification de données textuelles (Gope *et al.*, 2022; Haque *et al.*, 2018). Souvent nommée le *Hit rate*, elle propose une évaluation qui offre une justesse globale dans l'attribution des catégories de la classe subjective ou objective.

Après la sélection de la méthode la plus performante par catégorie grâce à l'indicateur de performance de l'exactitude, il reste à calculer le score de subjectivité par catégorie. La méthode retenue évalue alors un nouvel ensemble de 10 000 commentaires, choisis aléatoirement, par catégories de produits, pour un total de 100 000 commentaires analysés. Ceci permet de mesurer le degré de subjectivité et d'évaluer la possibilité d'établir un continuum pour chacune des catégories de produits choisies.

## **CHAPITRE V**

### **RÉSULTATS**

Cette étude s'inscrit dans une volonté d'améliorer la tâche de la classification de la subjectivité des commentaires. L'intention est de répondre à trois objectifs de recherche. Le premier objectif vise à établir une hiérarchisation des méthodes d'apprentissage automatique supervisé en fonction des catégories de produits étudiées. Le deuxième objectif est de vérifier s'il y a une variation de la performance des méthodes entre les différentes catégories de produits retenues, car les caractéristiques des données propres à chacune des catégories peuvent avoir un impact sur la performance. Enfin, le troisième objectif est de vérifier la possibilité d'établir un continuum de la subjectivité en fonction des catégories de produits. Une telle distribution des scores offrirait une base pour l'étude du comportement des consommateurs et de leurs modes d'expression selon les produits.

#### **5.1) Phase 1 – Résultats de l'entraînement et validation des méthodes**

Les cinq méthodes retenues pour la classification de la subjectivité des commentaires ont été évaluées quant à leur performance respective pour chacune des 10 catégories de produit choisies.

Tableau 5.1– Résultats des méthodes de classification sélectionnées sur l’ensemble de test

|                            | Machines à vecteurs de support (SVM) | Classificateur bayésien naïf (NB) | Réseaux de neurones artificiels (RNA) | Forêts aléatoires (RFC) | K plus proches voisins (KNN) |
|----------------------------|--------------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------------|-------------------------|------------------------------|
| Sports and Outdoors        | 0.8813                               | 0.6951                            | 0,8464                                | 0.7501                  | 0.7336                       |
| Tools and Home Improvement | 0.8870                               | 0.6774                            | 0.8560                                | 0.7111                  | 0.6976                       |
| Toys and Games             | 0.8767                               | 0.7520                            | 0,8214                                | 0.8030                  | 0.7981                       |
| Automotive                 | 0.8790                               | 0.7050                            | 0,8397                                | 0.6386                  | 0.6171                       |
| Pet Supplies               | 0.8657                               | 0.7180                            | 0,8351                                | 0.7164                  | 0.6900                       |
| Office Products            | 0.8643                               | 0.6787                            | 0,8394                                | 0.7364                  | 0.7277                       |
| Books                      | 0.8515                               | 0.6891                            | 0.7211                                | 0.7066                  | 0.6916                       |
| Clothing Shoes and Jewelry | 0.8645                               | 0.6821                            | 0.7631                                | 0.6771                  | 0.6521                       |
| Home and Kitchen           | 0.8590                               | 0.6876                            | 0.7461                                | 0.7066                  | 0.6901                       |
| Electronics                | 0.8182                               | 0.6736                            | 0.7291                                | 0.6526                  | 0.6366                       |

Pour la première catégorie de produits *Sports and Outdoors*, la méthode qui a atteint la plus haute exactitude est celle des machines à vecteurs de support avec un résultat de 0,8813 qui traduit la capacité du modèle à classer correctement plus de 88% des commentaires. Les réseaux de neurones suivent avec un score de 0,8464, ce qui confirme leur bonne capacité à classer les données textuelles de cette catégorie. Ensuite, ce sont les forêts aléatoires au troisième rang avec

une exactitude de 0,7501 signifiant que cette méthode a classifié correctement la subjectivité dans les trois quarts des cas. La méthode des  $K$  plus proches voisins a obtenu une note de 0,7336 et enfin, en dernière place, le classificateur bayésien naïf détient un score d'exactitude de 0,6951 pour cette catégorie donnée.

Pour la deuxième catégorie de produits *Tools and Home Improvement*, c'est encore une fois la méthode des machines à vecteurs de support qui obtient le score d'exactitude le plus élevé étant de 0,8870, ce qui est un résultat robuste quant à sa capacité à classer la subjectivité pour catégorie. Suit ensuite la méthode des réseaux de neurones, pour une seconde fois en deuxième position avec une performance de 0,8560 pour l'exactitude, ce qui démontre son efficacité à classer adéquatement les commentaires. En troisième position, la méthode des forêts aléatoires avec plus de 0,7111 et la méthode des  $K$  plus proches voisins avec un score de 0,69776, bien en deçà de la performance des deux premières méthodes. En dernière position le classificateur bayésien naïf affiche une performance de 0,6774, ce qui démontre sa difficulté à effectuer la tâche.

Pour la troisième catégorie de produits *Toys and Games*, c'est la même méthode qui trône en première place, soit les machines à vecteurs de support. Cette méthode a obtenu un score d'exactitude de 0,8767, ce qui confirme sa grande capacité à classer avec précision les commentaires de la base de données choisie. Ensuite, la méthode des réseaux de neurones artificiels suit encore de près avec un score de 0,8214, ce qui confirme leur capacité à effectuer la tâche également dans cette catégorie. En troisième position, la méthode des forêts aléatoires obtient une performance de 0,8030 et en quatrième position, la méthode des  $K$  plus proches voisins avec une exactitude obtenue de 0,7981. Enfin, le classificateur bayésien naïf se classe en dernière position avec un score de 0,7520 pour la classification de la subjectivité des commentaires.

Pour la quatrième catégorie de produits *Automotive*, les machines à vecteurs de support s'imposent encore une fois comme la meilleure méthode pour la classer de la subjectivité. Son score d'exactitude atteint est de 0,8790 pour cette catégorie. En deuxième position à nouveau, la méthode des réseaux de neurones artificiels avec une performance qui atteint 0,8397, ce qui démontre son efficacité pour la catégorie donnée. Pour la première fois vient en troisième

position le classificateur bayésien naïf avec une exactitude de 0,7050, ce qui démontre une plus grande facilité à classifier les commentaires de cette catégorie. Ensuite vient la méthode des forêts aléatoires avec un score largement en dessous à 0,6386, se traduisant par sa difficulté à bien interpréter les structures des données textuelles pour cette catégorie. Enfin, pour la première fois en dernière position se situe la méthode des  $K$  plus proches voisins avec un score de 0,6171, qui témoigne de sa faible performance pour cette catégorie de produits.

Pour la cinquième catégorie de produits *Pet Supplies*, la méthode des machines à vecteurs de support remporte encore la première position du palmarès des méthodes d'apprentissage automatique supervisé utilisé pour cette recherche. Son score de 0,8657 démontre sa précision quant à la classification des commentaires pour cette catégorie. En deuxième position, encore une fois, on retrouve la méthode des réseaux de neurones artificiels avec un pointage de 0,8351, assez proche de la performance de la première méthode. Le classificateur bayésien naïf obtient cette fois-ci la troisième place avec un score d'exactitude de 0,7180. La méthode des forêts aléatoires est très proche avec un résultat de 0,7164, ce qui lui octroie la quatrième position. Enfin, la méthode des  $K$  plus proches voisins atteint une performance plus modeste à 0,6900, ce qui témoigne de sa plus grande difficulté à classifier la subjectivité pour cette catégorie donnée.

Pour la sixième catégorie de produits *Office Products*, la méthode des machines à vecteurs de support est encore à la première position avec un score d'exactitude de 0,8643, démontrant une nouvelle fois sa capacité à classer précisément les commentaires. La deuxième position revient à nouveau à la méthode des réseaux de neurones artificiels avec un score d'exactitude de 0,8394. En troisième position, on retrouve la méthode des forêts aléatoires, bien en dessous des deux premières avec un score d'exactitude de 0,7364. Suit de près la méthode des  $K$  plus proches voisins avec une performance de 0,7277. Puis enfin, le classificateur bayésien naïf est en dernière position avec une exactitude de 0,6787, ce qui démontre ses limites par rapport aux autres méthodes choisies quant à la précision de la classification pour cette catégorie.

Pour la septième catégorie *Books*, la première position revient une nouvelle fois à la méthode des machines à vecteurs de support ayant obtenu une exactitude de 0,8515, ce qui témoigne de sa capacité à bien performer pour cette catégorie donnée. En deuxième position, bien en dessous de la performance de la première méthode se trouve la méthode des réseaux de neurones artificiels

ayant obtenu un score de 0,7211. En troisième position vient la méthode des forêts aléatoires avec une exactitude de 0,7068. Tout près, en quatrième position, vient la méthode des  $K$  plus proches voisins avec un score de 0,6916 et enfin, le classificateur bayésien naïf avec un résultat de 0,6891. Ces informations révèlent que, sur les 5 méthodes retenues, 4 d'entre elles ont été beaucoup moins efficaces pour cette catégorie de produits.

Pour la huitième catégorie de produits *Clothing, Shoes and Jewelry*, c'est la méthode des machines à vecteurs de support qui a dominé le palmarès avec un score d'exactitude de 0,8645, ce qui reflète sa grande habileté à classer de manière juste la subjectivité des commentaires. Avec plus de 10 points de pourcentage d'écart arrive en deuxième position la méthode des réseaux de neurones artificiels avec un score d'exactitude de 0,7631. Encore avec un peu moins de 10 points de pourcentage d'écart face à la deuxième place, arrive en troisième place le classificateur bayésien naïf avec une performance de 0,6821. Tout près suit en quatrième position la méthode des forêts aléatoires avec un score d'exactitude de 0,6771. En dernière position arrive la méthode des  $K$  plus proches voisins avec une exactitude de 0,6521, ce qui démontre sa plus faible capacité à bien classer la subjectivité des commentaires à travers cette catégorie de produits.

Pour la neuvième catégorie de produits, *Homes and Kitchen*, la méthode des machines à vecteurs de support obtiennent pour une neuvième fois la première place avec un score d'exactitude de 0,8590, ce qui affiche encore sa forte capacité à bien classer la subjectivité dans les données textuelles de la base de données retenue. En deuxième place, bien en dessous de la première, la méthode des réseaux de neurones artificiels, avec un score de 0,7461. En troisième place se trouve la méthode des forêts aléatoires avec un score d'exactitude de 0,7068, puis la méthode des  $K$  plus proches voisins avec un score de 0,6901 et enfin en dernière position le classificateur bayésien naïf avec une exactitude de 0,6876, soit près de 17 points de pourcentage d'écart entre la première et la dernière méthode, ce qui démontre une forte variation de performance quant à la tâche donnée pour cette catégorie.

Pour la dixième et dernière catégorie de produits *Electronics*, la méthode qui détient la première place est à nouveau les machines à vecteurs de support avec une exactitude de 0,8182. Suit ensuite la méthode des réseaux de neurones artificiels avec un score de 0,7291, encore bien en deçà de la première méthode d'apprentissage automatique supervisé. La troisième position est le

classificateur bayésien naïf avec une exactitude de 0,6736, puis la méthode des forêts aléatoires avec un score de 0,6526 et enfin en dernière position, la méthode des  $K$  plus proches voisins avec un résultat de 0,6366 pour cette catégorie de produits.

D'après ces résultats, les machines à vecteurs de support seraient la méthode la plus performante quant à l'exactitude pour la classification de la subjectivité des catégories de produits étudiées. Cette méthode a été la plus performante et ce, pour chacune des 10 catégories de produits retenues. Cela témoigne de sa capacité à bien capter les différentes relations entre les données textuelles, autant pour des catégories avec un plus grand niveau de technicité, comme l'électronique ou l'automobile, que pour des catégories à contenu plus personnel, comme les vêtements ou les bijoux. La supériorité de cette méthode dans toutes les catégories s'explique entre autres par sa capacité à classer dans un espace à haute dimension, ce qui est particulièrement important dans un contexte de classification de données textuelles où il existe une multitude de caractéristiques dans les données. Cette première étape permet de considérer comme atteint le premier objectif de la recherche, soit de hiérarchiser les méthodes d'apprentissage automatique supervisé en fonction des catégories de produits étudiées.

Il serait par ailleurs pertinent de relativiser la performance et de préciser l'exactitude d'un classificateur qui ne ferait que prédire la classe majoritaire. Par exemple, pour la catégorie Tools and Home Improvement, l'estimation de la répartition des classes s'est basée sur un échantillon aléatoire de 100 commentaires, avec une proportion de 65 % de commentaires subjectifs. Un classificateur simple qui prédirait systématiquement la classe majoritaire aurait donc un score d'exactitude de 65%. Les modèles évalués surpassent cette référence. Dans les résultats, SVM atteint 88,7 %, les réseaux de neurones 85,6 %, puis les forêts aléatoires 71,1 %, KNN 69,8 % et enfin le classificateur bayésien naïf 67,7 %. À noter aussi qu'en considérant l'ensemble des commentaires de la catégorie, un classificateur basé uniquement sur la classe majoritaire aurait atteint environ 89,26 %. Cela étant dit, l'objectif ici n'était pas d'identifier la méthode la plus performante, mais plutôt de comparer les approches entre elles.

Le deuxième objectif était de déterminer si la performance des méthodes évaluées variait en fonction des catégories de produits étudiées.

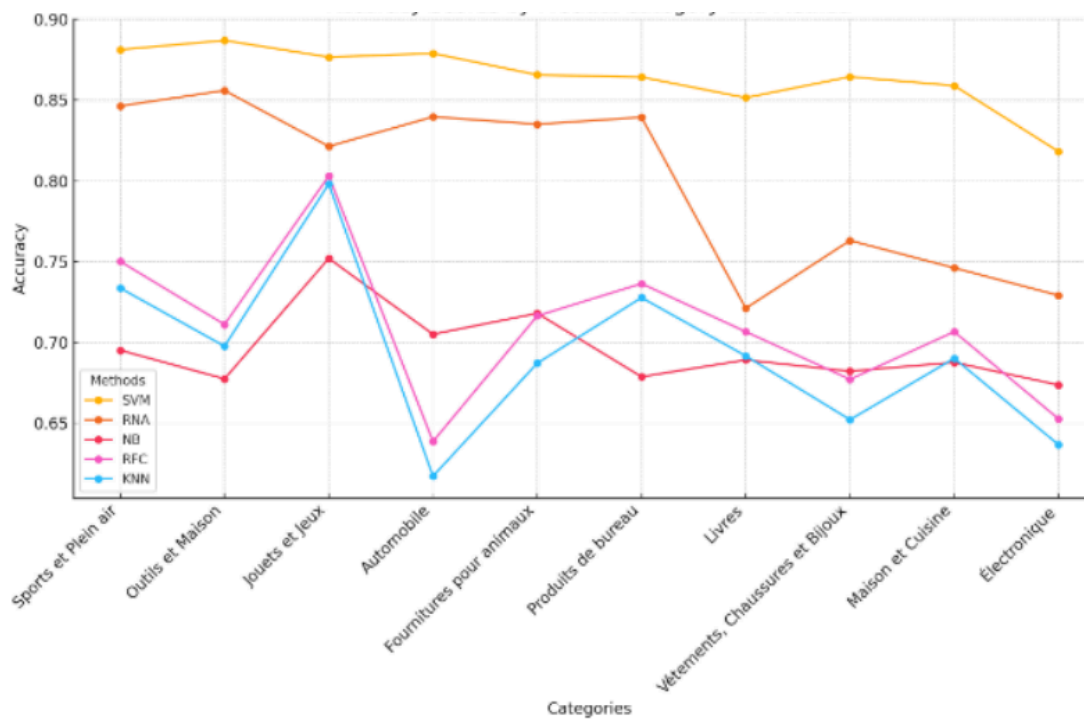


Figure 5.1 – Comparaison des scores d’exactitude des méthodes par catégorie de produits

L’analyse des résultats obtenus permet de comparer la performance de chacune des 5 méthodes retenues, et ce, pour les 10 catégories de produits choisies. La première méthode, les machines à vecteurs de support, a obtenu les meilleurs résultats pour toutes les catégories de produits. Le score d’exactitude le plus élevé est celui de la catégorie *Tools and Home Improvement* avec un résultat de 0,8870. En contrepartie, sa performance la plus faible est de 0,8182 pour la catégorie de produits *Electronics*. Il s’avère que, parmi les 10 catégories de produits pour la tâche de la classification de la subjectivité des commentaires, l’écart entre la meilleure et la plus basse performance quant à l’exactitude est de 0,0688. Cet écart est le plus faible de tous les écarts observés parmi les cinq méthodes retenues. Sa performance permet de conclure à une très faible variation entre les catégories de produits pour cette méthode. Ces résultats démontrent que les machines à vecteurs de support offrent une performance stable et élevée dans cette tâche donnée, même lorsque les données ont des contextes différents, comme les catégories de produits.

La deuxième méthode, le classificateur bayésien naïf, a obtenu sa meilleure performance dans la catégorie *Books* avec un score d'exactitude de 0,7520. En revanche, sa performance la moins élevée a été pour la catégorie de produits *Electronics* avec un résultat de 0,6736. La variation de la performance pour cette méthode s'établit à un écart de 0,0784. Des 5 méthodes observées, il s'agit de celle où l'écart entre ses deux extrêmes est le deuxième plus faible, à moins de 0,0096 d'écart avec la première place, ce qui témoigne également de sa grande stabilité de performance entre les différentes catégories de produits sélectionnées pour cette étude. Au demeurant, ces scores demeurent somme toute inférieurs à des méthodes plus robustes, comme les machines à vecteurs, ce qui permet de déterminer entre autres que l'hypothèse d'indépendance conditionnelle n'est que très rarement vraie en raison des corrélations générales entre les mots d'un même commentaire.

La troisième méthode, les réseaux de neurones artificiels, ont obtenu leur meilleur score d'exactitude pour la catégorie de produits *Tools and Home Improvement* avec une performance de 0,8560. À l'inverse, la catégorie avec le score le plus faible est *Books* avec une performance de 0,7211. L'écart entre ces deux catégories est de 0,1349. Cela permet d'avancer que cette méthode peut être performante dans une catégorie donnée, mais plus sensible aux variations linguistiques dans une autre.

La quatrième méthode, les forêts aléatoires, a obtenu sa meilleure performance sur la catégorie de produits *Toys and Games* avec un score de 0,8030. Cependant, son exactitude la moins élevée a été de 0,6386 pour la catégorie de produits *Automotive*. Cette variation maximale est de l'ordre de 0,1644 entre les catégories de produits, ce qui permet d'avancer que cette méthode est également sensible quant à la structure des données textuelles dans les catégories de produits étudiées et fait varier considérablement son efficacité en fonction du contexte donné.

La cinquième et dernière méthode, la méthode des  $K$  plus proches voisins, a démontré que l'exactitude de la classification de la subjectivité des commentaires est de 0,7981 pour la catégorie *Toys and Games*. Néanmoins, la catégorie *Automotive* a affiché la plus petite performance avec un score d'exactitude de 0,6171. Son écart entre ses deux extrêmes est de 0,1810, ce qui fait de cette méthode celle ayant le plus grand écart de toutes les méthodes étudiées et, par conséquent, elle est plus sensible aux variations linguistiques que les autres.

À la lumière de ces résultats comparatifs entre les écarts de performances des extrêmes pour chacune des méthodes choisies, il est maintenant possible de répondre au deuxième objectif de la recherche en avançant que la performance des méthodes varie en fonction des catégories de produits étudiées. Certaines méthodes ne varient pas dans la même proportion que d'autres. L'écart est de 0,0688 pour les machines à vecteurs de support entre ses deux extrêmes. D'autres méthodes, comme les forêts aléatoires présentent un écart plus important à la hauteur de 0,1644 ou bien la méthode des  $K$  plus proches voisins avec un écart de 0,1810. Ces éléments viennent confirmer que le choix du modèle doit tenir compte du contexte, dans ce cas-ci les catégories de produits, puisqu'il existe une variation dans la performance des méthodes.

## 5.2) Phase 2 – Application à grande échelle de la méthode retenue

Cette deuxième phase permet de répondre au troisième objectif de la recherche, soit d'évaluer la possibilité d'établir un continuum de la subjectivité par catégorie de produits.

Tableau 5.2– Répartition de la subjectivité des commentaires par catégorie de produits

|   | paths                                             | Subjectif Over all<br>examples(commentaires) | Objectif over all<br>examples(commentaires) |
|---|---------------------------------------------------|----------------------------------------------|---------------------------------------------|
| 0 | C:/Data/Amazon/Sports_and_Outdoors.json.gz        | 8711.0                                       | 1289.0                                      |
| 1 | C:/Data/Amazon/Tools_and_Home_Improvement.json.gz | 8926.0                                       | 1074.0                                      |
| 2 | C:/Data/Amazon/Toys_and_Games.json.gz             | 8616.0                                       | 1384.0                                      |
| 3 | C:/Data/Amazon/Automotive.json.gz                 | 8476.0                                       | 1524.0                                      |
| 4 | C:/Data/Amazon/Pet_Supplies.json.gz               | 8611.0                                       | 1389.0                                      |
| 5 | C:/Data/Amazon/Office_Products.json.gz            | 8616.0                                       | 1384.0                                      |
| 6 | C:/Data/Amazon/Clothing_Shoes_and_Jewelry.json.gz | 8646.0                                       | 1354.0                                      |
| 7 | C:/Data/Amazon/Home_and_Kitchen.json.gz           | 8591.0                                       | 1409.0                                      |
| 8 | C:/Data/Amazon/Books.json.gz                      | 8516.0                                       | 1484.0                                      |
| 9 | C:/Data/Amazon/Electronics_5.json.gz              | 8466.0                                       | 1534.0                                      |

L'évaluation de la subjectivité des commentaires a permis d'établir la proportion de commentaires qui sont composés majoritairement d'opinions personnelles, de jugements et d'émotions, mais également la proportion des commentaires qui repose plutôt sur des éléments factuels. Pour les 10 000 commentaires étudiés de la première catégorie de produits *Sports and Outdoors*, 8 711 commentaires sont subjectifs et 1 289 commentaires sont objectifs. La deuxième catégorie de produits *Tools and Home Improvement*, des 10 000 commentaires étudiés, 8 926

commentaires sont subjectifs et 1 074 commentaires sont objectifs. La troisième catégorie de produits *Toys and Games*, des 10 000 commentaires étudiés, 8 616 commentaires sont subjectifs et 1 384 commentaires sont objectifs. La quatrième catégorie de produits *Automotive*, des 10 000 commentaires étudiés, 8 476 commentaires sont subjectifs et 1 524 commentaires sont objectifs. La cinquième catégorie de produits *Pet Supplies*, des 10 000 commentaires étudiés, 8 611 commentaires sont subjectifs et 1 389 commentaires sont objectifs. La sixième catégorie de produits *Office Products*, des 10 000 commentaires étudiés, 8 616 commentaires sont subjectifs et 1 384 commentaires sont objectifs. La septième catégorie de produits *Clothing Shoes and Jewelry*, des 10 000 commentaires étudiés, 8 646 commentaires sont subjectifs et 1 354 commentaires sont objectifs. La huitième catégorie de produits *Home and Kitchen*, des 10 000 commentaires étudiés, 8 591 commentaires sont subjectifs et 1 409 commentaires sont objectifs. La neuvième catégorie de produits *Books*, des 10 000 commentaires étudiés, 8 516 commentaires sont subjectifs et 1 484 commentaires sont objectifs. La dixième catégorie de produits *Electronics*, des 10 000 commentaires étudiés, 8 466 commentaires sont subjectifs et 1 534 commentaires sont objectifs.

L'analyse des 100 000 commentaires a démontré que les commentaires sont majoritairement subjectifs et ce, peu importe la catégorie étudiée. La catégorie ayant la plus forte subjectivité est *Tools and Home Improvement* avec plus de 8 926 commentaires subjectifs et 1 074 commentaires objectifs. La catégorie de produits *Electronics* est celle dont la subjectivité est la moins élevée parmi les catégories retenues, soit 8 466 commentaires subjectifs et 1 534 objectifs. Malgré tout, son degré de subjectivité est très élevé, avec plus de 84% des données analysées. L'application d'un test du chi-carré ( $X^2$ ) d'indépendance sur les dix catégories de produits montre une différence statistiquement significative dans la proportion de commentaires subjectifs ( $X^2 = 133.25$ ,  $df = 9$ ,  $p < 0.001$ ). Cependant, la taille de l'effet, mesurée par le coefficient de Cramér, reste très faible ( $V \approx 0.04$ ), ce qui suggère que l'impact de la catégorie sur la subjectivité reste limité. Avec ces informations, il est maintenant possible de construire un continuum de la subjectivité à partir des catégories de produits. Bien que l'ensemble des catégories présente une forte subjectivité, il existe un écart de 0,046 entre les deux extrêmes.

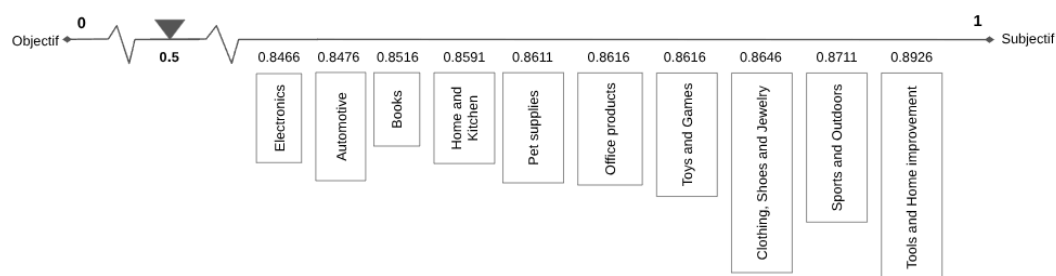


Figure 5.2 – Continuum de la subjectivité selon les catégories de produits

En résumé, cette deuxième phase de la recherche a permis de répondre au troisième objectif de la recherche en élaborant un continuum de subjectivité selon les catégories de produits. L'analyse de plus de 100 000 commentaires sur dix catégories de produits a démontré une variation de la subjectivité en fonction de la catégorie de produits. Malgré la prédominance de la subjectivité pour chacune des catégories de produits, il est possible de situer chacune d'elles sur le continuum, la catégorie *Electronics* affiche un taux de 84.66% de subjectivité et à l'autre extrémité se trouve la catégorie *Tools and Home Improvement* avec un taux de 89.26% de subjectivité. Ce continuum constitue une base pour de futures recherches sur d'autres catégories de produits.

## **CHAPITRE VI**

### **CONTRIBUTIONS DE LA RECHERCHE**

La littérature scientifique comporte des lacunes en ce qui a trait à la classification des commentaires, auxquelles la présente recherche a cherché à apporter des réponses. D'abord, il n'y a pas de consensus quant à la meilleure méthode d'apprentissage automatique supervisé à choisir pour la tâche de classification des commentaires. Différentes études récentes arrivent à des conclusions différentes quant à la méthode à privilégier. De plus, les catégories de produits ne sont que très peu étudiées, la plupart des études passées reposant sur un petit nombre de catégories pour la tâche de classification des commentaires. Puisque les catégories de produits représentent des contextes différents, la structure des mots, le lexique ou expressions propres à chacun d'eux pourrait influencer la performance des méthodes. Par ailleurs, la subjectivité n'est que très peu relevée dans l'analyse des sentiments des commentaires, la plupart des recherches ne retiennent que la polarité des commentaires. Pourtant, la subjectivité offre une approche différente pour étudier l'expression des consommateurs livrant des opinions personnelles ou jugements à l'inverse des commentaires objectifs basés sur des éléments factuels.

La recherche apporte plusieurs contributions autant dans le domaine théorique que pour la pratique dans les organisations. Cette étude vient enrichir la compréhension du consommateur par l'entremise des commentaires. Elle confirme le potentiel du domaine du forage d'opinion pour la classification de la subjectivité des commentaires, puisqu'il serait inconcevable de classer une telle quantité de données textuelles manuellement. L'étude innove en adoptant une perspective informatique-cognitive en ayant d'abord étudié la performance des méthodes d'apprentissage automatique supervisé pour l'élaboration d'une approche dans la sélection de la méthode informatique optimale. La tâche de la classification de la subjectivité en fonction des catégories de produits a permis de mettre en lumière le degré de subjectivité des commentaires et de mettre de l'avant l'expression des consommateurs, à travers cette activité cognitive, c'est-à-dire dans l'organisation, mais aussi dans l'utilisation de mots pour la composition du message.

Les contributions sont d'abord de nature informatique par l'élaboration d'une méthodologie dans le choix d'une méthode informatique pour une tâche donnée, mais aussi dans l'analyse de la

variation des performances des méthodes. À noter par ailleurs que les ressources lexicales et les ensembles de données textuelles peuvent comporter des biais linguistiques qui peuvent influencer l'identification de la subjectivité. De plus, tout modèle d'apprentissage automatique court le risque de surapprentissage, même si l'utilisation d'une division entraînement/test (80/20) contribue à atténuer ce phénomène. Enfin, les performances des modèles peuvent varier selon la catégorie de produit ou le style d'écriture des commentaires, ce qui soulève des questions d'équité dans l'analyse automatique du langage. Les SVM sont les algorithmes qui obtiennent les meilleurs résultats dans toutes les catégories. Ils excellent dans l'analyse de données textuelles transformées en vecteurs de mots grâce à la méthode TF-IDF. Cela peut leur conférer un avantage dans ce type d'analyse. En effet, les données textuelles vectorisées contiennent un très grand nombre de variables (chaque mot devenant une dimension). Les SVM sont très performants dans des espaces à hautes dimensions, car ils cherchent la séparation optimale entre les classes. Les SVM s'efforcent d'optimiser l'écart entre les catégories, soit la différence entre les commentaires subjectifs et objectifs. Cette caractéristique permet généralement une bonne capacité de généralisation, même avec des ensembles de données volumineux et complexes. Le classificateur bayésien naïf, qui s'appuie principalement sur la fréquence des mots dans les commentaires, montre des résultats moins satisfaisants. En effet, il peut être moins efficace lorsque le langage est plus diversifié ou lorsque les mots sont utilisés dans des contextes différents. Les réseaux neuronaux sont également très performants. Ils sont en mesure d'analyser des liens plus subtils entre les termes, ce qui peut se révéler utile lorsque les commentaires comportent des tournures de phrase plus élaborées. Ils ne se contentent pas d'étudier les mots isolément, mais également les enchaînements et les schémas dans le texte. Les forêts aléatoires produisent des résultats intermédiaires. Cette méthode combine plusieurs arbres de décision pour renforcer la fiabilité des prévisions, mais elle peut s'avérer moins efficace lorsque les données textuelles comportent un grand nombre de variables. Les données TF-IDF peuvent compter des milliers de variables, chaque mot du vocabulaire constituant une variable distincte. En présence de telles circonstances, les arbres de décision peuvent éprouver des difficultés à déterminer les variables les plus importantes. Ils doivent analyser un grand nombre de mots possibles pour élaborer leurs règles de prise de décision. La méthode KNN obtient des résultats moins bons dans plusieurs catégories. Cette méthode compare les commentaires entre eux pour en trouver les plus similaires. Cependant, lorsque les textes sont fortement divergents ou composés d'un grand nombre de

termes, cette comparaison peut perdre en précision. Chaque commentaire est représenté par un très grand nombre de variables, qui correspondent aux mots du vocabulaire. Cela engendre un espace à des milliers de dimensions, où les commentaires ont tendance à se disperser. La plupart des échanges ne partagent que quelques mots en commun, ce qui rend la mesure de leur distance moins significative.

Puis, la contribution cognitive se situe dans la création d'un continuum de subjectivité pour mieux comprendre l'importance des catégories de produits dans l'analyse de leurs commentaires. Elle apporte une contribution importante pour les praticiens dans l'utilisation des commentaires pour le marketing et la gestion des commentaires des clients. Les conclusions se doivent d'être considérées avec circonspection concernant leur contribution cognitive et doivent être vues plutôt comme une interprétation possible que comme une explication démontrée. Elles ne permettent pas de prouver formellement les mécanismes cognitifs à l'origine de la génération de commentaires, mais peuvent plutôt être considérées comme des indices cohérents de l'expression de jugements et d'expériences dans le langage.

## 6.1 ) Élaboration d'une approche méthodologique

La première contribution de la recherche est l'élaboration d'une approche méthodologique dans le choix de la méthode d'apprentissage automatique supervisé en fonction de la catégorie de produits (St-Vincent Villeneuve *et al.*, 2023). L'étude a comparé cinq méthodes d'apprentissage automatique supervisé pour la classification de la subjectivité des commentaires, soit les machines à vecteurs de support, le classificateur bayésien naïf, les réseaux de neurones artificiels, les forêts aléatoires et la méthode des  $K$  plus proches voisins. La tâche de classification a été faite sur 10 catégories de produits de la base de données *Amazon Product Reviews*. Cette approche par catégories de produits a permis d'évaluer la performance des cinq méthodes pour chacune des catégories prise individuellement et les résultats ont démontré que ce sont les machines à vecteurs de support qui ont offert la plus grande performance quant à l'exactitude, c'est-à-dire la capacité du modèle à classer de manière adéquate les commentaires.

Cette contribution n'est pas une comparaison statistique simpliste, mais plutôt une intégration d'une approche contextuelle, dans ce cas-ci les catégories de produits, dans l'évaluation des

méthodes d'apprentissage machine. Cette méthode prend en compte les aspects linguistiques, mais également sémantiques dans chacune des catégories de produits étudiées. Dans cette optique, l'approche adoptée permet de choisir la méthode la plus performante pour chacune des catégories ayant leur propre vocabulaire et nuance dans les commentaires. Par exemple, il peut s'agir de la qualité de l'appareil photo pour la catégorie *Electronics*, ou bien la brillance des pierres précieuses dans la catégorie *Clothing Shoes and Jewelry*. Cette contribution est pertinente à la fois pour les chercheurs en forage d'opinions et pour les organisations qui souhaitent améliorer la prédiction des modèles à partir de données textuelles. Elle est plus fine dans son approche que de simplement opter pour une approche générale nonobstant du contexte donné. La méthodologie proposée vise donc à faciliter le choix de techniques d'apprentissage automatique supervisé en fonction du contexte des données, en l'occurrence les commentaires en fonction des catégories de produits. L'impact de ces caractéristiques linguistiques différenciées est mis en évidence par la performance des algorithmes sélectionnés. La méthodologie pourrait être utilisée dans d'autres contextes du forage d'opinions, car la méthode de comparaison de plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique en fonction du contexte des données peut être appliquée à d'autres domaines. Par exemple, pour des commentaires sur l'hébergement hôtelier, des services éducatifs, tels que des cours en ligne, ou encore des services publics et gouvernementaux.

## 6.2) Variation de la précision des méthodes selon les catégories de produits

Un apport de cette recherche est la démonstration empirique de la variation de l'exactitude des modèles dans la classification de la subjectivité des commentaires. L'analyse comparative de la performance des méthodes a démontré que l'exactitude des méthodes varie selon le contexte des données, soit les catégories de produits. Pour la même méthode, les machines à vecteurs de support, la plus grande différence d'exactitude entre deux catégories est 0,0688. Ensuite vient la méthode du classificateur bayésien naïf avec un écart de 0,0784. En troisième, la méthode des réseaux de neurones artificiels avec 0,1349 de points d'écart. En quatrième, la méthode des forêts aléatoires avec un écart de 0,1644. Enfin, la dernière méthode, les  $K$  plus proches voisins, obtiennent un écart de 0,1810. Ces variations dans la performance des mêmes méthodes pour les 10 catégories de produits démontrent empiriquement que la performance n'est pas la même en fonction du contexte, dans ce cas-ci, les catégories de produits. Cette contribution démontre que

les éléments lexicaux et la structure des commentaires ont une incidence directe sur la capacité des méthodes d'apprentissage automatique supervisé à généraliser de nouvelles données avec précision.

Les algorithmes fonctionnent différemment selon la catégorie des produits, car les commentaires ne mobilisent pas le même type de vocabulaire. Certaines catégories s'appuient sur un vocabulaire spécialisé, ordonné et parfois redondant, tandis que d'autres mobilisent un éventail d'expressions plus variées ou marquées d'émotions. Cette diversité linguistique affecte directement la capacité des modèles à distinguer les commentaires subjectifs des commentaires objectifs. Par exemple, pour illustrer ce phénomène, les SVM obtiennent des résultats élevés dans la catégorie Sports & Outdoors ( $\approx 0,88$ ), où le vocabulaire émotionnel est plus explicite et permet une bonne séparation des classes dans un espace TF-IDF de grande dimension. Cependant, dans la catégorie Electronics ( $\approx 0,81$ ), les commentaires mélangent souvent des faits techniques et des jugements, ce qui rend la limite entre subjectivité et objectivité plus floue et plus difficile à modéliser. Les réseaux de neurones fonctionnent bien dans Tools & Home Improvement ( $\approx 0,85$ ), où les commentaires sont courts et basés sur des structures linguistiques simples, ce qui facilite l'apprentissage de modèles récurrents. En revanche, dans la catégorie Books ( $\approx 0,72$ ), le langage est plus narratif, avec des métaphores et parfois de l'ironie, ce qui complique la détection de la subjectivité. Les forêts aléatoires offrent une bonne performance dans Toys & Games ( $\approx 0,80$ ), où les mots chargés d'émotion sont souvent directs et facilement saisis par les arbres de décision. En revanche, dans Automotive ( $\approx 0,63$ ), la présence dominante de jargon technique et le grand nombre de variables issues du TF-IDF entravent l'efficacité de ce type de modèle à haute dimension. Pour KNN, on observe des résultats supérieurs dans la catégorie Toys & Games ( $\approx 0,79$ ), où le vocabulaire est relativement homogène. Cela permet de mesurer plus efficacement les distances entre les commentaires et d'effectuer une classification fondée sur la similarité. En revanche, dans Automotive ( $\approx 0,61$ ), la diversité du vocabulaire technique entraîne des distances moins informatives et une baisse des performances. Enfin, le classificateur bayésien naïf s'avère efficace dans Toys & Games ( $\approx 0,75$ ), où certains mots sont fortement associés à la subjectivité, ce qui correspond bien à ses hypothèses probabilistes. Cependant, dans Electronics ( $\approx 0,67$ ), la combinaison de termes spécialisés et d'évaluations réduit l'efficacité du modèle, notamment en raison de l'hypothèse d'indépendance des mots.

Ainsi, en fonction de la manière dont les consommateurs s'expriment dans une catégorie de produits donnée, certains algorithmes semblent plus adaptés que d'autres pour détecter la subjectivité des commentaires. Cela met en évidence l'importance de tenir compte des particularités linguistiques propres au domaine lors du choix des modèles.

### 6.3) Continuum de la subjectivité par catégorie de produits

La production d'un commentaire est le fruit d'un processus cognitif dans lequel le consommateur va réfléchir, mais aussi organiser ses idées et les représenter avec des mots. La construction d'un continuum de la subjectivité des commentaires par catégorie de produits constitue une vue d'ensemble dans la manière dont l'expérience est traduite en mots. Justement, c'est à l'aide du langage qu'il est possible de décrire et partager ce qui nous entoure. Avec un spectre s'étendant de 84,66% de subjectivité pour la catégorie *Electronics* jusqu'à 89,26% pour la catégorie *Tools and Home Improvement*, l'importance de la subjectivité des consommateurs dans les commentaires est démontrée. L'ensemble des catégories étudiées affichent un taux fortement subjectif, ce qui constitue une contribution cognitive en démontrant empiriquement que la production de commentaires est majoritairement subjective à partir des catégories de produits retenues (St-Vincent Villeneuve, 2025). Cependant, il existe une variation du degré de subjectivité entre les produits, ce qui témoigne de l'influence du contexte. Les mots choisis et la structure des données textuelles diffèrent dans la rédaction des commentaires, ce qui établit une variation en fonction du contexte donné. Les commentaires dans la catégorie *Electronics* sont davantage basés sur des éléments plus factuels que ceux de la catégorie *Tools and Home Improvement* qui reflètent davantage des opinions, jugements et émotions. L'utilisation des mots, mais également le sens donné aux commentaires, va donc varier en fonction du contexte donné, soit les catégories de produits.

Il faudrait également interpréter la variation relativement faible dans le continuum de subjectivité avec prudence. Cette distribution relativement étroite peut refléter deux phénomènes possibles. D'abord, elle pourrait refléter une véritable caractéristique du discours des consommateurs dans les commentaires. En effet, ces commentaires ont tendance à intégrer des éléments à la fois descriptifs et évaluatifs, évitant ainsi de se situer à des extrêmes clairement subjectifs ou objectifs.

Il est également possible que la faible variation observée soit attribuable aux limites de la méthode lexicale utilisée pour détecter la subjectivité. Les approches lexicales peuvent avoir tendance à capter plus difficilement les expressions d'opinions implicites, ce qui peut entraîner une réduction de la dispersion des scores. Par conséquent, il est important de considérer les caractéristiques du discours analysé ainsi que les contraintes méthodologiques de l'outil utilisé lors de l'interprétation des résultats.

#### 6.4) Contributions pratiques pour les entreprises

En plus d'apporter des contributions au domaine de la recherche en informatique et en cognition, la présente étude vise également à offrir des outils utiles pour les entreprises. Le degré de subjectivité et le choix de la meilleure méthode d'apprentissage machine en fonction de la catégorie de produits permettent d'abord d'élargir la compréhension des retours clients, mais également de raffiner leur communication marketing et la conception des produits. Il s'agit d'un outil pour améliorer en continu les produits et pour engager la clientèle. Les contributions managériales qui découlent de l'étude doivent par ailleurs être abordées avec circonspection afin d'éviter toute surinterprétation des résultats. L'examen de la subjectivité des commentaires montre des tendances du comportement des consommateurs dans l'expression de leurs expériences et jugements, mais la subjectivité détectée ne peut pas être considérée comme un indicateur unique de satisfaction ou d'insatisfaction. Un commentaire subjectif peut témoigner d'une expérience positive, négative ou mitigée. De son côté, un commentaire formulé de manière plus objective peut également renfermer une évaluation implicite du produit. En définitive, il faut comprendre que la subjectivité est un aspect de l'expression des consommateurs, et non une mesure directe de la qualité perçue.

##### 6.4.1) Optimisation marketing selon la subjectivité des commentaires

Cette recherche a permis de démontrer le degré de subjectivité par catégorie de produits étudiée et d'établir les variations entre celles-ci. Les catégories comme *Tool and Home Improvement* ou bien *Sports and Outdoors* affichent une forte proportion subjective, puisque les commentaires s'articulent davantage autour d'opinions personnelles, de jugements ou d'émotions. Les entreprises qui font la vente de produits de sports et d'extérieurs ou de produits pour la maison et des outils auraient intérêt à mettre en lumière lors de leur campagne publicitaire des récits de

clients ou des éléments plus émotionnels pour consolider la dimension personnelle et émotionnelle entre le client et le produit. À l'inverse, les catégories de produits tels que *Electronics* ou *Automotive* pourraient tirer parti de ces informations pour construire une campagne publicitaire basée sur des éléments plus mesurables, comme la durée de la pile des produits électroniques ou l'autonomie de la voiture électrique. La communication sur ces éléments plus techniques viendrait davantage rejoindre le sens des commentaires exprimés par les consommateurs. Somme toute, la segmentation des campagnes publicitaires basée sur le degré de subjectivité des commentaires devrait tenir compte des retours clients.

#### 6.4.2) Optimisation produit par l'analyse des commentaires

L'analyse de la subjectivité des commentaires peut aider les organisations dans la conception et l'amélioration de leurs produits ou services. Dans les catégories avec une forte proportion de commentaires subjectifs, comme c'est le cas pour *Tool and Home Improvement* ou bien *Sports and Outdoors*, les commentaires s'articulent davantage autour d'éléments émotionnels, ce qui peut orienter les choix dans la conception même du produit. En revanche, les catégories comme celles de *Electronics* ou *Automotive* pourraient miser sur l'amélioration d'éléments plus techniques, comme la durabilité ou l'augmentation de l'autonomie de la pile. Les résultats suggèrent que les entreprises pourront être plus efficaces dans la détection des tendances subjectives ou objectives afin d'optimiser la conception de leurs produits.

## CONCLUSION GÉNÉRALE

Cette recherche doctorale s'est intéressée aux commentaires des consommateurs en ligne. Avec la place grandissante de ces commentaires et de leur impact pour les entreprises, l'apprentissage machine s'est révélé comme un outil indispensable pour l'analyse du contenu de l'expression des consommateurs. Dans le paysage numérique, des millions de commentaires sont disponibles sur différentes plateformes en ligne. Le domaine du forage d'opinions s'est imposé comme une référence pour l'extraction et la classification du contenu dans les commentaires. Plusieurs méthodes d'apprentissage automatique sont utilisées, les plus courantes pour la classification des commentaires sont les machines à vecteurs de support, le classificateur bayésien naïf, les réseaux de neurones artificiels, les forêts aléatoires et la méthode des  $K$  plus proches voisins.

La présente recherche visait à répondre à trois objectifs. Le premier objectif était l'élaboration d'une approche méthodologique dans le choix de la méthode d'apprentissage automatique supervisé la plus performante en fonction des catégories de produits. Le deuxième objectif était de vérifier la présence de variation de la performance de chacune des méthodes retenues en fonction des catégories de produits. Enfin, le troisième objectif était de vérifier l'existence d'un continuum du degré de subjectivité pour chacune des catégories de produits retenues.

Pour l'analyse de la subjectivité des commentaires par catégorie de produits, la base de données choisie fut *Amazon Product Reviews*. Plus de 150 000 commentaires ont été utilisés, 80 % pour l'entraînement et 20 % pour la validation des méthodes d'apprentissage machine. L'outil informatique TextBlob a été utilisé pour effectuer l'annotation des données d'entraînement. En plus, une validation comparative des annotations par une évaluation humaine a été menée. Cela a permis de déterminer que la machine et l'humain vont classer les commentaires subjectif et objectif à hauteur de 74% de concordance entre les réponses, ce qui vient légitimer le choix de l'outil pour la tâche de l'annotation.

Les catégories sélectionnées furent *Sports and Outdoors*, *Tools and Home Improvements*, *Toys and Games*, *Automotive*, *Pet Supplies*, *Office Products*, *Clothing Shoes and Jewelry*, *Home and Kitchen*, *Books* et *Electronics*. Une fois la méthode optimale déterminée pour chacune des

catégories de produits, plus de 100 000 commentaires, soit 10 000 commentaires par catégorie de produits, ont été analysés pour déterminer le degré de subjectivité pour chacune d'entre elles. Les machines à vecteurs de support ont été retenues pour effectuer la tâche. Les résultats ont démontré que l'ensemble des catégories sont subjectives, certaines affichant un degré plus fort, comme la catégorie *Tools and Home Improvement* à plus de 89,26 % de subjectivité. À l'inverse, la catégorie *Electronics* a affiché le plus bas taux à plus de 84,66 % de subjectivité, ce qui démontre une variation de la subjectivité en fonction de la catégorie de produit étudiée.

Les résultats de l'étude offrent plusieurs contributions théoriques et pratiques. Une première contribution est l'élaboration d'une approche méthodologique dans le choix d'une méthode d'apprentissage automatique supervisé qui permet aux chercheurs d'utiliser un cadre méthodologique efficace pour l'analyse des commentaires basé sur le contexte des catégories de produits. Le même cadre méthodologique pourra aider les chercheurs quant à leurs recherches sur la classification des commentaires sur d'autres catégories de produits. La deuxième contribution informatique a permis de démontrer empiriquement que la performance des méthodes d'apprentissage automatique supervisé peut varier en fonction des catégories de produits, ce qui permet aux chercheurs de nuancer leurs résultats en fonction de la catégorie de produits retenue. Puis, une troisième contribution, cette fois-ci en cognition, concerne la subjectivité par catégorie de produits. L'expression des commentaires est une activité cognitive, les consommateurs vont réfléchir, organiser puis traduire en mots leurs commentaires. Sachant que l'ensemble des catégories étudiées a affiché une forte proportion subjective, cela offre de nouvelles informations sur la compréhension du consommateur en ligne lorsqu'il partage ses commentaires. Un quatrième apport met l'accent sur la classification de la subjectivité des commentaires des clients en tant qu'outil pour les praticiens, notamment pour l'élaboration de stratégies marketing et l'optimisation de la conception des produits

### Limites de la recherche

Cette étude comporte des limites qui doivent être mentionnées. D'abord, il y a une source unique des données et une homogénéité culturelle et linguistique; des recherches futures pourront corriger cette lacune dans le domaine du forage d'opinion et dans la compréhension du consommateur en ligne.

### Limite liée à la source unique des données

Les résultats de cette recherche reposent uniquement sur la base de données *Amazon Product Reviews*. Malgré la crédibilité des données, le vaste ensemble de données avec plus de 233,1 millions de commentaires et la diversité des catégories de produits, il demeure que les commentaires qui ont été exploités proviennent de la même base de données. Même si ce corpus est vaste et fréquemment utilisé dans la recherche, la dépendance à une seule source peut restreindre la représentativité des résultats. Les styles d'écriture et les modes de comportement des utilisateurs pouvant différer d'une plateforme à l'autre, de futures études pourraient comparer plusieurs ensembles de données. Il est possible que les comportements diffèrent d'une plateforme en ligne à l'autre. Autrement dit, il est vraisemblable que les clients sur la plateforme *Amazon* s'expriment différemment que sur la plateforme de *Alibaba* ou bien de *Walmart*. Puisque les résultats obtenus sont liés à une seule base de données, il devient plus dangereux de généraliser ceux-ci à d'autres bases de données. En effet, le degré de subjectivité par catégories de produits pourrait également varier en fonction des différentes communautés en ligne. Il importe de relever cette limite pour mieux mesurer l'ampleur des résultats obtenus dans la compréhension du consommateur en ligne.

### Limite liée à la langue et à la culture

Une autre limite à mentionner concerne la culture. Puisque la base de données *Amazon Products Reviews* est basée sur des commentaires issus des États-Unis, cela limite la généralisation à d'autres régions du monde. Il convient de se demander si le degré de subjectivité peut varier dans d'autres pays, comme la Chine ou le Sénégal. En tenant compte uniquement de la culture américaine, il devient plus hardi d'étendre les résultats obtenus quant à l'expression du consommateur à travers le monde.

Un autre élément de cette même dimension qui doit être pris en considération est la langue anglaise américaine comme base pour l'analyse de la subjectivité des commentaires. Chacune des langues a ses propres caractéristiques et l'expression de la subjectivité pourrait varier d'une langue à l'autre. L'anglais américain a ses propres différences d'une région américaine à l'autre. Certaines langues pourraient nuancer l'expression de l'intensité émotionnelle ou offrir plus de

subtilité quant à l'expression des opinions personnelles. Le degré de subjectivité pourrait varier davantage en fonction des catégories de produits étudiées à partir de la langue des commentaires. Cette limite est importante à prendre en considération, puisque cela peut limiter la généralisation des résultats à d'autres langues et cultures.

## Recherches futures

Les limites mentionnées plus haut ouvrent la voie à de nouvelles recherches pour élargir la portée des résultats obtenus lors de la classification de la subjectivité des commentaires en fonction des catégories de produits à partir de la base de données *Amazon Product Reviews*. Cela offre des opportunités pour améliorer les résultats obtenus et permettre une généralisation plus robuste.

### Extension à des sources de données multiples et variées

Une des premières options à envisager pour les recherches futures serait l'application de l'analyse du degré de subjectivité par catégories de produits sur d'autres plateformes en ligne. Tester la méthodologie proposée pour évaluer la performance des méthodes sur d'autres plateformes proposant des catégories de produits pourrait vérifier si les machines à vecteurs de support sont toujours la méthode optimale pour la classification des commentaires. De plus, il serait possible de vérifier une nouvelle fois si la performance des méthodes choisies varie en fonction des catégories de produits. Cela viendrait appuyer davantage les conclusions que le contexte donné à une influence sur le degré de subjectivité des commentaires. Mais aussi, cela viendrait confirmer ou infirmer que les machines à vecteurs de support sont la meilleure méthode pour chacune des catégories de produits étudiées.

En diversifiant les sources de données, il serait possible d'obtenir une généralisation plus robuste des résultats, autant sur le choix de la méthode, la variation de la performance des méthodes par catégorie de produits, mais aussi le degré de subjectivité pour les catégories de produits retenues.

### Intégration du multilinguisme et des différences culturelles

Une autre recherche pourrait se concentrer sur l'intégration du multilinguisme dans l'analyse de la subjectivité des commentaires. L'étude s'est concentrée uniquement sur des commentaires en

langue anglaise américaine, ce qui limite l'étendue des résultats obtenus. Par exemple, pour la meilleure expérience d'un client sur la durée de la livraison d'un colis, il pourrait y avoir une différence en fonction de la langue. Le commentaire en anglais *The service was very slow* pourrait différer de celui utilisant la langue française *Le service était d'une lenteur insupportable*. Dans ces deux cas de figure, celui en français contient une plus forte expression émotionnelle, donc aurait un degré de subjectivité plus fort que celui rédigé en anglais. Cet exemple démontre qu'il est possible que certaines langues offrent plus de tonalités expressives que d'autres ou bien que les opinions personnelles soient plus présentes. Les différences linguistiques méritent de creuser davantage la question pour valider le degré de subjectivité par catégorie de produits.

En plus de la langue, il serait pertinent d'évaluer la subjectivité des commentaires dans différentes régions du monde. Cette analyse supplémentaire pourrait enrichir la perspective sur la variation de la subjectivité par catégories de produits. Au-delà de la langue, il existe des disparités en fonction des régions du monde. Par exemple au Québec, les commentaires en français peuvent être différents des commentaires en France et en Afrique. Pourtant, il s'agit de la même langue, le français. Le commentaire au Québec sur un produit donné pourrait être *Ce livre est tellement bon, j'en reviens pas!* tandis que le même commentaire en France pourrait être *La lecture de cet excellent livre m'a renversé!*. Ces nuances linguistiques en fonction de la région peuvent influencer le degré de subjectivité et offrir une voie intéressante pour une recherche future dans cette direction.

#### Exploration de nouvelles catégories et domaines d'application

Une autre recherche future pourrait se pencher sur d'autres types de catégories d'objets à classer et pour d'autres domaines d'activité. Au lieu de s'intéresser aux catégories de produits pour les entreprises du monde des affaires, il serait pertinent d'explorer d'autres catégories pour valider la méthode proposée en fonction des catégories d'objets à classer. Ces domaines peuvent d'abord être la santé. Une méthode qui valide la performance des modèles en fonction des différents types de cancers à l'aide de l'imagerie médicale pourrait être un terrain fertile à envisager. Il existe différents types de cancers, que ce soit le cancer du poumon, de la peau ou bien du sein. Il serait pertinent d'étendre cette méthodologie dans le choix de la meilleure méthode de classification en fonction des différents types de cancers (St-Vincent Villeneuve, 2024a, St-Vincent Villeneuve,

2024b, St-Vincent Villeneuve, 2025b). Cet exemple démontre que la présente étude offre différentes avenues possibles et qu'elle affiche un potentiel de fort impact social grâce à l'apprentissage machine. En conclusion, cette recherche doctorale en informatique cognitive apporte plusieurs contributions pour la recherche et les praticiens. La place importante de l'environnement numérique dans la vie quotidienne d'un grand nombre de consommateurs démontre la pertinence de cette étude et ouvre la voie à d'autres recherches pour continuer d'améliorer les outils informatiques dans le domaine du forage d'opinion, mais également dans la compréhension du comportement du consommateur.

## ANNEXE A

### TRAITEMENT INFORMATIQUE DE LA SUBJECTIVITÉ DES COMMENTAIRES

Voici un exemple du traitement d'un commentaire objectif par l'outil informatique TextBlob:

- 1) Commentaire: *Ce livre est composé de 244 pages et le personnage principal se nomme Antonin*
- 2) Traitement des données textuelles à l'aide de TextBloB
  - a) Détection de la langue du commentaire: la détection détermine que la langue utilisée est le français. À noter qu'il peut traiter une multitude de langues différentes.
  - b) Correction des fautes d'orthographe: l'outil corrige les fautes d'orthographe, il est assisté par un dictionnaire et un modèle statistique.
  - c) Tokenisation: la phrase est divisé en token individuel, soit *Ce, livre, est, composé, de, 244, pages, et, le, personnage, principal, se, nomme, Antonin,*
  - d) Lemmatisation: les mots sont réduit à leur racine, c'est-à-dire *Ce, livre, être, composer, de, 244, pages, et, le, personnage, principal, se, nommer, Antonin,*
  - e) Extraction des phrases clefs: l'outil met de l'avant les éléments importants du texte, soit *Ce livre est composé de 244 pages et Le personnage principal se nomme Antonin*
  - f) Analyse de la syntaxe: l'outil va identifier les différents groupes, soit Sujet = *Ce livre*, verbe = *est composé*, complément = *de 244 pages* et Sujet = *Le personnage principal*, verbe = *se nomme*, complément = *Antonin*
  - g) Calcul du score de subjectivité: Enfin l'outil va déterminer son degré de subjectivité, soit 0,0 dans ce cas-ci, puisque totalement factuel.
- 3) Prédiction : Étant donné le score de subjectivité à 0,0, l'outil va déterminer le commentaire est objectif.
- 4) Évaluation de la subjectivité : Le commentaire est objectif.

Voici un exemple du traitement d'un commentaire subjectif par l'outil informatique TextBlob:

- 1) Commentaire: *Ce livre a bouleversé ma vie je suis tombé en amour avec Antonin c'est la personne la plus incroyable*
- 2) Traitement des données textuelles à l'aide de TextBloB
  - a) Détection de la langue du commentaire: la détection détermine que la langue utilisée est le français. À noter qu'il peut traiter une multitude de langues différentes.
  - b) Correction des fautes d'orthographe: l'outil corrige les fautes d'orthographe, il est assisté par un dictionnaire et un modèle statistique.
  - c) Tokenisation: la phrase est divisé en token individuel, soit *Ce, livre, a, bouleversé, ma, vie, je, suis, tombé, en, amour, avec, Antonin, c'est, la, personne, la, plus, incroyable*
  - d) Lemmatisation: les mots sont réduit à leur racine, c'est-à-dire *Ce, livre, avoir, bouleverser, mon, vie, je, être, tomber, en, amour, avec, Antonin, ce, le, personne, le, plus, incroyable*
  - e) Extraction des phrases clefs: l'outil met de l'avant les éléments importants du texte, soit *Ce livre a bouleversé ma vie, Je suis tombé en amour avec Antonin, et C'est la personne la plus incroyable*
  - f) Analyse de la syntaxe: l'outil va identifier les différents groupes, soit Sujet = *Ce livre*, verbe = *a bouleversé*, complément = *ma vie*, Sujet = *Je* verbe = *suis tombé*, complément = *en amour avec Antonin*, et Sujet = *C'*, verbe = *est*, complément = *la personne la plus incroyable*
  - g) Calcul du score de subjectivité: Enfin l'outil va déterminer son degré de subjectivité, soit 1,0 dans ce cas-ci, puisque composé d'émotions et de jugements personnels
- 3) Prédiction : Étant donné le score de subjectivité à 1,0, l'outil va déterminer le commentaire est subjectif
- 4) Évaluation de la subjectivité : Le commentaire est subjectif.

## ANNEXE B

### CODAGE INFORMATIQUE POUR L'ÉVALUATION DES MÉTHODES

Dans le cadre de cette étude, 10 catégories de produits ont été étudiées selon la performance de 5 méthodes d'apprentissage automatique supervisé. Pour éviter de surcharger le document, une seule catégorie de produit, soit *Fouritures pour Animaux* sera présentée. Malgré la présentation d'une seule catégorie de produit, cela va permettre quand même d'exposer chacune des 5 méthodes retenues, soit les machines à vecteurs de support, le classificateur bayésien naïf, les réseaux de neurones artificiels, les forêts aléatoires et la méthode des  $K$  plus proches voisins. Cette section va permettre de démontrer le score d'exactitude pour chacune des méthodes et offre un aperçu global des codes informatiques utilisés.

```
In [88]: import gzip
import json
import csv
#path_clothing="C:/Data/Amazon/Clothing_Shoes_and_Jewelry.json.gz"
#path_home= "C:/Data/Amazon/Home_and_Kitchen.json.gz"

#path_sports="C:/Data/Amazon/Sports_and_Outdoors.json.gz"
#path_Toys="C:/Data/Amazon/Toys_and_Games.json.gz"
#path_Tools_and_Home_Improvement="C:/Data/Amazon/Tools_and_Home_Improvement.json.gz"
#path_Automotive="C:/Data/Amazon/Automotive.json.gz"
#path_Office_Products="C:/Data/Amazon/Office_Products.json.gz"
path_Pet_Supplies="C:/Data/Amazon/Pet_Supplies.json.gz"

In [89]: import pandas as pd
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.metrics import accuracy_score

#path=path_clothing
#path=path_home

#path=path_sports
#path=path_Toys
#path=path_Tools_and_Home_Improvement
#path=path_Automotive
#path=path_Office_Products
path=path_Pet_Supplies

# Specify input and output file paths
input_json_gz_file =path
#output_csv_file = pathcsvbooks
start_line = 0 # Starting line number (0-based)
end_line = 15000 # Ending line number (0-based)

In [90]: # Open and read the gzip-compressed JSON file
with gzip.open(input_json_gz_file, 'rt', encoding='utf-8') as gz_file:
    # Skip lines until the starting line
    for _ in range(start_line):
        gz_file.readline()

    # Read the desired lines
    lines_to_read = end_line - start_line + 1
    json_lines = [gz_file.readline().strip() for _ in range(lines_to_read)]

# Parse the JSON data
data = [json.loads(line) for line in json_lines]

fieldnames = data[0].keys()
fieldnames

Out[90]: dict_keys(['overall', 'vote', 'verified', 'reviewTime', 'reviewerID', 'asin', 'reviewerName', 'reviewText', 'summary', 'unixReviewTime'])
```

```

In [91]: import pandas as pd
df = pd.DataFrame(data)
print(df)

   overall vote  verified  reviewTime  reviewerID  asin \
0         3.0  5         True    09 27, 2007  A13K4OZKAAHOXS  0972585419
1         4.0  6         True    08 25, 2007  A1DWYEX4P7GB7Z  0972585419
2         4.0  5         True    02 20, 2007  A3NVN97YJ5KEPC  0972585419
3         1.0 NaN         True    12 30, 2016  A1PDMES1LYA0DP  0972585419
4         1.0 NaN         True    12 23, 2016  AT6BH0TLZS5X  0972585419
...         ...         ...         ...         ...         ...
14996      1.0 NaN        False    09 10, 2017  A1KS089WMD88FJ  B00006IX5A
14997      5.0 NaN         True     09 7, 2017  A31VB0F2277R9E  B00006IX5A
14998      5.0 NaN         True     09 6, 2017  A21ICV0G87CZ8L  B00006IX5A
14999      1.0 NaN        False    08 31, 2017  A3CPQQFAIE3GZ3  B00006IX5A
15000      1.0 NaN         True    08 30, 2017  A2FHXJ7B1CQKQ22  B00006IX5A

   reviewerName  reviewText \
0  100indecisions  Either my bird can't talk, or it really doesnt...
1      J. Weaver  The CD is a good idea for teaching a bird to s...
2  Theresa Ehrhardt  good cd to teach birds to talk and learn new w...
3      Kathi  I was not happy with product would like to ret...
4      Alyssa  This cd is scratched and it constantly skips. ...
...         ...         ...
14996      marknti  Just purchased through Pet Supplies Plus yeste...
14997  Averyswife  Love these! While my puppy beagle DOES rip all...
14998  Justin Kraynack  Our dog loves these. Easy to see and hold up ...
14999  Terra Sunder  I have a ball obsessed dog, she always has to ...
15000      Haus  Our Golden has always loved chuckit! but the l...

   summary  unixReviewTime \
0  Still waiting for it to work...  1190851200
1  Feathered Phonics volume 1  1188000000
2      bird cd  1171929600
3  One Star  1483056000
4  One Star  1482451200
...         ...         ...
14996  Dangerous Product  1505001600
14997  Love these!  1504742400
14998  Our dog loves these.  1504656000
14999  just say no  1504137600
15000  split  1504051200

   style \
0      NaN
1      NaN
2      NaN
3      NaN
4      NaN
...         ...

14996 {'Size:': ' Large, Shrink Sleeve 2-Pack'}
14997 {'Size:': ' Small, Shrink Sleeve 2-Pack'}
14998 {'Size:': ' Medium, 4-Pack'}
14999 {'Size:': ' Medium, 4-Pack'}
15000 {'Size:': ' Large, Shrink Sleeve 2-Pack'}

   image
0      NaN
1      NaN
2      NaN
3      NaN
4      NaN
...         ...
14996 NaN
14997 NaN
14998 NaN
14999 [https://images-na.ssl-images-amazon.com/image...
15000 [https://images-na.ssl-images-amazon.com/image...

[15001 rows x 12 columns]

In [92]: df.head(2)

Out[92]:
   overall  vote  verified  reviewTime  reviewerID  asin  reviewerName  reviewText  summary  unixReviewTime  style  image
0         3.0    5         True    09 27, 2007  A13K4OZKAAHOXS  0972585419  100indecisions  Either my bird can't talk, or it really doesnt...  Still waiting for it to work...  1190851200  NaN  NaN
1         4.0    6         True    08 25, 2007  A1DWYEX4P7GB7Z  0972585419      J. Weaver  The CD is a good idea for teaching a bird to s...  Feathered Phonics volume 1  1188000000  NaN  NaN

In [93]: # example
df.iloc[0]

Out[93]:
overall              3.0
vote                  5
verified              True
reviewTime           09 27, 2007
reviewerID           A13K4OZKAAHOXS
asin                 0972585419
reviewerName         100indecisions
reviewText           Either my bird can't talk, or it really doesnt...
summary              Still waiting for it to work...
unixReviewTime       1190851200
style                NaN
image                NaN
Name: 0, dtype: object

In [94]: #cleaning
df3 = df.fillna('')
df3.head()

```

```
Out[94]:
```

|   | overall | vote | verified | reviewTime | reviewerID      | asin       | reviewerName     | reviewText                                        | summary                         | unixReviewTime | style | image |
|---|---------|------|----------|------------|-----------------|------------|------------------|---------------------------------------------------|---------------------------------|----------------|-------|-------|
| 0 | 3.0     | 5    | True     | 09/27/2007 | A13K4OZKAAHOKS  | 0972585419 | 100indecisions   | Either my bird can't talk, or it really doesnt... | Still waiting for it to work... | 1190851200     |       |       |
| 1 | 4.0     | 6    | True     | 08/25/2007 | A1DWWYEX4P7GB7Z | 0972585419 | J. Weaver        | The CD is a good idea for teaching a bird to s... | Feathered Phonics volume 1      | 1188000000     |       |       |
| 2 | 4.0     | 5    | True     | 02/20/2007 | A3NWN97YJSKEPC  | 0972585419 | Theresa Ehrhardt | good cd to teach birds to talk and learn new w... | bird cd                         | 1171929600     |       |       |
| 3 | 1.0     |      | True     | 12/30/2016 | A1PDMES1LVAODP  | 0972585419 | Kathi            | I was not happy with product would like to ret... | One Star                        | 1483056000     |       |       |
| 4 | 1.0     |      | True     | 12/23/2016 | AT6BH0TQLZSSX   | 0972585419 | Alyssa           | This cd is scratched and it constantly skips. ... | One Star                        | 1482451200     |       |       |

```
In [95]: # Review text column
df3['reviewText']

Out[95]:
0      Either my bird can't talk, or it really doesnt...
1      The CD is a good idea for teaching a bird to s...
2      good cd to teach birds to talk and learn new w...
3      I was not happy with product would like to ret...
4      This cd is scratched and it constantly skips. ...
...
14996   Just purchased through Pet Supplies Plus yeste...
14997   Love these! While my puppy beagle DOES rip all...
14998   Our dog loves these. Easy to see and hold up ...
14999   I have a ball obsessed dog, she always has to ...
15000   Our Golden has always loved chuckit! but the l...
Name: reviewText, Length: 15001, dtype: object
```

```
In [96]: # overall column
df3['overall']

Out[96]:
0      3.0
1      4.0
2      4.0
3      1.0
4      1.0
...
14996   1.0
14997   5.0
14998   5.0
14999   1.0
15000   1.0
Name: overall, Length: 15001, dtype: float64
```

```
In [97]: # split the data
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(df3['reviewText'], df3['overall'], test_size=0.2, random_state=42)
#
# Vectorize the text data using TF-IDF
vectorizer = TfidfVectorizer()
X_train = vectorizer.fit_transform(X_train)
X_test = vectorizer.transform(X_test)
```

```
In [98]: # Train the SVM model
from sklearn.svm import SVC
svm = SVC(kernel='linear', C=2, gamma='auto') # Accuracy: 0.6471764117941029
#svm = SVC(kernel='rbf', C=0.2, gamma=0.2) # Accuracy: 0.5762118948529735

svm.fit(X_train, y_train)

# Test the SVM model
y_pred = svm.predict(X_test)

# Evaluate the performance of the SVM model
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print('Accuracy:', accuracy)

Accuracy: 0.7524158613795402
```

```

In [99]: #Subjectivity
# example of Review text column

text=df["reviewText"][2]

from textblob import TextBlob

# function to find the text subjectivity
def calculate_subjectivity(text):
    blob = TextBlob(text)
    subjectivity = blob.subjectivity
    return subjectivity

# Example usage
#text = "I really enjoyed using this product. It exceeded my expectations."
subjectivity_score = calculate_subjectivity(text)
print("Subjectivity Score:", subjectivity_score)

# function to find the text subjectivity score

def calculate_subjectivity_score(text):
    blob = TextBlob(text)
    return blob.sentiment.subjectivity

# function to find subjectivity_score column

df3['subjectivity_score'] = df3["reviewText"].apply(calculate_subjectivity_score)

# function to find label column

def find_label(row):
    if row >= 0.5:
        return 1
    else:
        return 0

# Apply the function to each row in the DataFrame
df3['label'] = df3['subjectivity_score'].apply(find_label)

# Print the DataFrame
df3['label']

```

```

Subjectivity Score: 0.6015151515151516
0      0
1      1
2      1
3      1
4      1
..
14996   1
14997   1
14998   1
14999   1
15000   1
Name: label, Length: 15001, dtype: int64

```

```

In [100]: df3.head(2)

```

|   | overall | vote | verified | reviewTime  | reviewerID      | asin       | reviewerName   | reviewText                                         | summary                         | unixReviewTime | style | image | subjectivity_score | label |
|---|---------|------|----------|-------------|-----------------|------------|----------------|----------------------------------------------------|---------------------------------|----------------|-------|-------|--------------------|-------|
| 0 | 3.0     | 5    | True     | 09 27, 2007 | A13K4QZKAAHGX   | 0972585419 | 100indecisions | Either my bird can't talk, or it really doesn't... | Still waiting for it to work... | 1190851200     |       |       | 0.486667           | 0     |
| 1 | 4.0     | 6    | True     | 08 25, 2007 | A1D0WYEX4P7GB7Z | 0972585419 | J. Weaver      | The CD is a good idea for teaching a bird to s...  | Feathered Phonics volume 1      | 1188000000     |       |       | 0.525000           | 1     |

## SVM:

```
In [101]: # support vector machine for Subjectivity
from sklearn.metrics import accuracy_score
# Split the dataset into training and testing sets
#X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(data['text'], data['polarity'], test_size=0.2, random_state=42)

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(df3['reviewText'], df3['label'], test_size=0.2, random_state=42)
# Vectorize the text data using TF-IDF
vectorizer = TfidfVectorizer()
X_train = vectorizer.fit_transform(X_train)
X_test = vectorizer.transform(X_test)
# Train the SVM model
from sklearn import svm
from sklearn.svm import SVC
#classifier = svm.SVC() # Accuracy: 0.8540729635182409
classifier = svm.SVC(kernel='linear', C=2, gamma='auto') # Accuracy: 0.8645677161419291
#classifier = svm.SVC(kernel='rbf', C=0.2, gamma=0.2) # Accuracy: 0.686566716641679

classifier.fit(X_train, y_train)

# Test the SVM model
y_pred = classifier.predict(X_test)

# Evaluate the performance of the SVM model
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print('Accuracy:', accuracy)

Accuracy: 0.8657114295234921
```

## NB:

```
In [106]: # Naive Bayes classifier for Subjectivity

from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
# Train a Multinomial Naive Bayes classifier
naive_bayes = MultinomialNB()
naive_bayes.fit(X_train, y_train)

# Predict on the test set
y_pred = naive_bayes.predict(X_test)

# Evaluate the classifier
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
report = classification_report(y_test, y_pred)

print("Accuracy:", accuracy)
print("Classification Report:\n", report)

Accuracy: 0.7180939686771076
```

## RNA:

```
In [108]: #
# neural network classifier model MLPClassifier for Subjectivity
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report

In [109]: X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(df3['reviewText'], df3['label'], test_size=0.2, random_state=42)
# Vectorize the text data using TF-IDF
vectorizer = TfidfVectorizer()
X_train = vectorizer.fit_transform(X_train)
X_test = vectorizer.transform(X_test)

In [110]: # Standardize features by removing the mean and scaling to unit variance
#scaler = StandardScaler()
#X_train = scaler.fit_transform(X_train)
#X_test = scaler.transform(X_test)

In [111]: # a neural network classifier model

model = MLPClassifier(hidden_layer_sizes=(15,), max_iter=200, activation='relu', solver='adam', random_state=42)

In [112]: # Train the model
model.fit(X_train, y_train)

Out[112]: MLPClassifier
MLPClassifier(hidden_layer_sizes=(15,), random_state=42)

In [113]: # Make predictions on the test set
y_pred = model.predict(X_test)

# Evaluate the model
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print(f'Accuracy: {accuracy * 100:.2f}%')

# Display classification report
print('Classification Report:')
print(classification_report(y_test, y_pred))

Accuracy: 83.51%
```

## RFC

```
In [166.. # split the data
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(dfG['reviewText'], dfG['overall'], test_size=0.2, random_state=42)
#
# Vectorize the text data using TF-IDF
vectorizer = TfidfVectorizer()
X_train = vectorizer.fit_transform(X_train)
X_test = vectorizer.transform(X_test)

In [167.. # RandomForestClassifier
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report, confusion_matrix
from sklearn.metrics import f1_score

# Train a classifier on the selected features
rf_selected = RandomForestClassifier(n_estimators=20, random_state=42)
rf_selected.fit(X_train, y_train)
# Make predictions on the test set
y_pred = rf_selected.predict(X_test)

# Evaluate the classifier
accuracyRFC = accuracy_score(y_test, y_pred)

# Calculate the F1-score for each class
f1_scores_per_class = f1_score(y_test, y_pred, average=None)

# Calculate the macro-average F1-score
macro_f1RFC = f1_score(y_test, y_pred, average='macro')

# Calculate the micro-average F1-score
micro_f1RFC = f1_score(y_test, y_pred, average='micro')

# Calculate the weighted-average F1-score
weighted_f1RFC = f1_score(y_test, y_pred, average='weighted')

RFC=[accuracyRFC,macro_f1RFC,micro_f1RFC,weighted_f1RFC]
```

```
print("RFC classifier")

print("RFC Accuracy =",accuracyRFC)

print(f'Accuracy on the test set RF: {accuracyRFC}')
print(f"F1-scores per class RF: {f1_scores_per_class}")
print(f"Macro-average F1-score RF: {macro_f1RFC}")
print(f"Micro-average F1-score RF: {micro_f1RFC}")
print(f"Weighted-average F1-score RF: {weighted_f1RFC}")
```

```
RFC classifier
RFC Accuracy = 0.716427857380873
```

## KNN:

```
In [169... #KNN
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score

In [170... # split the data
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(dfG['reviewText'], dfG['overall'], test_size=0.2, random_state=42)
#
# Vectorize the text data using TF-IDF
vectorizer = TfidfVectorizer()
X_train = vectorizer.fit_transform(X_train)
X_test = vectorizer.transform(X_test)

In [171... # Create a KNN classifier with k=3 (you can adjust k as needed)
knn_classifier = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3)

# Train the classifier on the training data
knn_classifier.fit(X_train, y_train)

# Make predictions on the test data
predictions = knn_classifier.predict(X_test)

# Print the accuracy of the model on the test data
accuracyKNN = accuracy_score(y_test, predictions)
report = classification_report(y_test, y_pred)

print(f"Accuracy KNN: {accuracyKNN :.2f}")

print("Classification Report KNN:\n", report)

f1_scores_per_classKNN = f1_score(y_test, y_pred, average=None, zero_division=1)

# Calculate the macro-average F1-score
macro_f1KNN = f1_score(y_test, y_pred, average='macro', zero_division=1)

# Calculate the micro-average F1-score
micro_f1KNN = f1_score(y_test, y_pred, average='micro', zero_division=1)

# Calculate the weighted-average F1-score
weighted_f1KNN = f1_score(y_test, y_pred, average='weighted', zero_division=1)

print(f"F1-scores per class KNN: {f1_scores_per_classKNN}")
print(f"Macro-average F1-score KNN: {macro_f1KNN}")
print(f"Micro-average F1-score KNN: {micro_f1KNN}")
print(f"Weighted-average F1-score KNN: {weighted_f1KNN}")

Accuracy KNN: 0.69
```

## ANNEXE C

### CALCUL DE LA SUBJECTIVITÉ PAR CATÉGORIES DE PRODUITS

```
In [68]: import pandas as pd
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.svm import SVC
import xgboost as xgb
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report, confusion_matrix
from sklearn.metrics import f1_score
import seaborn as sns
import numpy as np
import matplotlib
import matplotlib.pyplot as plt

In [69]: import gzip
import json
import csv
i=1
path_sports="C:/Data/Amazon/Sports_and_Outdoors.json.gz" # pour matrix i=1
path_tools_and_home_improvement="C:/Data/Amazon/Tools_and_Home_Improvement.json.gz" # pour matrix i=2
path_toys="C:/Data/Amazon/Toys_and_Games.json.gz" # pour matrix i=3
path_automotive="C:/Data/Amazon/Automotive.json.gz" # pour matrix i=4
path_pet_supplies="C:/Data/Amazon/Pet_Supplies.json.gz" # pour matrix i=5
path_office_products="C:/Data/Amazon/Office_Products.json.gz" # pour matrix i=6
path_clothing="C:/Data/Amazon/Clothing_Shoes_and_Jewelry.json.gz" # pour matrix i=7
path_home="C:/Data/Amazon/Home_and_Kitchen.json.gz" # pour matrix i=8
path_books="C:/Data/Amazon/Books.json.gz" # pour matrix i=9
path_electronics="C:/Data/Amazon/Electronics_5.json.gz" # pour matrix i=10

In [70]: paths = [path_sports,path_tools_and_home_improvement,path_toys,path_automotive
,path_pet_supplies,path_office_products,path_clothing,path_home,path_books,path_electronics]

In [71]: paths

Out[71]: ['C:/Data/Amazon/Sports_and_Outdoors.json.gz',
'C:/Data/Amazon/Tools_and_Home_Improvement.json.gz',
'C:/Data/Amazon/Toys_and_Games.json.gz',
'C:/Data/Amazon/Automotive.json.gz',
'C:/Data/Amazon/Pet_Supplies.json.gz',
'C:/Data/Amazon/Office_Products.json.gz',
'C:/Data/Amazon/Clothing_Shoes_and_Jewelry.json.gz',
'C:/Data/Amazon/Home_and_Kitchen.json.gz',
'C:/Data/Amazon/Books.json.gz',
'C:/Data/Amazon/Electronics_5.json.gz']

In [72]: import pandas as pd
from sklearn import svm
from sklearn.svm import SVC

In [73]: #Subjectivity

from textblob import TextBlob

# function to find the text subjectivity
def calculate_subjectivity(text):
    blob = TextBlob(text)
    subjectivity = blob.subjectivity
    return subjectivity

# function to find the text subjectivity score
def calculate_subjectivity_score(text):
    blob = TextBlob(text)
    return blob.sentiment.subjectivity

In [74]: # function to find label column
def find_label(row):
    if row >= 0.5:
        return 1
    else:
        return 0

In [75]: def calculate_subjectivity_score(text):
blob = TextBlob(text)
return blob.sentiment.subjectivity

In [76]: def calculate_objectivity_score(subjectivity_score):
return 1 - subjectivity_score

In [77]: # Example usage
text = "I really enjoyed using this product. It exceeded my expectations."
subjectivity_score = calculate_subjectivity(text)
print("Subjectivity Score:", round(subjectivity_score,2))

def calculate_objectivity_score(subjectivity_score):
    return 1 - subjectivity_score

objectivity_score = calculate_objectivity_score(calculate_subjectivity(text))
print("objectivity_score:", round(objectivity_score,2))

Subjectivity Score: 0.7
objectivity_score: 0.3

In [78]: # Train and evaluate each classifier
Numbers_of_review_text =10000
training_examples_percent=0.8
testing_examples_percent=0.2
testing_examples=testing_examples_percent*Numbers_of_review_text

accuracies = []
Subjectiv=[] #accuracies_Over_all
#recall_over_all=[]
Objectiv=[]
for path in paths:
    print(path)
    # Specify input and output file paths
    input_json_gz_file =path
    #output_csv_file = pathcsvbooks
    start_line = 0 # Starting Line number (0-based)
    end_line = Numbers_of_review_text # Ending Line number (0-based)
    # Open and read the gzip-compressed JSON file
    with gzip.open(input_json_gz_file, 'rt', encoding='utf-8') as gz_file:
        # Skip lines until the starting line
        for _ in range(start_line):
            gz_file.readline()

        # Read the desired lines
        lines_to_read = end_line - start_line + 1
        json_lines = [gz_file.readline().strip() for _ in range(lines_to_read)]

    # Parse the JSON data
```

```

data = [json.loads(line) for line in json_lines]
fieldnames = data[0].keys()
fieldnames

df = pd.DataFrame(data)
#print(df)
df.head(2)
#cleaning
df3 = df.fillna('')
#df3.head()

df3['subjectivity_score'] = df3['reviewText'].apply(calculate_subjectivity_score)
df3['label'] = df3['subjectivity_score'].apply(find_label)
value_counts = df3['label'].value_counts()
#print(value_counts)
#Subjectif_Objectif.append(value_counts)

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(df3["reviewText"], df3['label'], test_size=testing_examples_percent, random_state=42)
# Vectorize the text data using TF-IDF
vectorizer = TfidfVectorizer()
X_train = vectorizer.fit_transform(X_train)
X_test = vectorizer.transform(X_test)
# Train the SVM model

# Define the XGBoost model
#classifier= xgb.XGBClassifier(objective='multi:softmax', num_class=3, seed=42)
# Instantiate an XGBoost classifier
#classifier=xgb.XGBClassifier(objective='binary:logistic', random_state=42)

#classifier = svm.SVC() # Accuracy: Accuracy: 0.8540729635182409
classifier = svm.SVC(kernel='linear', C=2, gamma='auto') # Accuracy: 0.8645677161419291
#classifier = svm.SVC(kernel='rbf', C=0.2, gamma=0.2) # Accuracy: 0.6866566716641679

classifier.fit(X_train, y_train)

# Test the SVM model
y_pred = classifier.predict(X_test)

# Evaluate the performance of the SVM model
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy: {:.2f}".format(accuracy))

accuracies.append(accuracy)
subj_Over_all_round=accuracy*Numbers_of_reviewText
obj_Over_all_round=(1-accuracy)*Numbers_of_reviewText

Subjectif.append(subj_Over_all_round)
Objectif.append(obj_Over_all_round)

#####

cf_matrix=confusion_matrix(y_test, y_pred)

print("Confusion Matrix RF\n\n",cf_matrix)

#Blues
ax = sns.heatmap(cf_matrix/np.sum(cf_matrix), annot=True,fmt='.1%', cmap='Oranges')

ax.set_title('Confusion Matrix RF\n\n');
ax.set_xlabel('\nPredicted Values')
ax.set_ylabel('Actual Values ');
## Ticket Labels - List must be in alphabetical order
ax.xaxis.set_ticklabels(['N', 'P'])
ax.yaxis.set_ticklabels(['N', 'P'])

## Display the visualization of the Confusion Matrix.
# Or any value you want
filename = f'C:/data/Alex_figures/SVM_confusion_matrix_{i}.png'
plt.savefig(filename, dpi=200)
plt.show()
# Compute confusion matrix
#cm = confusion_matrix(y_true, y_pred)

# Extract TP, TN, FP, FN
TN = cf_matrix[0, 0]
FP = cf_matrix[0, 1]
FN = cf_matrix[1, 0]
TP = cf_matrix[1, 1]

Recall=(TP/(TP+FN))
Recall_over_all.append(Recall)

Precision=TP/(TP+FP)
F1=2*Precision*Recall/(Precision+Recall)
#
print("True Negatives (TN):", TN)
print("False Positives (FP):", FP)
print("False Negatives (FN):", FN)
print("True Positives (TP):", TP)
print("Recall:", Recall)
print("Precision:", Precision)
print("F1:", F1)

i=i+1
Total_correct_classify=TN+TP

print("Total_correct_classify_from_testing_examples",Total_correct_classify)
percent_over_all=Total_correct_classify/testing_examples
print("acc =",percent_over_all)

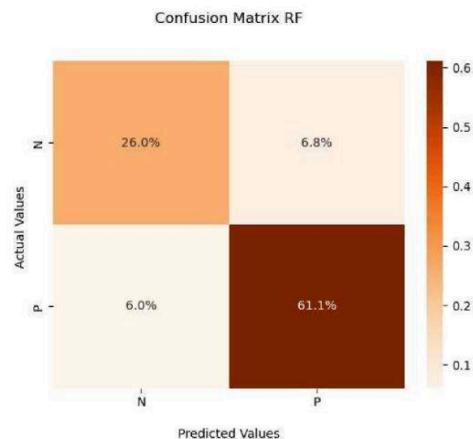
```

C:/Data/Amazon/Sports\_and\_Outdoors.json.gz

Accuracy:0.87

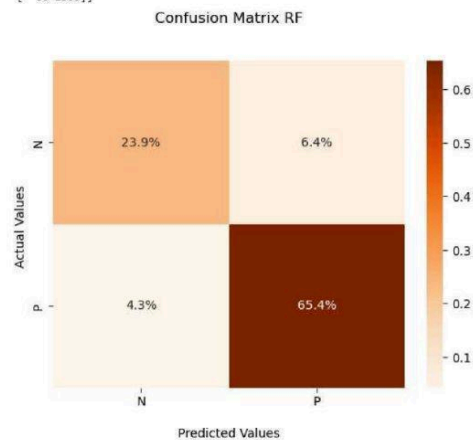
Confusion Matrix RF

```
[[ 520  137]
 [ 121 1223]]
```



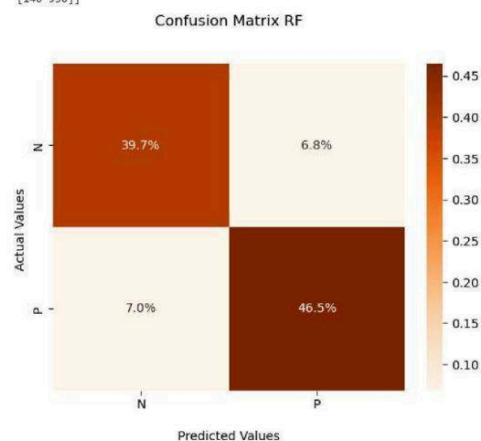
True Negatives (TN): 520  
 False Positives (FP): 137  
 False Negatives (FN): 121  
 True Positives (TP): 1223  
 Recall: 0.9099702380952381  
 Precision: 0.899264705882353  
 F1: 0.904585798816568  
 Total\_correct\_classify\_from\_testing\_examples 1743  
 acc = 0.8715  
 C:/Data/Amazon/Tools\_and\_Home\_Improvement.json.gz  
 Accuracy:0.89  
 Confusion Matrix RF

```
[[ 478  129]
 [  86 1308]]
```



True Negatives (TN): 478  
 False Positives (FP): 129  
 False Negatives (FN): 86  
 True Positives (TP): 1308  
 Recall: 0.9383070301291249  
 Precision: 0.9102296450939458  
 F1: 0.9240551042034617  
 Total\_correct\_classify\_from\_testing\_examples 1786  
 acc = 0.893  
 C:/Data/Amazon/Toys\_and\_Games.json.gz  
 Accuracy:0.86  
 Confusion Matrix RF

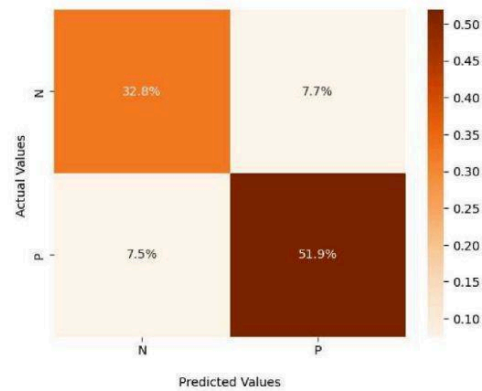
```
[[794 137]
 [140 930]]
```



True Negatives (TN): 794  
 False Positives (FP): 137  
 False Negatives (FN): 140  
 True Positives (TP): 930  
 Recall: 0.8691588785046729  
 Precision: 0.8716026241799437  
 F1: 0.8703790360318202  
 Total\_correct\_classify\_from\_testing\_examples 1724  
 acc = 0.862  
 C:/Data/Amazon/Automotive.json.gz  
 Accuracy:0.85  
 Confusion Matrix RF

```
[[ 657 154]
 [ 151 1039]]
```

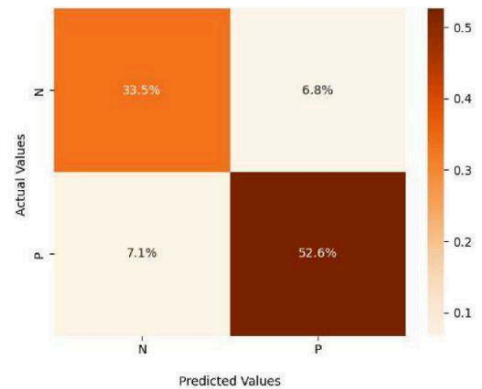
Confusion Matrix RF



True Negatives (TN): 657  
 False Positives (FP): 154  
 False Negatives (FN): 151  
 True Positives (TP): 1039  
 Recall: 0.873109243697479  
 Precision: 0.8709136630343671  
 F1: 0.8720100713386487  
 Total\_correct\_classify\_from\_testing\_examples 1696  
 acc = 0.848  
 C:/Data/Amazon/Pet\_Supplies.json.gz  
 Accuracy:0.86  
 Confusion Matrix RF

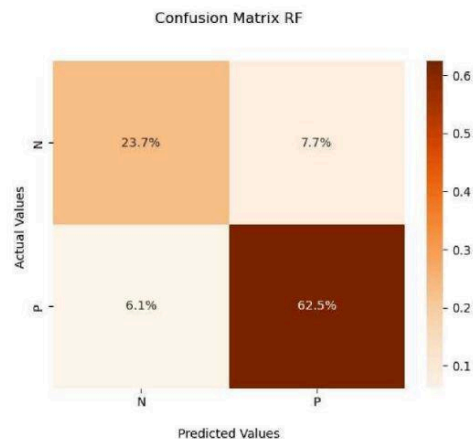
```
[[ 670 136]
 [ 142 1053]]
```

Confusion Matrix RF



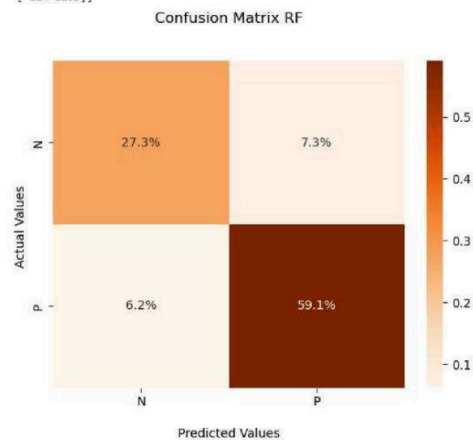
True Negatives (TN): 670  
 False Positives (FP): 136  
 False Negatives (FN): 142  
 True Positives (TP): 1053  
 Recall: 0.8811715481171548  
 Precision: 0.8856181665264928  
 F1: 0.8833892617449665  
 Total\_correct\_classify\_from\_testing\_examples 1723  
 acc = 0.8615  
 C:/Data/Amazon/Office\_Products.json.gz  
 Accuracy:0.86  
 Confusion Matrix RF

```
[[ 474 154]
 [ 123 1250]]
```



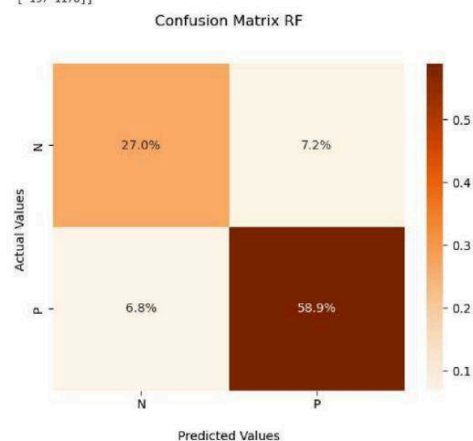
True Negatives (TN): 474  
 False Positives (FP): 154  
 False Negatives (FN): 123  
 True Positives (TP): 1250  
 Recall: 0.9104151493080845  
 Precision: 0.8903133903133903  
 F1: 0.9002520705797622  
 Total\_correct\_classify\_from\_testing\_examples 1724  
 acc = 0.862  
 C:/Data/Amazon/Clothing-Shoes\_and\_Jewelry.json.gz  
 Accuracy:0.86  
 Confusion Matrix RF

```
[[ 547 147]
 [ 124 1183]]
```



True Negatives (TN): 547  
 False Positives (FP): 147  
 False Negatives (FN): 124  
 True Positives (TP): 1183  
 Recall: 0.9051262433052792  
 Precision: 0.8894736842105263  
 F1: 0.8972317026924534  
 Total\_correct\_classify\_from\_testing\_examples 1730  
 acc = 0.865  
 C:/Data/Amazon/Home\_and\_Kitchen.json.gz  
 Accuracy:0.86  
 Confusion Matrix RF

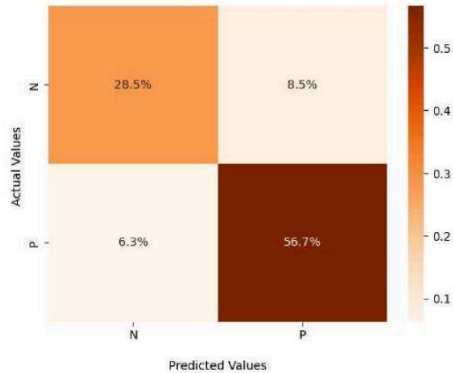
```
[[ 541 145]
 [ 137 1178]]
```



True Negatives (TN): 541  
 False Positives (FP): 145  
 False Negatives (FN): 137  
 True Positives (TP): 1178  
 Recall: 0.8958174904942966  
 Precision: 0.890400604686319  
 F1: 0.8931008339651251  
 Total\_correct\_classify\_from\_testing\_examples 1719  
 acc = 0.8595  
 C:/Data/Amazon/Books.json.gz  
 Accuracy:0.85  
 Confusion Matrix RF

```
[[ 570 170]
 [ 127 1134]]
```

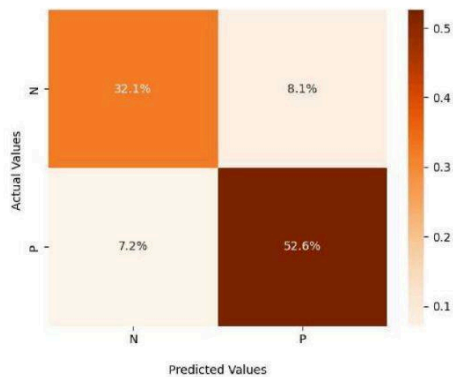
Confusion Matrix RF



True Negatives (TN): 570  
 False Positives (FP): 170  
 False Negatives (FN): 127  
 True Positives (TP): 1134  
 Recall: 0.8992862807295797  
 Precision: 0.8696319018404908  
 F1: 0.8842105263157896  
 Total\_correct\_classify\_from\_testing\_examples 1704  
 acc = 0.852  
 C:/Data/Amazon/Electronics\_5.json.gz  
 Accuracy:0.85  
 Confusion Matrix RF

```
[[ 642 163]
 [ 144 1052]]
```

Confusion Matrix RF



True Negatives (TN): 642  
 False Positives (FP): 163  
 False Negatives (FN): 144  
 True Positives (TP): 1052  
 Recall: 0.8795986622073578  
 Precision: 0.8658436213991769  
 F1: 0.8726669431771048  
 Total\_correct\_classify\_from\_testing\_examples 1694  
 acc = 0.847

```
In [79]: accuracies_rounded = [round(acc, 2) for acc in accuracies]

Subjectif_Over_all_rounded=[round(acc_all, 0) for acc_all in Subjectif]
Objectif_over_all_rounded=[round(tt, 0) for tt in Objectif]
# Create DataFrame
dfr = pd.DataFrame({'paths': paths, 'Accuracy': accuracies_rounded,
                    # 'Subjectif Over all examples (commentaires)':Subjectif_Over_all_rounded,
                    # 'Objectif over all examples (commentaires)':Objectif_over_all_rounded})

dfr = pd.DataFrame({'paths': paths, 'Subjectif Over all examples (commentaires)':Subjectif_Over_all_rounded,
                    'Objectif over all examples (commentaires)':Objectif_over_all_rounded})

dfr
```

Out[79]:

|   | paths                                             | Subjectif Over all examples(commentaires) | Objectif over all examples(commentaires) |
|---|---------------------------------------------------|-------------------------------------------|------------------------------------------|
| 0 | C:/Data/Amazon/Sports_and_Outdoors.json.gz        | 8711.0                                    | 1289.0                                   |
| 1 | C:/Data/Amazon/Tools_and_Home_Improvement.json.gz | 8926.0                                    | 1074.0                                   |
| 2 | C:/Data/Amazon/Toys_and_Games.json.gz             | 8616.0                                    | 1384.0                                   |
| 3 | C:/Data/Amazon/Automotive.json.gz                 | 8476.0                                    | 1524.0                                   |
| 4 | C:/Data/Amazon/Pet_Supplies.json.gz               | 8611.0                                    | 1389.0                                   |
| 5 | C:/Data/Amazon/Office_Products.json.gz            | 8616.0                                    | 1384.0                                   |
| 6 | C:/Data/Amazon/Clothing_Shoes_and_Jewelry.json.gz | 8646.0                                    | 1354.0                                   |
| 7 | C:/Data/Amazon/Home_and_Kitchen.json.gz           | 8591.0                                    | 1409.0                                   |
| 8 | C:/Data/Amazon/Books.json.gz                      | 8516.0                                    | 1484.0                                   |
| 9 | C:/Data/Amazon/Electronics_5.json.gz              | 8466.0                                    | 1534.0                                   |



## **APPENDICE B - FORMULAIRE DE CONSENTEMENT**

### Consent Form

Study Title: Classification of Subjectivity in Post-Purchase Product Reviews

Dear Participant,

This letter is intended to invite you to participate in a study related to the subjectivity classification of online reviews for a given product category. Your participation is important because it will be used to compare human evaluation of the classification and a computer tool. This will help establish the concordance between the machine and the human.

Relevant Information: Task Duration: 60 minutes

How it Works: You will have to read 60 online customer reviews and classify each one as either subjective or objective.

Payment: USD 8 via Prolific.

Confidentiality: Please note that all data collected will be treated confidentially. It will also be anonymized and will be used solely for this academic research.

Voluntary Participation: Please note that this participation is voluntary. You can withdraw from the study at any time during the activity without any consequences.

Consent: If you check yes to the question below, you inform us that you have fully understood the information provided and that you consent to participate in this study. Do you consent to participate in this study?

Yes

No

If you have any questions, please contact us: Alexandre St-Vincent Villeneuve  
PhD Candidate in Cognitive Computing, University of Quebec in Montreal (UQAM)  
de291205@ens.uqam.ca

You can also contact the CERPÉ (Multifaculty Ethics Committee) by email at:  
[cerpe-pluri@uqam.ca](mailto:cerpe-pluri@uqam.ca)

## **APPENDICE C - QUESTIONNAIRES**

### **Questionnaire A**

#### **Title**

Subjectivity Classification of Post-Purchase Product Reviews

#### **Introduction**

Thank you for participating in this academic study. You will be asked to read 60 online reviews posted by customers after purchasing a product and indicate for each review whether it is subjective or objective.

#### **Subjective Review**

A subjective review expresses opinions, feelings, or personal judgments.

- Example\_1: I am really disappointed with this product, the quality is poor, and I would not recommend it.
- Example\_2: This item changed my life, it's the best purchase I've made this year!

#### **Objective Review**

An objective review presents facts or verifiable information without including personal opinions.

- Example\_1: The product arrived two days earlier than expected and without any damage.
- Example\_2: The product weighs 1.5 kg, is made of stainless steel and works with three AA batteries.

For each review below, please indicate whether it is **subjective** or **objective**.

1. These are cheapies/unbranded/generics... We have a light in our dining room that requires 16 of these lights (hanging chandelier). We put new ones in and in about 2-4 weeks, a few of them are already out. The rest lasts a few more months and our light isn't always on (just for dinner and sometimes at night). But with 16 lights, we don't bother changing them until at least 10 or so is out. Buying these ones don't last as long but they're much cheaper than the "branded" ones and from what I read, those ones are a hit or miss anyway.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

2. I bought 2 of these wall deco for my 1 year old daughters room. I love how it looks! I recieved them in a large tube like package so they were not folded or anything. They stuck right to the walls and did not give me any problems, everybody comments on how great they look. I would defenetly recommend it! It also has a great price! These is the cheapest wall sticker i seen.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

3. Light bulbs work great as advertised.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

4. I'm a beginner, this board seems to work great

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

5. Awesome book light. Only problem like others have mentioned is the super sensitive light button.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

6. perfect for reading without disturbing anyone else with light

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

7. they work but they are a tad larger than the bulbs that I bought at Lowes that I was replacing.

They did fit in the under cabinet lighting but just barely.

They are considerably cheaper than the ones at Lowes however.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

8. Adjustable brightness and flexible cord

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

9. Very good value for a book light.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

10. Bought to replace bulb in my Rec Tech grill. Works great. What a deal!!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

11. So far these LED bulbs are great.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

12. Great light. It's not too heavy and it's bright. You can use 1 or both light bulbs and can still read with it. If it isn't very bright change the batteries. I'd borrowed one before I bought it and almost thought it wasn't bright enough. You can clip it on something nearby (like the headboard) too. Besides it's purple!!

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

13. Wow, these bulbs are EXCELLENT replacements for the 10 watt halogen bulbs that ship with the Moonrays 95836 Bollard-Style Low Voltage Metal Path Light Fixture. Save yourself the money and hassle of buying the more expensive LED version of this light fixture and buy the halogen all metal one and put these concept 5watt led bulbs in. couldn't be happier with their warm color temperature, lumen output, and low voltage operation for my landscape lighting! Would absolutely buy again and recommend for anyone looking to convert to LED.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

14. These LEDs are very bright but very directional. Think of them as almost like little flashlights pointing in one direction rather than lightbulbs emitting like a globe around itself. This makes twists cause uneven brightness when viewing from one position. This is NOT a flaw, just the way LEDs are. If you use the supplied clips and can orient the string to avoid twists and direct the LEDs, this should be no problem. The LEDs are also very discrete, meaning they don't light up much of the rope itself, so the effect is like Xmas light strings rather than a neon 'light tube'.

The ropes are flexible (silicone) so long as they are warm. I am using them indoors, but I'd imagine putting them up outside when it's below 50 degrees may make them a bit stiff and more difficult to work with. They are thick enough where you don't want to make any really tight bends. The attached power cord is easily removed to make stringing them easier as well (well made too). I bought 5 of these in various colors, and I liked this blue LED string the best, so I bought another!

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

15. I installed my 609 router onto this base. Its a lot heavier then the stock base and the shield is nice. 5 minutes after receiving it I used it to plunge cut some tivar 1000. Makes cutting circles a piece of cake.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

16. The first bulb works fine for two months now. No problems at all. Arrived on time in excellent condition.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

17. You can use this bright light with batteries, but having the adapter makes this a better light because you save money on batteries. You can clip it on a book to read and you can click it on for bright and click again for even brighter light. The goose-neck makes it easy to move in just the right position too. I have even used this light clipped onto one of my sewing machines to get more light on my sewing. Not all sewing machines will have a place for the clip though, but I imagine you could stick it in place with some of that peel and stick adhesive if you wanted it for that purpose.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

18. It lights up as it's supposed to.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

19. perfect replacements for my KitchenAid drop in microwave/oven combo

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

20. I bought these as replacement lights for my motorhome. So far I have not installed any so they must be a great bulb.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

21. To be honest, even though I have been an avid woodworking hobbyist for 40 years, I have never used a plunge router. Already having a pretty healthy herd of routers, the last thing I need was another router, so instead, I ordered this plunge router base. I am absolutely amazed at how it

changes my previously fixed base routers. It is almost infinitely adjustable, very well manufactured and has completely revolutionized the inlay work I do. With the plunge base, it becomes a breeze to take progressively deeper passes, to a predetermined depth with each pass, simply by turning the depth turret.

This is a surprisingly useful addition to my router arsenal. I love it.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

22. A little awkward to use but great when traveling . Sometimes have to fiddle with light to get it to fill the page.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

23. Perfect for so many tasks and games. I especially love the dual brightness! Most of all, this little lamp is light as a feather-I use it on paperbacks without a problem!

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

24. Chews up batteries in no time.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

25. I love this light but it didn't take long for me to fall asleep one night with it on and then the light burned out :( don't know how to fix it.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

26. I replaced the sander with a Milwaukee I am glad I bought a porter cable again for Milwaukee is junk

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

27. This is a good product. My wife ordered this first and after borrowing hers, I decided to get one for myself. I like the option of using one LED or two, depending on the level of light I need at the time. I do find myself re-positioning it from the left page to the right, but it's a quick and easy adjustment. The flexible arm is long enough to put the light right where I want it and stays in position well. I'm on my third book with it and have no regrets.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

28. Great price on these. The jury is out on how long they will last compared to the more expensive bulbs I have purchased in the past. Will update this review if they turn out not to be the best replacement option.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

29. These seem to be working well. They give a dull, yellowish light, which is different than the binding white light they replaced. I normally prefer the whiter light, but these are perfect for the lamp we have.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

30. I had an old 690 router that only had a "D" handle base. I decided to upgrade the router with the Plunge base. The base fit perfectly and gives new life to the old 690.

Good purchase, excellent service from Amazon.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

31. I like the flexibility of this light but it still needs to be adjusted as I am reading a book to illuminate the entire page. It's much better than the old style ones. It probably works best on a hard cover book. On a paperback, it is hard to keep it steady.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

32. I used this saw in a cabinetry shop to do a lot of scribing. It obviously can't do the turns a jigsaw can, but man, if you've got 20 kick skins to scribe, and uneven floors all over, this baby will get it done more accurately and quicker than anything.

There are all kinds of tricks to do with it to customize to whatever you're trimming.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

33. A great book light. Very bright but from a readers view it's not over bearing. It does have 2 brightness settings. I feel a made a good choice buying this item.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

34. a great experience

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

35. Only complaint is that the neck for the lamp is a little flimsy. Overall though, I am happy with the product. It puts out plenty of light, but the light is appropriately directed so as not to light up the whole room.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

36. Great price for this package of light bulbs. We're delivered quickly and in perfect condition!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

37. Purchased this as a gift to go along with a Kindle back in 2009. Both the Kindle and this Mighty Bright as still going strong. I think it works perfectly with the Kindle (either attached to the Kindle itself, or attached to the headboard of the bed). Having 2 brightness settings is a big plus as well.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

38. 2nd light I have bought. Great product well made. Light is perfect for my kids to read at night in bed. Would buy more as gifts!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

39. I bought and I have high hopes for him and the first day I used it, and use it cost me, but after a few days I got used to use. I love using it and I love everything about it. but this works with honesty and is not like the other fake products.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

40. I needed a match for the bulb that had burned out in my bathroom light and these little guys were the perfect fit. Amazing how the inscrutable ordering code at the base of the bulb can tell you exactly what you need to know to buy a replacement.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

41. These are some things that my husband has wanted for a time, and loves them!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

42. Love it. I read with it at night. Does not disturb anybody else from sleeping.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

43. Reading other reviews made me wonder whether it was too heavy to use on a paperback book. It works fine if you grab at least the first or last 20 pages. Still, when doing home repairs, its base is heavy enough to angle the light so that it illuminates any dark corner you need to light.

I also read complaints that the battery cover was difficult to remove. Perhaps they fixed the design. I had no problem removing it or putting it back.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

44. Good value

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

45. Works as described.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

46. I don't own this yet, but the title seems misleading . 3.25 Hp equates to roughly 2400 watts. 15amps at 120v equals 1800 watts making this a 2.4 hp router.

Can someone explain this error?

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

47. product is as advertised

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

48. it is lightweight, very bright, flexible and has a solid clamp. use it for reading in bed at night but can see other uses too, ex: close work.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

49. Great and the price is right

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

50. Used these in my weird old kitchen light fixture. They fit, and this BOX OF TEN cost the same as a BOX OF ONE at the local hardware chain store.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

51. I use these as replacements on my garden halogen lamps and proved to be an extremely good buy. Since the lamps are on for at least 6-7 hours every evening i go though at least 2-3 a year so buying in packs of 10 is a no brainer.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

52. Throws lots of light and the flex neck helps you position in a way to distribute the light into both pages, so you're not constantly adjusting it. The light stays put too which is important.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

53. I use these in my under cabinet puck lights. They last as long as any other halogen bulbs of this type that I've used and cost a lot less. The packaging is pretty convenient. The color temperature is normal for a halogen.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

54. Perfect -- as advertised!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

55. This works well for art projects. I use it while cross-stitching and knitting in the evening. It helps to illuminate the project, but is not as bright as I was hoping and expected.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

56. The Mighty Bright is great!!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

57. Saved a few \$\$ and ordered online. Perfect!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

58. They work great. Thinking about ordering another 10. Just when I replace some more blow. Definitely a great price and none have blown in over a month.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

59. I bought my husband a kindle and knew that with the kindle not having a light I had to purchase him one so I went with this mighty bright light and boy is it bright it doesnt give off a glare it works great and so far so good I also ordered myself one in pink to match my pink leather cover/case I purchased you pay 16.99 for it but to me it was well worth it. I would HIGHLY recommend this light to anyone looking for a bright light to light up their kindle!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

60. Couldn't find these bulbs anywhere...even from local electrical supply companies. Although the ones in the original fixture were solid flat prongs and these were not, they worked just great. We're ordering a second set of ten since we have several under-counter fixtures they will work in.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

## **Questionnaire B**

### **Title**

Subjectivity Classification of Post-Purchase Product Reviews

### **Introduction**

Thank you for participating in this academic study. You will be asked to read 60 online reviews posted by customers after purchasing a product and indicate for each review whether it is subjective or objective.

### **Subjective Review**

A subjective review expresses opinions, feelings, or personal judgments.

- Example\_1: I am really disappointed with this product, the quality is poor, and I would not recommend it.
- Example\_2: This item changed my life, it's the best purchase I've made this year!

### **Objective Review**

An objective review presents facts or verifiable information without including personal opinions.

- Example\_1: The product arrived two days earlier than expected and without any damage.
- Example\_2: The product weighs 1.5 kg, is made of stainless steel and works with three AA batteries.

For each review below, please indicate whether it is **subjective** or **objective**.

21. To be honest, even though I have been an avid woodworking hobbyist for 40 years, I have never used a plunge router. Already having a pretty healthy herd of routers, the last thing I need was another router, so instead, I ordered this plunge router base. I am absolutely amazed at how it changes my previously fixed base routers. It is almost infinitely adjustable, very well manufactured and has completely revolutionized the inlay work I do. With the plunge base, it becomes a breeze to take progressively deeper passes, to a predetermined depth with each pass, simply by turning the depth turret.

This is a surprisingly useful addition to my router arsenal. I love it.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

22. A little awkward to use but great when traveling . Sometimes have to fiddle with light to get it to fill the page.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

23. Perfect for so many tasks and games. I especially love the dual brightness! Most of all, this little lamp is light as a feather-I use it on paperbacks without a problem!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

24. Chews up batteries in no time.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

25. I love this light but it didn't take long for me to fall asleep one night with it on and then the light burned out :( don't know how to fix it.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

26. I replaced the sander with a Milwaukee I am glad I bought a porter cable again for Milwaukee is junk

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

27. This is a good product. My wife ordered this first and after borrowing hers, I decided to get one for myself. I like the option of using one LED or two, depending on the level of light I need at the time. I do find myself re-positioning it from the left page to the right, but it's a quick and easy adjustment. The flexible arm is long enough to put the light right where I want it and stays in position well. I'm on my third book with it and have no regrets.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

28. Great price on these. The jury is out on how long they will last compared to the more expensive bulbs I have purchased in the past. Will update this review if they turn out not to be the best replacement option.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

29. These seem to be working well. They give a dull, yellowish light, which is different than the binding white light they replaced. I normally prefer the whiter light, but these are perfect for the lamp we have.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

30. I had an old 690 router that only had a "D" handle base. I decided to upgrade the router with the Plunge base. The base fit perfectly and gives new life to the old 690.

Good purchase, excellent service from Amazon.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

31. I like the flexibility of this light but it still needs to be adjusted as I am reading a book to illuminate the entire page. It's much better than the old style ones. It probably works best on a hard cover book. On a paperback, it is hard to keep it steady.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

32. I used this saw in a cabinetry shop to do a lot of scribing. It obviously can't do the turns a jigsaw can, but man, if you've got 20 kick skins to scribe, and uneven floors all over, this baby will get it done more accurately and quicker than anything.

There are all kinds of tricks to do with it to customize to whatever you're trimming.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

33. A great book light. Very bright but from a readers view it's not over bearing. It does have 2 brightness settings. I feel I made a good choice buying this item.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

34. a great experience

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

35. Only complaint is that the neck for the lamp is a little flimsy. Overall though, I am happy with the product. It puts out plenty of light, but the light is appropriately directed so as not to light up the whole room.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

36. Great price for this package of light bulbs. We're delivered quickly and in perfect condition!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

37. Purchased this as a gift to go along with a Kindle back in 2009. Both the Kindle and this Mighty Bright as still going strong. I think it works perfectly with the Kindle (either attached to the Kindle itself, or attached to the headboard of the bed). Having 2 brightness settings is a big plus as well.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

38. 2nd light I have bought. Great product well made. Light is perfect for my kids to read at night in bed. Would buy more as gifts!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

39. I bought and I have high hopes for him and the first day I used it, and use it cost me, but after a few days I got used to use. I love using it and I love everything about it. but this works with honesty and is not like the other fake products.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

40. I needed a match for the bulb that had burned out in my bathroom light and these little guys were the perfect fit. Amazing how the inscrutable ordering code at the base of the bulb can tell you exactly what you need to know to buy a replacement.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

41. These are some things that my husband has wanted for a time, and loves them!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

42. Love it. I read with it at night. Does not disturb anybody else from sleeping.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

43. Reading other reviews made me wonder whether it was too heavy to use on a paperback book. It works fine if you grab at least the first or last 20 pages. Still, when doing home repairs, its base is heavy enough to angle the light so that it illuminates any dark corner you need to light.

I also read complaints that the battery cover was difficult to remove. Perhaps they fixed the design. I had no problem removing it or putting it back.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

44. Good value

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

45. Works as described.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

46. I don't own this yet, but the title seems misleading . 3.25 Hp equates to roughly 2400 watts. 15amps at 120v equals 1800 watts making this a 2.4 hp router.

Can someone explain this error?

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

47. product is as advertised

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

48. it is lightweight, very bright, flexible and has a solid clamp. use it for reading in bed at night but can see other uses too, ex: close work.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

49. Great and the price is right

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

50. Used these in my weird old kitchen light fixture. They fit, and this BOX OF TEN cost the same as a BOX OF ONE at the local hardware chain store.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

51. I use these as replacements on my garden halogen lamps and proved to be an extremely good buy. Since the lamps are on for at least 6-7 hours every evening i go though at least 2-3 a year so buying in packs of 10 is a no brainer.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

52. Throws lots of light and the flex neck helps you position in a way to distribute the light into both pages, so you're not constantly adjusting it. The light stays put too which is important.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

53. I use these in my under cabinet puck lights. They last as long as any other halogen bulbs of this type that I've used and cost a lot less. The packaging is pretty convenient. The color temperature is normal for a halogen.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

54. Perfect -- as advertised!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

55. This works well for art projects. I use it while cross-stitching and knitting in the evening. It helps to illuminate the project, but is not as bright as I was hoping and expected.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

56. The Mighty Bright is great!!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

57. Saved a few \$\$ and ordered online. Perfect!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

58. They work great. Thinking about ordering another 10. Just when I replace some more blow. Definitely a great price and none have blown in over a month.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

59. I bought my husband a kindle and knew that with the kindle not having a light I had to purchase him one so I went with this mighty bright light and boy is it bright it doesnt give off a glare it works great and so far so good I also ordered myself one in pink to match my pink leather cover/case I purchased you pay 16.99 for it but to me it was well worth it. I would HIGHLY recommend this light to anyone looking for a bright light to light up their kindle!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

60. Couldn't find these bulbs anywhere...even from local electrical supply companies. Although the ones in the original fixture were solid flat prongs and these were not, they worked just great. We're ordering a second set of ten since we have several under-counter fixtures they will work in.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

61. We bought this set almost a year ago. We had it on the nursery wall for 7 months and once we moved to our new place I decided to save them and reused them, now they are on my daughter's window (should post the picture here), looks great (though started to fade out after being constantly exposed to direct sun for the past 5 months). My daughter who is 11 month old now, loves them and keeps standing by the window and pointing to the dog and calling it "Ha-poo". We are very pleased with this product and I am going to re-purchase it if the current one fades out more drastically because of the sun.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

62. I've had this saw now for a month or so and have worked the heck out of it. Solid saw. Great features. High quality. I'd recommend this to anyone.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

63. Very harsh, bright light. Appropriate for a flashlight but not good for use while winding down to sleep. Seems like it produces that creepy "blue" light that keeps you awake. I put some scotch tape and a bit of paper over the light to diffuse it but that looked janky and kept coming off. After I knocked it off the bedside table the battery cover broke and now the whole thing is busted. Also, this thing is bulky and makes books difficult to hold.

Would not recommend for clumsy people and those who have trouble sleeping.

If anyone knows of an EXCELLENT book light, please comment and let me know!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

64. So cute and arrived safely and quickly.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

65. Very convenient and well priced

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

66. love this little light. Flexible arm is nice and smooth and the clamp is solid.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

67. Ikea sells lamps with unique and expensive light bulbs. I was able to get these bulbs for a reasonable price. Thank you!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

68. none have burned out.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

69. I prefer brass. The Porter Cable guides are fine, they install easily, center easily, and perform flawlessly,, Most of the time. Just once in a while though, they fail completely. Steel, no matter how you protect it, will eventually corrode. Mine turned white and rusted, not all over, but on one side or the other. My guides often get removed from the case and hauled out to the job-sites while attached to the router. Early, foggy mornings and those sudden summer-time cloud bursts, expose my tools to far more of the elements than I like. So maybe,, it's my fault. But brass just hasn't let me down yet.

Search "brass template guide set" and be amazed at the difference in price and the fact of the quality of these "no-brand" guides. Occasionally you may need to shine them up a little, but

being solid brass, that's not a big problem. I've used both steel and brass on door hinge templates, dovetail templates, stair tread templates and strike plate templates. Brass just slides easier, smoother. On dovetail templates, especially plastic and soft aluminum the brass guides show less wear on the surfaces that the guides contact.

I'm sorry P.C. ,,, I can't recommend these guides.

I saw a review with a problem, the steel guides were too long and reached past the bottom of the dovetail template. With brass you can simply file the guide down to size to get the right length. Simple.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

70. The sign was very cheaply made. When lit up you can see the bulbs on the inside poor design. Would be a good buy if it were led so it would stand out better and wouldn't be able to see the light bulbs.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

71. We have three ipads. Purchased in case of emergency. Have not actually used kit. Hope that we never have to.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

72. This is simply the best product in its class. It is sturdy, well-designed and light-weight. I've bought them for family, too, and have heard nothing but raves from everyone. Highly recommended.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

73. Quick and easy installation and application. Used this on my most recent project and it did a stellar job, highly recommended if you need an edge guide for your PC router.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

74. perfect

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

75. Bought this so I can do reading assignments while waiting in my car for my daughter to get out of dance. I love the option of having two brightness levels. The flexibility is great too, it clips on my steering wheel and I can adjust it just right.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

76. I really want to like this light. It is good and plenty bright. The flexible arm is a nice idea, but it isn't stiff enough and rotates or bends occasionally when you don't want it to. Also, the clip isn't strong/sticky enough and slips around when you hold the book sideways. Those are two fairly huge flaws in an otherwise seemingly well-engineered product.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

77. Super bright light...almost a little too bright. It has two settings so that helps a little. My husband said it didn't bother him while I was reading in bed. Excellent purchase for night readers!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

78. I bought this for my 8 year old so she could read in bed. She uses it every night, and now her four year old sister and dad try to steal it from her all the time to use it. The light is bright enough

that you can easily see your entire book with it (not just a page like some book lights) and it clips on to something so you can adjust it how you want to lay.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

79. Bulbs are bright. Shipping fast, great price. Bulbs match OEM in color and brightness.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

80. So far, the bulbs work per my expectation. You can't beat the price. I used to buy Intermatic bulbs for ~\$8 each from HomeDepot and got tired of replacing them when they go out. My close examination of failed bulb revealed that Intermatic is using a shoddy material for the pins - every single bulb's pin corrode and break off within a few months even with a light usage. In each case, bulb filament is perfectly fine but the pin breakage at the neck makes the bulb useless. I can't help think Intermatic may be doing this intentionally. Anyway, I'll carefully keep track of how long CBconcept bulbs would last, but even if they only last as long as Intermatic brand, with the price of less than \$1 each, shame on you Intermatic!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

## **Questionnaire C**

### **Title**

Subjectivity Classification of Post-Purchase Product Reviews

### **Introduction**

Thank you for participating in this study. You will be asked to read 50 online reviews posted by customers after purchasing a product and indicate for each review whether it is subjective or objective.

### **Subjective Review**

A subjective review expresses opinions, feelings, or personal judgments.

- Example\_1: I am really disappointed with this product, the quality is poor, and I would not recommend it.
- Example\_2: This item changed my life, it's the best purchase I've made this year!

### **Objective Review**

An objective review presents facts or verifiable information without including personal opinions.

- Example\_1: The product arrived two days earlier than expected, well-packaged and without any damage.
- Example\_2: The product weighs 1.5 kg, is made of stainless steel and works with three AA batteries.

For each review below, please indicate whether it is **subjective** or **objective**.

41. These are some things that my husband has wanted for a time, and loves them!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

42. Love it. I read with it at night. Does not disturb anybody else from sleeping.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

43. Reading other reviews made me wonder whether it was too heavy to use on a paperback book. It works fine if you grab at least the first or last 20 pages. Still, when doing home repairs, its base is heavy enough to angle the light so that it illuminates any dark corner you need to light.

I also read complaints that the battery cover was difficult to remove. Perhaps they fixed the design. I had no problem removing it or putting it back.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

44. Good value

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

45. Works as described.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

46. I don't own this yet, but the title seems misleading . 3.25 Hp equates to roughly 2400 watts. 15amps at 120v equals 1800 watts making this a 2.4 hp router.

Can someone explain this error?

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

47. product is as advertised

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

48. it is lightweight, very bright, flexible and has a solid clamp. use it for reading in bed at night but can see other uses too, ex: close work.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

49. Great and the price is right

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

50. Used these in my weird old kitchen light fixture. They fit, and this BOX OF TEN cost the same as a BOX OF ONE at the local hardware chain store.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

51. I use these as replacements on my garden halogen lamps and proved to be an extremely good buy. Since the lamps are on for at least 6-7 hours every evening i go though at least 2-3 a year so buying in packs of 10 is a no brainer.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

52. Throws lots of light and the flex neck helps you position in a way to distribute the light into both pages, so you're not constantly adjusting it. The light stays put too which is important.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

53. I use these in my under cabinet puck lights. They last as long as any other halogen bulbs of this type that I've used and cost a lot less. The packaging is pretty convenient. The color temperature is normal for a halogen.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

54. Perfect -- as advertised!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

55. This works well for art projects. I use it while cross-stitching and knitting in the evening. It helps to illuminate the project, but is not as bright as I was hoping and expected.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

56. The Mighty Bright is great!!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

57. Saved a few \$\$ and ordered online. Perfect!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

58. They work great. Thinking about ordering another 10. Just when I replace some more blow. Definitely a great price and none have blown in over a month.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

59. I bought my husband a kindle and knew that with the kindle not having a light I had to purchase him one so I went with this mighty bright light and boy is it bright it doesnt give off a

glare it works great and so far so good I also ordered myself one in pink to match my pink leather cover/case I purchased you pay 16.99 for it but to me it was well worth it. I would HIGHLY recommend this light to anyone looking for a bright light to light up their kindle!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

60. Couldn't find these bulbs anywhere...even from local electrical supply companies. Although the ones in the original fixture were solid flat prongs and these were not, they worked just great. We're ordering a second set of ten since we have several under-counter fixtures they will work in.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

61. We bought this set almost a year ago. We had it on the nursery wall for 7 months and once we moved to our new place I decided to save them and reused them, now they are on my daughter's window (should post the picture here), looks great (though started to fade out after being constantly exposed to direct sun for the past 5 months). My daughter who is 11 month old now, loves them and keeps standing by the window and pointing to the dog and calling it "Ha-poo". We are very pleased with this product and I am going to re-purchase it if the current one fades out more drastically because of the sun.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

62. I've had this saw now for a month or so and have worked the heck out of it. Solid saw. Great features. High quality. I'd recommend this to anyone.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

63. Very harsh, bright light. Appropriate for a flashlight but not good for use while winding down to sleep. Seems like it produces that creepy "blue" light that keeps you awake. I put some scotch tape and a bit of paper over the light to diffuse it but that looked janky and kept coming off. After

I knocked it off the bedside table the battery cover broke and now the whole thing is busted.  
Also, this thing is bulky and makes books difficult to hold.

Would not recommend for clumsy people and those who have trouble sleeping.

If anyone knows of an EXCELLENT book light, please comment and let me know!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

64. So cute and arrived safely and quickly.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

65. Very convenient and well priced

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

66. love this little light. Flexible arm is nice and smooth and the clamp is solid.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

67. Ikea sells lamps with unique and expensive light bulbs. I was able to get these bulbs for a reasonable price. Thank you!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

68. none have burned out.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

69. I prefer brass. The Porter Cable guides are fine, they install easily, center easily, and perform flawlessly,, Most of the time. Just once in a while though, they fail completely. Steel, no matter how you protect it, will eventually corrode. Mine turned white and rusted, not all over, but on one

side or the other. My guides often get removed from the case and hauled out to the job-sites while attached to the router. Early, foggy mornings and those sudden summer-time cloud bursts, expose my tools to far more of the elements than I like. So maybe,, it's my fault. But brass just hasn't let me down yet.

Search "brass template guide set" and be amazed at the difference in price and the fact of the quality of these "no-brand" guides. Occasionally you may need to shine them up a little, but being solid brass, that's not a big problem. I've used both steel and brass on door hinge templates, dovetail templates, stair tread templates and strike plate templates. Brass just slides easier, smoother. On dovetail templates, especially plastic and soft aluminum the brass guides show less wear on the surfaces that the guides contact.

I'm sorry P.C. ,,, I can't recommend these guides.

I saw a review with a problem, the steel guides were too long and reached past the bottom of the dovetail template. With brass you can simply file the guide down to size to get the right length. Simple.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

70. The sign was very cheaply made. When lit up you can see the bulbs on the inside poor design. Would be a good buy if it were led so it would stand out better and wouldn't be able to see the light bulbs.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

71. We have three ipads. Purchased in case of emergency. Have not actually used kit. Hope that we never have to.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

72. This is simply the best product in its class. It is sturdy, well-designed and light-weight. I've bought them for family, too, and have heard nothing but raves from everyone. Highly recommended.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

73. Quick and easy installation and application. Used this on my most recent project and it did a stellar job, highly recommended if you need an edge guide for your PC router.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

74. perfect

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

75. Bought this so I can do reading assignments while waiting in my car for my daughter to get out of dance. I love the option of having two brightness levels. The flexibility is great too, it clips on my steering wheel and I can adjust it just right.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

76. I really want to like this light. It is good and plenty bright. The flexible arm is a nice idea, but it isn't stiff enough and rotates or bends occasionally when you don't want it to. Also, the clip isn't strong/sticky enough and slips around when you hold the book sideways. Those are two fairly huge flaws in an otherwise seemingly well-engineered product.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

77. Super bright light...almost a little too bright. It has two settings so that helps a little. My husband said it didn't bother him while I was reading in bed. Excellent purchase for night readers!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

78. I bought this for my 8 year old so she could read in bed. She uses it every night, and now her four year old sister and dad try to steal it from her all the time to use it. The light is bright enough that you can easily see your entire book with it (not just a page like some book lights) and it clips on to something so you can adjust it how you want to lay.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

79. Bulbs are bright. Shipping fast, great price. Bulbs match OEM in color and brightness.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

80. So far, the bulbs work per my expectation. You can't beat the price. I used to buy Intermatic bulbs for ~\$8 each from HomeDepot and got tired of replacing them when they go out. My close examination of failed bulb revealed that Intermatic is using a shoddy material for the pins - every single bulb's pin corrode and break off within a few months even with a light usage. In each case, bulb filament is perfectly fine but the pin breakage at the neck makes the bulb useless. I can't help think Intermatic may be doing this intentionally. Anyway, I'll carefully keep track of how long CBconcept bulbs would last, but even if they only last as long as Intermatic brand, with the price of less than \$1 each, shame on you Intermatic!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

81. I bought this for my aging parents, who still love to read and do crossword/Sudoku puzzles in front of the TV. The room is somewhat dark, so a much needed item. They both rave about this light- so much so that I had to order a second one so they would each have their own. Dad says very bright, even light. Step-mom loves it for her kindle. They are very happy with it, so I'm thrilled. Typical (excellent) Amazon delivery.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

82. Two brightness settings, a stingy use of battery life, a neck that is both easily positionable and stays in place, and a nice strong base that holds tight or stands on its own.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

83. Prefect little lamp for my bed side. Very flexible and easy to use.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

84. If you plan to use this light (or any light, very likely) with the Kindle, you will find a problem with "spotlighting." The Kindle's screen is just reflective enough to cause a bright splash across the page when a book light is pointed directly at it. It's impossible to read through the brightness. This book light has a goose neck, so it can be used successfully if you angle it a bit, so that only the edge of the circle of light illuminates the page. The drawback is that the light is no longer as local, and may disturb those around you if you are using the light to read at night.

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

85. I love, love, love this belt, it fits me perfectly, easy to adjust. It is hard these days to find belts that aren't made out of leather and the canvas variety have grown tired, this belt is great, get compliments all the time. Def buy a similar one soon

- ☐ Subjective

- ☐ Objective

86. Over the years, I have purchased and used four of these great little lights. I use them to read mostly, but they have come in handy when a flashlight was not readily available. I've always been happy with this product, but this last one I bought, the Might Bright XtraFlex2 light (purple), actually broke on me. I was removing it from a book and when I pushed down on the clip to remove it, half of the clip just broke completely off, so it is no longer usable as a book light.

Would I purchase another one? I am doing just that right now to replace the defective one. I still believe these are great products and will continue to use them.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

87. I needed one. I got 10. The one worked. Inexpensive.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

88. regular product

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

89. They work fine and the price was great. I can't say anything about longevity of the bulbs. I'll try to update the review if they don't last.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

90. This has two light bulbs and is really very good. The clip is larger than some of the others and holds better. The light is so bright. I am really impressed.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

91. This is my second Mighty Bright light as the first one broke after a couple of years of use. I like that it has two levels of brightness and is very adjustable. A set of batteries lasts about a month depending on the amount of use (duh). I use mine about 30 minutes a night. I only give four stars due to the broken clip spring on the original but this one is good so far.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

92. I purchased this product to fix a Avon Christmas House that needed a light. This was the correct bulb but the two prongs that you use to plug into the base on the ornament were bigger than what these had. I was able to get it working with a little ingenuity on my part. (I glued a small piece of wire next to the thin ones that were on this bulb) So far it works fine.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

93. Great little nightstand light. I use it for not only books, but every night for my nightstand. My wife doesn't like me to have anything real bright on and this works perfect. Using rechargeable batteries, so it's not costing much, but it lasts for weeks on one charge for me.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

94. Good, very useful!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

95. EXCELLENT PRODUCT AND A VERY pleasant online shopping experience !!!

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

96. I've owned lots of book lights over the years and this one is the best hands down. I've had NO problems with it. I like that the brightness is adjustable. Unlike another reviewer, I have no problem with the coil. Stays put for me! I would recommend to anyone.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

97. Got 10 bulbs for price of 2 at retail stores.

Love the packaging. Individual boxes, with each bulb in a little plastic bag. Held bulb in plastic bag while inserting prongs into the outlet of my microwave ( touching halogen bulbs lowers the life of the bulb). If the bulbs last , I have decades of bulbs protected in neat boxes (vs having to

dig through the junk drawer two years later for the other bulb that fell out of its opened plastic package).

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

98. I love it. It is a good quality light. Batteries included, 3AAA. It has 2 little lights so you can have it softer or stronger

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

99. Halogen bulbs can be costly, and so far, these inexpensive ones are fine. Being frosted does not cut down on visibility. I am very pleased with this purchase.

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

100. Two brightness settings + lenses evenly distribute light + LED bulbs last forever + uses standard batteries + sturdy bookclip + infinitely repositionable gooseneck = happy reader

- ☐ Subjective
- ☐ Objective

## BIBLIOGRAPHIE

- Abiodun, O. I., Jantan, A., Omolara, A. E., Dada, K. V., Mohamed, N. A., et Arshad, H. (2018). State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey. *Heliyon*, 4(11).
- Abiodun, O. I., Jantan, A., Omolara, A. E., Dada, K. V., Umar, A. M., Linus, O. U., Arshad, H., Kazaure, A. A., Gana, U. et Kiru, M. U. (2019). Comprehensive review of artificial neural network applications to pattern recognition. *IEEE Access*, 7, 158820-158846.
- Alantari, H. J., Currim, I. S., Deng, Y., et Singh, S. (2022). An empirical comparison of machine learning methods for text-based sentiment analysis of online consumer reviews. *International Journal of Research in Marketing*, 39(1), 1-19.
- Ali, H., Hashmi, E., Yayilgan Yildirim, S., et Shaikh, S. (2024). Analyzing Amazon products sentiment: A comparative study of machine and deep learning, and transformer-based techniques. *Electronics*, 13(7), 1305.
- Aljedaani, W., Rustam, F., Mkaouer, M. W., Ghallab, A., Rupapara, V., Washington, P. B., Lee, E. et Ashraf, I. (2022). Sentiment analysis on Twitter data integrating TextBlob and deep learning models: The case of US airline industry. *Knowledge-Based Systems*, 255, 109780.
- Aljuhani, S. A., et Alghamdi, N. S. (2019). A comparison of sentiment analysis methods on Amazon reviews of Mobile Phones. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10(6).
- Alkasassbeh, M., Altarawneh, G. A., et Hassanat, A. (2015). On enhancing the performance of nearest neighbour classifiers using hassanat distance metric. arXiv:1501.00687.
- Al-Mejibli, I. S., Alwan, J. K., et Abd Dhafar, H. (2020). The effect of gamma value on support vector machine performance with different kernels. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 10(5), 5497.
- Alzate, M., Arce-Urriza, M., et Cebollada, J. (2021). Online Reviews and Product Sales: The Role of Review Visibility. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 16(4), 638-669.
- Bagozzi, R. P., Gopinath, M., et Nyer, P. U. (1999). The role of emotions in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 27(2), 184-206.

- Barbado, R., Araque, O., et Iglesias, C. A. (2019). A framework for fake review detection in online consumer electronics retailers. *Information Processing and Management*, 56(4), 1234–1244.
- Baxendale, S., Macdonald, E. K., et Wilson, H. N. (2015). The impact of different touchpoints on brand consideration. *Journal of Retailing*, 91(2), 235-253.
- Beck, B. B., Wuyts, S., et Jap, S. (2024). Guardians of trust: How review platforms can fight fakery and build consumer trust. *Journal of Marketing Research*, 61(4), 682-699.
- Berger, J., Humphreys, A., Ludwig, S., Moe, W.W., Netzer, O. et Schweidel, D.A. (2020) Uniting the Tribes: Using Text for Marketing Insight. *Journal of Marketing*, 84(1), 1-25.
- Bird, S., Klein, E., et Loper, E. (2009). *Natural language processing with Python: analyzing text with the natural language toolkit*. O'Reilly Media.
- Birjali, M., Kasri, M., et Beni-Hssane, A. (2021). A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends. *Knowledge-Based Systems*, 226, 107134.
- Bojić, L., Zagovora, O., Zelenkauskaitė, A., Vuković, V., Čabarkapa, M., Veseljević Jerković, S., et Jovančević, A. (2025). Comparing large language models and human annotators in latent content analysis of sentiment, political leaning, emotional intensity and sarcasm. *Scientific Reports*, 15(1), 11477.
- Brakus, J. J., Schmitt, B. H., et Zarantonello, L. (2009). Brand experience: what is it? How is it measured? Does it affect loyalty?. *Journal of Marketing*, 73(3), 52-68.
- Cambria, E., Das, D., Bandyopadhyay, S., et Feraco, A. (2017). Affective computing and sentiment analysis. Dans *A practical guide to sentiment analysis* (pp. 1-10). Springer.
- Chandler, A.D. (1972) *Stratégies et structures de l'entreprise*. Éditions d'Organisation.
- Chen, T., Samaranayake, P., Cen, X., Qi, M., et Lan, Y. C. (2022). The impact of online reviews on consumers' purchasing decisions: Evidence from an eye-tracking study. *Frontiers in Psychology*, 13, 865702.
- Chen, Y., Sun, N., Li, Y., Peng, R., et Habibi, A. (2025). Text classification using SVD, BERT, and GRU optimized by improved Seagull optimization (ISO) algorithm. *AIP Advances*, 15(6).
- Cheung, C. M., et Thadani, D. R. (2012). The impact of electronic word-of-mouth communication: A literature analysis and integrative model. *Decision support systems*, 54(1), 461-470.

- Chevalier, J. A., et Mayzlin, D. (2006). The effect of word of mouth on sales: Online book reviews. *Journal of Marketing Research*, 43(3), 345-354.
- Daeli, N. O. F., et Adiwijaya, A. (2020). Sentiment analysis on movie reviews using Information gain and K-nearest neighbor. *Journal of Data Science and Its Applications*, 3(1), 1-7.
- Darley, W.K., Blankson, C. et Luethge, D.J. (2010). Toward an integrated framework for online consumer behavior and decision making process: A review. *Psychology & Marketing*, 27(2), 94-116.
- Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., et Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24-42.
- Dellarocas, C. (2003). The digitization of word of mouth: Promise and challenges of online feedback mechanisms. *Management Science*, 49(10), 1407-1424.
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., et Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. Dans *Proceedings of the 2019 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics: human language technologies (volume 1, pp. 4171-4186)*.
- Dey, S., Wasif, S., Tonmoy, D. S., Sultana, S., Sarkar, J., et Dey, M. (2020). A comparative study of support vector machine and naive Bayes classifier for sentiment analysis on amazon product reviews. Dans *2020 International Conference on Contemporary Computing and Applications (IC3A)* (pp. 217-220). Lucknow, India.
- Explosion AI. (2023). spaCy: Industrial-strength natural language processing in Python. <https://spacy.io>
- Feldman, R. (2013). Techniques and applications for sentiment analysis. *Communications of the ACM*, 56(4), 82-89.
- Fernandes, S., Panda, R., Venkatesh, V. G., Swar, B. N., et Shi, Y. (2022). Measuring the impact of online reviews on consumer purchase decisions—A scale development study. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 68, 103066.
- Gasparetto, A., Marcuzzo, M., Zangari, A., et Albarelli, A. (2022). A Survey on Text Classification Algorithms: From Text to Predictions. *Information*, 13(2). 83.
- Gavilan, D., Avello, M., et Martinez-Navarro, G. (2018). The influence of online ratings and reviews on hotel booking consideration. *Tourism Management*, 66, 53-61.

- Gentile, C., Spiller, N., et Noci, G. (2007). How to sustain the customer experience: An overview of experience components that co-create value with the customer. *European management journal*, 25(5), 395-410.
- Ghojogh, B., et Crowley, M. (2019). The theory behind overfitting, cross validation, regularization, bagging, and boosting: tutorial. arXiv:1905.12787
- Ghose, A., Ipeirotis, P. G., et Li, B. (2012). Designing ranking systems for hotels on travel search engines by mining user-generated and crowdsourced content. *Marketing Science*, 31(3), 493-520.
- Gibson, J.J. (1979). *The Ecological Approach to Visual Perception*. Houghton Mifflin, Boston. (Présentement publié par Lawrence Erlbaum, Hillsdale, NJ).
- Gope, J. C., Tabassum, T., Maburur, M. M., Yu, K., et Arifuzzaman, M. (2022). Sentiment analysis of Amazon product reviews using machine learning and deep learning models. Dans *2022 International Conference on Advancement in Electrical and Electronic Engineering (ICAEEE)* (pp.1-6). Gazipur, Bangladesh.
- Gupta, S., et Gupta, A. (2019). Dealing with noise problem in machine learning data-sets: A systematic review. *Procedia Computer Science*, 161, 466–474.
- Gutt, D., Neumann, J., et Kundisch, D. (2019). Design of review systems—A strategic instrument to shape online reviewing behavior and economic outcomes. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 104-117.
- Han, J., Pei, J., et Tong, H. (2022). *Data mining: concepts and techniques*. Morgan Kaufmann.
- Hanelt, A., Bohnsack, R., Marz, D., et Antunes Marante, C. (2020). A systematic review of the literature on digital transformation: insights and implications for strategy and organizational change. *Journal of Management Studies*, 58(5), 1159-1197.
- Haque, T. U., Saber, N. N., et Shah, F. M. (2018). Sentiment analysis on large scale Amazon product reviews. Dans *2018 IEEE International Conference on Innovative Research and Development (ICIRD)* (pp. 1-6). Bangkok, Thailand.
- Hartmann, J., Heitmann, M., Siebert, C et Schamp, C. (2023) More than a feeling: Accuracy and application of sentiment analysis. *International Journal of Research in Marketing*, 40(1), 57-87.
- Hartmann, J., Huppertz, J., Schamp, C., et Heitmann, M. (2019). Comparing automated text classification methods. *International Journal of Research in Marketing*, 36(1), 20-38.
- Hassija, V., Chamola, V., Mahapatra, A., Singal, A., Goel, D., Huang, K., Scardapane, S., Spinelli, I. et Mufti Mahmudet Hussain, A. (2024). Interpreting black-box models:

- a review on explainable artificial intelligence. *Cognitive Computation*, 16(1), 45-74.
- He, S., Hollenbeck, B. et Proserpio, D. (2022). The market for fake reviews. *Marketing Science*, 41(5), 896-921.
- Hickman, C., Marks, E., Pihkala, P., Clayton, S., Lewandowski, E., Mayall, E.E., Wray, B., Mellor, C. et van Susteren, L. (2021) Climate anxiety in children and young people and their beliefs about government responses to climate change: a global survey, *The Lancet Planetary Health*, 5(12), E863-E873.
- Holbrook, M. B., et Hirschman, E. C. (1982). The experiential aspects of consumption: Consumer fantasies, feelings, and fun. *Journal of Consumer Research*, 9(2), 132-140.
- Howard, J. A., et Sheth, J. N. (1969). *The theory of buyer behavior*.
- Hu, N., Bose, I., Gao, Y., et Liu, L. (2011). Manipulation in digital word-of-mouth: A reality check for book reviews. *Decision Support Systems*, 50(3), 627-635.
- Hu, N., Bose, I., Koh, N. S., et Liu, L. (2012). Manipulation of online reviews: An analysis of ratings, readability, and sentiments. *Decision Support Systems*, 52(3), 674-684.
- Hutto, C., et Gilbert, E. (2014). Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. Dans *Proceedings of the international AAAI conference on web and social media (Vol. 8, No. 1, pp. 216-225)*.
- Ismagilova, E., Slade, E. L., Rana, N. P., et Dwivedi, Y. K. (2020). The effect of electronic word of mouth communications on intention to buy: A meta-analysis. *Information Systems Frontiers*, 22(5), 1203-1226.
- Jagdale, R.S., Shirsat, V.S. et Deshmukh, S.N. (2019). *Sentiment Analysis on Product Reviews Using Machine Learning Techniques*. Dans: Mallick, P., Balas, V., Bhoi, A., Zobaa, A. (dir.) *Cognitive Informatics and Soft Computing. Advances in Intelligent Systems and Computing (vol 768)*. Springer.
- Jain, A., Sharma, R., & Ahuja, L. (2021). Sentiment analysis of social media data using machine learning approaches for the measurement of hate and racist speech. *Information Processing & Management*, 58(1), 102-117.
- Jain, P. K., Pamula, R., et Srivastava, G. (2021). A systematic literature review on machine learning applications for consumer sentiment analysis using online reviews. *Computer Science Review*, 41, 100413.
- Jensen, F. V., et Nielsen, T. D. (2007). *Bayesian networks and decision graphs (Vol. 2)*. Springer.

- Jensen, T. B., Larsen, M. H., et Thorseng, A. A. (2021). The politics of designing for data-driven customer engagement: Reconsidering customer relationship management through data intermediaries. *Information Systems Journal*, 31(1), 128-155.
- Joachims, T. (1998). Text categorization with support vector machines: Learning with many relevant features. Dans *European conference on machine learning* (pp. 137-142). Berlin. Springer.
- Jordan, M. I., et Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260.
- Joudeh, J. M., Omeish, F., Alharthi, S., Abu-Loghod, N. A., Zamil, A. M., et Joudeh, A. H. M. (2024). Exploring the impact of E-WOM information via social media on customer purchasing decision: A mediating role of customer satisfaction. *Data and Metadata*, 3, 449.
- Kadhim, A. I. (2019). Survey on supervised machine learning techniques for automatic text classification. *Artificial Intelligence Review*, 52(1), 273-292.
- Karami, A., Lundy, M., Webb, F., et Dwivedi, Y. K. (2020). Twitter and research: A systematic literature review through text mining. *IEEE Access*, 8, 67698-67717.
- Khurana, D., Koli, A., Khatter, K., et Singh, S. (2023). Natural language processing: state of the art, current trends and challenges. *Multimedia Tools and Applications*, 82(3), 3713–3744.
- Kumar, P. D., Amgoth, T. et Annavarapu, C. S. R. (2019). Machine learning algorithms for wireless sensor networks: a survey. *Information Fusion*, 49, 1–25.
- Lawani, O., Reed, K., Markey, P., et Kirakowski, J. (2019). Changes in product evaluations over time: The impact of prior experience and reputation. *International Journal of Market Research*, 61(3), 225-238.
- Lemon, K. N., et Verhoef, P. C. (2016). Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey. *Journal of Marketing*, 80(6), 69-96.
- Li, K., Chen, Y., et Zhang, L. (2020). Exploring the influence of online reviews and motivating factors on sales: A meta-analytic study and the moderating role of product category. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 55, 102107.
- Liu, B. (2020) *Sentiment analysis : Mining opinions, sentiments, and emotions*. (2e éd.). Cambridge University Press.
- Liu, B. (2009). Opinion mining. Dans *Encyclopedia of Database Systems* (pp. 1986-1990). Springer.

- Liu, R. R., et Zhang, W. (2010). Informational influence of online customer feedback: An empirical study. *Journal of Database Marketing & Customer Strategy Management*, 17(2), 120-131.
- Manning, C. D., Raghavan, P., et Schütze, H. (2008). *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press.
- Manning, C., et Schutze, H. (1999). *Foundations of statistical natural language processing*. MIT Press.
- Maynard, D.G. et Greenwood, M.A. (2014) Who cares about sarcastic tweets? Investigating the impact of sarcasm on sentiment analysis. Dans *LREC 2014 Proceedings. Language Resources and Evaluation Conference (LREC)*, Reykjavik, Iceland.
- Mayzlin, D., Dover, Y., et Chevalier, J. (2014). Promotional Reviews: An Empirical Investigation of Online Review Manipulation. *American Economic Review*, 104(8), 2421-2455.
- McKinney, W. (2010). Data structures for statistical computing in Python. *SciPy*, 445(1), 51-56.
- Mehraliyev, F., Choi, Y., et King, B. (2022). The impact of review response effort and length on online ratings: An investigation of the signaling theory. *Tourism Management*, 88, 104396.
- Meyer, C., et Schwager, A. (2007). Understanding customer experience. *Harvard Business Review*, 85(2), 116.
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., et Dean, J. (2013). Efficient estimation of word representations in vector space. arXiv:1301.3781.
- Mintzberg, H. (2007) *Tracking strategy : Towards a general theory*, Oxford University Press.
- Montoyo, A., Martínez-Barco, P., et Balahur, A. (2012). Subjectivity and sentiment analysis: an overview of the current state of the area and envisaged developments. *Decision Support Systems*, 53(4), 675–679.
- Moon, S., Kim, M. Y., et Iacobucci, D. (2021). Content analysis of fake consumer reviews by survey-based text categorization. *International Journal of Research in Marketing*, 38(2), 343-364.
- Moors, A., Ellsworth, P. C., Scherer, K. R., et Frijda, N. H. (2013). Appraisal theories of emotion: State of the art and future development. *Emotion review*, 5(2), 119-124.

- Mozetič, I., Grčar, M., et Smailović, J. (2016). Multilingual Twitter sentiment classification: The role of human annotators. *PloS one*, 11(5), e0155036.
- Naatus, M. K. (2014). The Yelp effect: Impact of online reputation in the digital era. *International Journal of Business & Applied Sciences*, 3(2), 49-61.
- Nandwani, P., et Verma, R. (2021). A review on sentiment analysis and emotion detection from text. *Social Network Analysis and Mining*, 11(1), 81.
- Nath, D. et Dwivedi, S.K. (2024) Aspect-based sentiment analysis: approaches, applications, challenges and trends. *Knowledge and Information Systems*, 66, 7261–7303.
- Ni, J., Li, J., et McAuley, J. (2019). Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP) [Jeu de données].  
[https://cseweb.ucsd.edu/~jmcauley/datasets/amazon\\_v2/](https://cseweb.ucsd.edu/~jmcauley/datasets/amazon_v2/)
- Organisation de coopération et de développement économiques (OCDE). (2023). *Key issues in digital trade review*. Dans *OECD Global Forum on Trade 2023: Making digital trade work for all*.
- Pang, B., et Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2(1-2), 1-135.
- Park, D. H., et Kim, S. (2008). The effects of consumer knowledge on message processing of electronic word-of-mouth via online consumer reviews. *Electronic Commerce Research and Applications*, 7(4), 399-410.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., O.Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M. et Duchesnay, É. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825-2830.
- Pessoa, L. (2017). A network model of the emotional brain. *Trends in Cognitive Sciences*, 21(5), 357-371.
- Pocchiari, M., Proserpio, D., et Dover, Y. (2025). Online reviews: A literature review and roadmap for future research. *International Journal of Research in Marketing*, 42(2), 275-297.
- Pooja, K., et Upadhyaya, P. (2024). What makes an online review credible? A systematic review of the literature and future research directions. *Management Review Quarterly*, 74, 627–659.
- Porter, M. E. (1997) Plaidoyer pour un retour de la stratégie, *L'expansion Management Review*, 84.

- Poria, S., Hazarika, D., Majumder, N., et Mihalcea, R. (2023). Beneath the Tip of the Iceberg: Current Challenges and New Directions in Sentiment Analysis Research. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 14(1), 108–132.
- Probst, P., Wright, M. N., et Boulesteix, A.-L. (2019). Hyperparameters and tuning strategies for random forest. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 9, e1301.
- Rambocas, M., et Pacheco, B. G. (2018). Online sentiment analysis in marketing research: a review. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 12(2), 146-163.
- Rathor, A. S., Agarwal, A., et Dimri, P. (2018). Comparative Study of Machine Learning Approaches for Amazon Reviews. *Procedia Computer Science*, 132, 1552-1561.
- Ravi, K., et Ravi, V. (2015). A survey on opinion mining and sentiment analysis: tasks, approaches and applications. *Knowledge-Based Systems*, 89, 14–46.
- Ray, S. (2019). A quick review of machine learning algorithms. Dans *International conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITCon)* (pp. 35-39). IEEE.
- Reyes-Menendez, A., Saura, J. R., et Filipe, F. (2019). The importance of behavioral data to identify online fake reviews for tourism businesses: A systematic review. *Sustainability*, 11(24), 6789.
- Richins, M. L. (1997). Measuring emotions in the consumption experience. *Journal of consumer research*, 24(2), 127-146.
- Sadik, M. R., Himu, U. H., Uddin, I. I., Abubakkar, M., Karim, F., et Borna, Y. A. (2025). Aspect-based sentiment analysis of Amazon product reviews using machine learning models and hybrid feature engineering. Dans *2025 International Conference on New Trends in Computing Sciences (ICTCS)* (pp. 251-256). IEEE.
- Salton, G., Wong, A., et Yang, C. S. (1975). A vector space model for automatic indexing. *Communications of the ACM*, 18(11), 613-620.
- Scherer, K. R. (2005). What are emotions? And how can they be measured?. *Social science information*, 44(4), 695-729.
- Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61, 85-117.
- Schmitt, B. (1999). Experiential marketing. *Journal of Marketing Management*, 15(1-3), 53-67.
- Sebastiani, F. (2002). Machine learning in automated text categorization. *ACM computing Surveys (CSUR)*, 34(1), 1-47.

- Shah, B. K., Jaiswal, A. K., Shroff, A., Dixit, A. K., Kushwaha, O. N., et Shah, N. K. (2021). Sentiments detection for Amazon product review. Dans *2021 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI)* (pp. 1-6). Coimbatore, India.
- Siino, M., Tinnirello, I., et La Cascia, M. (2024). Is text preprocessing still worth the time? A comparative survey on the influence of popular preprocessing methods on Transformers and traditional classifiers. *Information Systems*, 121, 102342.
- Singh, U., Saraswat, A., Azad, H. K., Abhishek, K., et Shitharth, S. (2022). Towards improving e-commerce customer review analysis for sentiment detection. *Scientific Reports*, 12(1), 21983.
- Skinner, W. (1969) Manufacturing-missing link in corporate strategy, *Harvard Business Review*, Mai-Juin, 136-145.
- Srivastava D. K. et Bhambhu, L. (2010). Data classification using support vector machine. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 12(1), 1–7.
- St-Vincent Villeneuve, A. (2024a). *Refinement of Cancer Detection: Maximizing Precision through Categorized Typology*. 4th International Research Day on Artificial Intelligence 2024 (JIRIA), Paris, France.
- St-Vincent Villeneuve, A. (2024b). *Optimisation de l'IA pour la détection du cancer : Variabilité entre les catégories de cancers dans la précision diagnostique*. 12e Journée scientifique, Centre de recherche NeuroQAM, Montréal, Canada.
- St-Vincent Villeneuve, A. (2025a). Machine learning-driven analysis of online review subjectivity: Impact on the consumer purchasing cycle and business strategy. Dans *Proceedings of AMCIS 2025*. Association for Information Systems. Montréal, Canada.
- St-Vincent Villeneuve, A. (2025b). *IA appliquée au dépistage du cancer du sein : développement d'un prototype autonome*. FHU Target - International Scientific Days 2025, Fédérations Hospitalo-Universitaires (FHU), Strasbourg, France.
- St-Vincent Villeneuve, A. (2026). Empirical validation of online comment subjectivity analysis leveraging TextBlob: A comparison between automatic annotation and human evaluation. Dans *Proceedings of the 3rd International Conference on Artificial Intelligence, Computer, Data Sciences and Applications (ACDSA)*, IEEE Xplore. Boracay, Philippines
- St-Vincent Villeneuve, A. et Plaisent, M. (2023). Framework for Choosing a Supervised Machine Learning Method for Classification Based on Object Categories : Classifying Subjectivity of Online Comments by Product Categories. Dans *IAIT '23: Proceedings of the 13th International Conference on Advances in Information Technology*. Association for Computing Machinery (ACM), Bangkok, Thailand.

- Suanpang, P., Jamjuntr, P. et Kaewyong, P. (2021). Sentiment analysis with a TextBlob package implications for tourism. *Journal of Management Information and Decision Sciences*, 24, 1-9.
- Tan, W., Wang, X., et Xu, X. (2018). Sentiment analysis for Amazon reviews. Dans *Proceedings of International Conference* (pp. 1-5). Stanford University.
- Tao, Z., Zhao, Z., Li, C., et Guo, Q. (2020). A sentiment analysis and word cloud visualization of consumer evaluations of food and drug packaging. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(10), 3456.
- Treviso, M., Lee, J. U., Ji, T., Aken, B. V., Cao, Q., Ciosici, M. R., Hassid, M., Heafield, K., Hooker, S., Raffel, C., Martins, P. H., Martins, A. F. T., Forde, J. Z., Milder, P., Simpson, E., Slonim, N., Dodge, J., Strubell, E., Balasubramanian, N., Derczynski, L., Gurevych, I. et Schwartz, R. (2023). Efficient methods for natural language processing: A survey. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 11, 826-860.
- Uddin, S., Haque, I., Lu, H., Moni, M. A., et Gide, E. (2022). Comparative performance analysis of K-nearest neighbour (KNN) algorithm and its different variants for disease prediction. *Scientific Reports*, 12(1), 6256.
- Usai, A., Fiano, F., Petruzzelli, A. M., et Paoloni, P. (2018). A literature review on knowledge management in SMEs. *Knowledge Management Research & Practice*, 16(2), 229-241.
- Uttley, J. (2019). Power Analysis, Sample Size, and Assessment of Statistical Assumptions—Improving the Evidential Value of Lighting Research. *LEUKOS*, 15(2-3), 143-162.
- van Giffen, B., Herhausen, D., et Fahse, T. (2022). Overcoming the pitfalls and perils of algorithms: A classification of machine learning biases and mitigation methods. *Journal of Business Research*, 144, 93-106.
- Vendemia, M. A. (2017). (Re) Viewing reviews: effects of emotionality and valence on credibility perceptions in online consumer reviews. *Communication Research Reports*, 34(3), 230-238.
- Verma, S., Sharma, R., Deb, S., et Maitra, D. (2021). Artificial intelligence in marketing: Systematic review and future research direction. *International Journal of Information Management Data Insights*, 1(1), 100002.
- Wang, S., Cunningham, N. R., et Eastin, M. S. (2015). The Impact of eWOM Message Characteristics on the Perceived Effectiveness of Online Consumer Reviews. *Journal of Interactive Advertising*, 15(2), 151-159.

- Wankhade, M., Rao, A. C. S., et Kulkarni, C. (2022). A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 55(7), 5731–5780.
- Wassan, S., Chen, X., Shen, T., Waqar, M., et Jhanjhi, N. Z. (2021). Amazon product sentiment analysis using machine learning techniques. *Revista Argentina de Clínica Psicológica*, 30(1), 695.
- Watson, F., et Wu, Y. (2022). The impact of online reviews on the information flows and outcomes of marketing systems. *Journal of Macromarketing*, 42(1), 146-164.
- Wickramasinghe, I., et Kalutarage, H. (2021). Naive Bayes: applications, variations and vulnerabilities: a review of literature with code snippets for implementation. *Soft Computing*, 25(3), 2277-2293.
- Wiebe, J., Bruce, R. F. et O'Hara, T. P. (1999). Development and use of a gold-standard data set for subjectivity classification. Dans *Proceedings of the 37th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics* (pp. 246–253).
- Wiebe, J., et Mihalcea, R. (2006). Word sense and subjectivity. Dans *Proceedings of the 21st International Conference on Computational Linguistics and 44th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, (p. 1065-1072).
- Xiao, Y., Qi, C., et Leng, H. (2021). Sentiment analysis of Amazon product reviews based on NLP. Dans *2021 4th International Conference on Advanced Electronic Materials, Computers and Software Engineering (AEMCSE)* (pp. 1218-1221). IEEE.
- Ying, X. (2019). An overview of overfitting and its solutions. *Journal of Physics: Conference series*, 1168, 022022. IOP Publishing.
- Zhang, K. Z., Zhao, S. J., Cheung, C. M. et Lee, M. K. (2014). Examining the influence of online reviews on consumers' decision-making: A heuristic–systematic model. *Decision Support Systems*, 67, 78-89.
- Zhang, Y., Bian, J., et Zhu, W. (2013). Trust fraud: A crucial challenge for China's e-commerce market. *Electronic Commerce Research and Applications*, 12(5), 299-308.
- Zheng, L. (2021). The classification of online consumer reviews: a systematic literature review and integrative framework. *Journal of Business Research*, 135, 226–251.

## GLOSSAIRE

| Terme                | Définition                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                         |
|----------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Commentaire en ligne | Les commentaires en ligne sont des évaluations de produits ou de services rédigées par des pairs et publiées sur le site web de l'entreprise ou sur des sites tiers. La communication interpersonnelle via Internet est appelée bouche-à-oreille électronique (eWOM). Un avis en ligne est une forme d'eWOM. Il existe différents canaux de diffusion de l'eWOM, tels que les réseaux sociaux, les forums d'opinion, les plateformes d'avis et les blogs (Pooja & Upadhyaya, 2024) |
| Objectivité          | Un commentaire objectif est constitué d'éléments factuels et vérifiables concernant un produit ou un service (Liu, 2020)                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           |
| Polarité             | La polarité correspond à la direction émotionnelle du commentaire du consommateur, soit négatif, neutre ou positif (Nath & Dwivedi 2024).                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          |
| Subjectivité         | Un commentaire subjectif sur un produit ou un service repose sur des opinions ou des jugements personnels (Liu, 2020)                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |
| Ton                  | Le ton détermine le style expressif du commentaire du consommateur par exemple la joie, l'enthousiasme, la colère (Liu, 2020)                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      |
| Valence              | La valence concerne la dimension psychologique continue d'un commentaire, allant du très négatif au très positif (Wang <i>et al.</i> , 2015)                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                       |