

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ MOHAMMED SEDDIK BENYAHIA
JIJEL
FACULTÉ DE SCIENCES EXACTES ET D'INFORMATIQUE



Memoire de fin d'études pour l'obtention du
diplôme Master en Informatique

Option : Informatique légale et multimédia

Thème

**Attaque par ingénierie sociale :
les fake news et l'exploitation des émotions**

Présenté par :

- KHEDIMALLAH Nada

Encadré par

- Mr.BOUTEFARA Tarek

Année Universitaire 2021-2022

Dédicace

C'est avec un énorme plaisir, un cœur ouvert et une immense joie, que je dédie ce modeste travail à mes chers et respectueux parents :

*Ma très chère **Mère**, à qui je dois beaucoup pour ces sacrifices, son amour, son aide et son soutien afin de me voir parvenir à ce que je suis devenue aujourd'hui*

*A mon **père**, mon idole, qui a consenti beaucoup de sacrifices pour assurer mon éducation, qui a fait ma vie pleine du bonheur. L'amour que j'éprouve envers vous est incommensurable, Papa Je t'aime du plus profond de mon cœur.*

*A mes yeux, la plus brillante de toutes, mes trois sœurs **Loubna, Hadil, Aya** et mon cher frère **Mohamed**, que Dieu les préserve et les procure la longue vie.*

*A mon encadreur : Monsieur **BOUTEFARA Tarek** qui m'a donné la force et le courage d'accomplir ce projet.*

*À tous mes amies, et spécialement **Khadidja, Amina, widad, Redouane, Rania** pour leur soutien. Je vous dirais tout simplement, un grand merci.*

*À **moi-même**, pour ne pas avoir abandonné, je suis très fière de moi !*

Pour une sincérité si merveilleuse... jamais oubliable.

Nada



Remerciements



Avant tout, je remercie mon Dieu Tout-Puissant, qui m'a donné la force, la foi, la santé, la volonté et conseils pour accomplir ce modeste travail.

*Je tiens particulièrement à remercier mon superviseur **M. Tarek Boutefara** pour m'avoir encadré, aidé, guidé, fait confiance et encouragé tout au long de mon travail.*

Grâce à ses instructions, le travail a été fait correctement. Je tiens également à remercier les membres du jury qui ont accepté d'examiner et participer au jury de mon travail.

J'en profite pour exprimer ma gratitude à nos professeurs d'informatiques départements de l'Université de Jijel, qui ont assuré ma formation durant mon cycle universitaire.

Je tiens à exprimer mes sincères remerciements à tous ceux qui ont contribué à une voie ou une autre à la réalisation de cette thèse.

Ma plus profonde gratitude va à ma famille, qui a pu m'approcher sans lâcher prise pendant toutes ces longues années d'études.

À tous ces contributeurs, j'offre mes remerciements, mon respect, mon appréciation et mon admiration.

ﻛﻪﺩﯨﻤﺎﻟﻼﻩ ﻧﺎﺩﺍ



Résumé

Avec l'émergence de l'utilisation de l'internet et des TIC, et suite à la demande croissante et continue d'information, le phénomène de fausses informations a connu une large propagation en influençant négativement des différents secteurs de vie moderne. Ainsi, il est devenu une nécessité de développer des solutions pour la détection et la suspension de la dissémination de ce type d'informations circulant sur le web et les plateformes sociales. Comme ce problème est difficile à gérer manuellement, de nombreuses applications et systèmes ont déjà été développés pour le résoudre automatiquement.

Dans ce projet, nous nous intéresserons à l'aspect émotionnel des « Fake News ». Cet aspect peut être la réponse pour comprendre le mécanisme de propagation de ces fausses informations sur les réseaux sociaux et les identifier sur la base de cet aspect.

Pour vérifier cette hypothèse, nous avons mené une étude sur un corpus que nous avons construit pour cet objectif. Durant l'étude deux méthodes de classification ont été testées (KNN et SVM) et elles ont donné une précision de 65% et 70% respectivement.

***Mots-clés :** fake news, émotions, propagation, réseaux sociaux.*

Abstract

With the emergence of the use of the Internet and ICT, and following the growing and continuous demand for information, the phenomenon of false information has known a wide spread by negatively influencing different sectors of modern life. Thus, it has become a necessity to develop solutions for the detection and suspension of the dissemination of this type of information circulating on the web and social platforms. Since this problem is difficult to handle manually, many applications and systems have already been developed to solve it automatically.

In this project, we will focus on the emotional aspect of “fake news”. This aspect can be the answer to understand the mechanism of propagation of this false information on social networks and identify them based on this aspect.

To verify this hypothesis, we conducted a study on a corpus that we built for this purpose. During the study two classification methods were tested (KNN and SVM) and they gave an accuracy of 65% and 70% respectively.

Keywords : *fake news, emotions, propagation, social networks.*

TABLE DES MATIÈRES

Table des Matières	I
Table des figures	IV
Introduction général	1
1 Fake news	3
Introduction	3
1.1 Définitions	4
1.1.1 Définition 1	4
1.1.2 Définition 2	4
1.2 L’historique des fake news	4
1.3 Les types des fake news	5
1.4 Aspects sociaux et psychologiques	6
1.5 Processus de détection	7
1.6 Système de détection des fake news	8
1.7 Les dangers des fake news	10
Conclusion	10
2 Affective computing	12
Introduction	12
2.1 Définitions	12
2.1.1 Définition 1	12
2.1.2 Définition 2	12
2.2 Les émotions et l’informatique	13
2.2.1 Médias numériques, émotions et affects	13
2.2.2 Affective Computing	14
2.2.3 Les domaines d’application d’Affective Computing	14
2.2.4 Techniques de détection des émotions	15
2.2.4.1 L’émotion à partir de la parole	15
2.2.4.2 L’émotion à partir des expressions faciales	16
2.2.4.3 L’émotion à partir des gestes et des mouvements du corps	17
2.2.4.4 L’émotion à partir des états physiologiques	18

2.3	Les émotions dans le texte	19
2.3.1	Détection des émotions dans le texte	19
2.3.1.1	Exemple d'un processus global de détection des émotions dans le texte	20
2.3.1.2	Les techniques utilisées pour la détection des émotions dans le texte	20
2.3.2	Les limitations	22
	Conclusion	23
3	L'aspect émotionnel des fake news	24
	Introduction	24
3.1	L'aspect émotionnel des fake news	24
3.2	Systèmes de détection de fake news basés sur l'Analyse des Sentiments	25
3.2.1	L'approche d'Al Rubaian et al.	25
3.2.2	L'approche de Chatterjee et Agarwal	25
3.2.3	L'approche de Del Vicario et al.	25
3.2.4	L'approche de Dai et al.	26
3.2.5	L'approche d'Anoop et al.	26
3.2.6	L'approche de Castillo et Coll	26
3.2.7	L'approche de Ross et Thirunarayan	27
3.2.8	L'approche de Shu et al.	27
3.2.9	L'approche d'Adali	27
	Conclusion	28
4	Problématique, Démarche et Analyse	29
	Introduction	29
4.1	Contexte	30
4.2	Problématique	31
4.3	Proposition	32
4.3.1	Aspect émotionnel dans les fake news	32
4.3.2	Hypothèse	33
4.4	Analyse	33
4.4.1	Démarche orientée données	33
4.4.2	Le Corpus	34
4.4.2.1	Qu'est-ce qu'un corpus ?	34
4.4.2.2	Préparation du corpus	34
4.4.3	Le prétraitement	35
4.4.4	L'extraction des caractéristiques	35
4.4.5	Apprentissage	37
	Conclusion	38
5	Conception	40
	Introduction	40
5.1	Architecture générale	40
5.2	Architecture détaillée	41
	Conclusion	47

6 Réalisation	49
Introduction	49
6.1 Outils utilisés	49
6.1.1 Logiciels utilisés	49
6.1.2 Langages utilisés	49
6.1.3 Bibliothèques utilisées	50
6.2 Implémentation	50
6.3 Les résultats de classification	52
6.4 Discussion des résultats	53
Conclusion	53
Conclusion général	54
Bibliographie	V

TABLE DES FIGURES

1.1	Processus générale de détection	7
1.2	Système de détection de fake news basé sur la machine.	9
1.3	Système de détection de fake news utilisant un modèle hybride.	10
2.1	Architecture du système de reconnaissance des émotions de la parole.	15
2.2	Architecture de base du système de reconnaissance des expressions faciales.	16
2.3	L'analyse de l'expression faciale humaine.	17
2.4	L'émotion à partir des gestes et des mouvements du corps.	18
2.5	Reconnaissance des émotions basée sur les signaux physiologiques.	19
2.6	Flux de processus de détection des émotions.	20
2.7	Technique de repérage de mots-clés.	21
4.1	Processus en cascade.	30
4.2	Architecture des pipelines.	34
4.3	La correspondance entre l'informativité et la fréquence	36
5.1	Architecture générale	41
5.2	Représentation graphique de l'algorithme SVM	47

INTRODUCTION GENERAL

« Fake news désignent une fausse information, bénéficiant le plus souvent d'une large diffusion dans les médias, notamment sur Internet et les réseaux sociaux ». Les objectifs de ces publications peuvent varier d'une simple tentative pour augmenter le trafic vers un site (clickbait) à une attaque qui vise d'influencer l'opinion publique concernant un sujet particulier ou envers une personne ou un établissement donné.

Le phénomène des « fake news » a connu une croissance remarquable durant ces dernières années. La raison principale de cette croissance est l'arrivée des réseaux sociaux sur Internet. Cette croissance a attiré aussi l'attention des chercheurs en informatique, sécurité et sociologie. Par conséquent, l'étude des « fake news » est devenue un domaine d'étude très actif et une tendance de recherche durant les dernières années.

Parmi les axes actifs de ce domaine, nous trouvons la détection des « fake news ». Cette détection peut jouer un rôle important si les réseaux sociaux désirent limiter la propagation et l'influence de ces publications sur leurs utilisateurs.

Pour atteindre cet objectif, plusieurs pistes sont expérimentées et mises en œuvre. Néanmoins, ces « fake news » continuent d'occuper un grand espace sur les réseaux sociaux et sur Internet de manière générale. En effet, sans une compréhension suffisante des différents aspects de ce phénomène, il sera très difficile (voire impossible) d'y faire face.

Dans ce projet, nous allons nous intéresser à l'aspect émotionnel des « fake news ». Cet aspect peut être la réponse pour comprendre le mécanisme de propagation de ces fausses informations sur les réseaux sociaux. En effet, pour pouvoir pousser une personne à croire, réagir et partager une fausse information, il est possible de viser ses émotions pour aveugler sa raison. Ainsi, étudier l'aspect émotionnel des « fake news » peuvent permettre la mise en œuvre de système de détection pour ces derniers.

De sa part, la détection des émotions dans le texte est une tâche maîtrisée et largement utilisée dans plusieurs domaines. Aujourd'hui, il est possible de détecter l'opinion du public sur une thématique donnée si suffisamment de données sont disponibles (comme les tweets, les publications Facebook, et les commentaires des utilisateurs).

Cet axe de recherche fait partie d'un domaine de recherche plus général qu'est l'Affective Computing. Ce domaine de recherche vise à doter les systèmes informatiques par une couche qui leur permet de "comprendre" et "réagir" aux émotions de leurs utilisateurs. Pour cela, plusieurs éléments doivent être pris en compte comme la source des données (comme les plateformes e-commerce, réseaux sociaux), leur format (vidéo, audio, texte,

ou autre), le modèle émotionnel, et la méthode de classification.

Pour vérifier notre hypothèse, nous allons d'abord effectuer une étude théorique sur les fake news, les émotions et l'Affective Computing, puis, l'exploitation des émotions pour la détection de fake news sur les réseaux sociaux. Sur la base des connaissances acquises, nous entamerons notre étude et la proposition d'une méthode de détection des fake news en se basant sur leur dimension émotionnelle.

Notre mémoire sera, ainsi, organisé comme suit :

- Le premier chapitre présente une étude théorique englobant les définitions et les évolutions des notions principales liées aux fake news.
- Le deuxième chapitre est consacré aux notions principales liées aux émotions.
- Le troisième chapitre aborde la relation entre les fake news et les émotions.
- Le quatrième chapitre présente les détails de la problématique ainsi que son analyse.
- Le cinquième chapitre présente la conception du système.
- Enfin le dernier chapitre détaille la mise en œuvre de notre projet.

Introduction

Les médias numériques ont apporté de nombreux avantages à notre société moderne. Premièrement, les médias numériques stimulent la productivité. Elles offrent un large gamme d'outils, de formats numériques et de ressources qui permettent une meilleure manipulation des informations et contrôle des données. Deuxièmement, ces médias permettent de supporter le partage de l'information et le travail collaboratif à distance. Il est devenu possible une équipe de plusieurs personnes réparties à travers le globe de travailler ensemble sur le même projet et de l'achever avec les mêmes performances des membres d'une équipe qui travaillent ensemble dans la même salle. Finalement, ces médias facilitent les interactions sociales. En implémentant des principes comme devenir Ami (« friend »), Suivre (« follow »), les groupes et les communautés, les réseaux sociaux permettent de reproduire une dimension sociale importante et de garantir une communication et une diffusion de l'information plus rapide.

Néanmoins, ces fonctionnalités cachent un effet négatif : l'utilisateur est quotidiennement bombardé par une grande quantité d'informations qui ne cesse d'augmenter. Aujourd'hui, il est devenu difficile l'utilisateur de gérer cette quantité d'informations et de différencier ce qui est réel et ce qui n'est qu'une rumeur.

Les fausses nouvelles (« fake news ») sont récemment devenues un problème répandu dans le monde entier. Des informations frauduleuses ou falsifiées peuvent se propager rapidement et devenir un problème si les lecteurs ne parviennent pas à détecter, en un coup d'œil, si les informations fournies sont ou non de fausses nouvelles.

Dans ce chapitre nous étudions le domaine de fake news. Pour cela, nous allons présenter quelques définitions pour cette notion ainsi que son historique. Nous allons voir aussi ses types, les aspects sociaux et psychologiques, et le processus de leur détection. Pour mieux comprendre ce processus, nous cirerons quelques approches de détection. Le chapitre se termine par les dangers des « fake news ».

1.1 Définitions

1.1.1 Définition 1

Le terme « fake news » fait référence aux rapports, images et vidéos qui sont partagées pour diffuser délibérément de la désinformation, c'est-à-dire des informations qui sont actuellement incorrectes. Ces informations peuvent sembler authentiques au premier abord. Elles tentent d'attirer l'attention, de choquer ou de façonner les opinions. Les fausses nouvelles peuvent être créées par des individus ou des groupes qui agissent dans leur propre intérêt ou celui de tiers. La création de désinformation est généralement motivée par des agendas personnels, politiques ou économiques.

Le partage de nouvelles fabriquées pour former l'opinion publique sur certains sujets n'est pas un phénomène récent. Les gros titres à sensation ou les articles politiques utilisés pour répandre des mensonges et de la propagande existent depuis l'émergence de la presse écrite. Néanmoins, à l'ère de l'échange d'informations numériques, les fausses nouvelles sont devenues davantage un phénomène difficile à contrôler en ligne. Vu la facilité de partage via les réseaux sociaux, les fausses nouvelles peuvent atteindre des niveaux de visibilité élevés en peu de temps. Des fois, le partage est effectué de manière automatique grâce l'utilisation des « robot » sociaux qui se passent pour des utilisateurs humains et qui commentent et republient (retweet) la fausse nouvelle.

Pour résumer, nous dirons que les fausses nouvelles sont des informations erronées partagées sous la forme d'articles, d'images ou de vidéos déguisées en « vraies nouvelles » et visant à manipuler les opinions des gens. Les fausses nouvelles sont diffusées par les utilisateurs de médias sociaux et les robots sociaux cachés qui commentent, republient et retweetent ces nouvelles. [1]

1.1.2 Définition 2

Les fausses nouvelles sont utilisées pour « propager des informations fausses ou des rumeurs afin de changer le comportement des gens ».

La définition des fausses nouvelles se compose de deux parties : l'authenticité et l'intention. L'authenticité signifie que les fausses nouvelles contiennent de fausses informations qui peuvent être vérifiées en tant que telles, ce qui signifie que la théorie du complot n'est pas incluse dans les fausses nouvelles car il est difficile de prouver qu'elles sont vraies ou fausses dans la plupart des cas. La deuxième partie, l'intention, signifie que la fausse information a été écrite dans le but d'induire le lecteur en erreur. [2]

1.2 L'historique des fake news

À la suite des résultats imprévus de plusieurs élections et référendums, le sujet des fausses nouvelles ont commencé à attirer davantage l'attention des chercheurs. Nous pouvons affirmer que les fausses nouvelles deviennent synonymes d'ingérence électorale, tandis que d'autres soutiennent que les fausses nouvelles ont une longue histoire qui remonte à des siècles mais suppose maintenant une manifestation différente à l'ère des médias sociaux.

La raison pour laquelle les fausses nouvelles continuent d'attirer une attention accrue est la crainte qu'elles soient utilisées et raffinées comme une arme politique de choix. [3]

Les inquiétudes portent sur la vitesse de diffusion et l'impact qu'elles peuvent avoir. En fait, la vitesse de diffusion des fausses informations est exponentielle par rapport à la façon dont les nouvelles factuelles voyagent. Dans une étude menée par Vosoughi, Roy et Aral, ils ont découvert que les fausses nouvelles à prédominance politique sont partagées par un plus grand nombre de personnes et se développent beaucoup plus rapidement que les nouvelles factuelles. [3]

Le problème de la lutte contre les fausses nouvelles est encore compliqué. En plus que la détection de la fausse information, il faut le faire rapidement puis diffuser la bonne information. Si la détection de la fausse information est parvenue en retard ou bien si la diffusion de la bonne information échoue, la fausse information réussira à atteindre son objectif malveillant. Baum et Lazer ont rapporté dans le Los Angeles Time qu'« un ensemble de recherches de longue date montre que les gens sont plus susceptibles d'assister et de se souvenir plus tard d'un titre sensationnel ou négatif, même si un vérificateur des faits le signale comme suspect ». [3]

Ce succès des fake news peut être justifié par leur dimension. En effet, les utilisateurs tendent à croire une information qui correspond à leurs croyances antérieures (Confirmation Bias), et il sera alors très difficile de la changer en corrigeant simplement la désinformation. L'aspect gratifiant est un autre élément psychologique qui joue un rôle dans la propagation des fausses informations. Les réseaux sociaux incitent les internautes à partager de fausses nouvelles en faisant « un acte récompensé par les plateformes de médias sociaux par des mesures telles que l'attention, la popularité et la visibilité ». [3]

Pour les créateurs de fausses nouvelles, les motivations peuvent varier d'une simple monétisation du contenu pour réaliser un gain financier à des objectifs beaucoup plus profonds qui cachent une dimension idéologique et/ou politique. Les opérateurs idéologues auraient leur boussole morale centrée sur la croyance que les fins justifient les moyens et moins influencés par les faits. [3]

En plus que les fausses nouvelles politiques, il convient de mentionner que les fausses nouvelles ont couvert des sujets tels que la vaccination, la santé, les transactions financières, l'histoire, la science, la religion, les affaires locales, la célébrité et plus encore. [3]

1.3 Les types des fake news

Les fausses nouvelles sont principalement utilisées pour manipuler l'opinion publique à des fins politiques ou commerciales. Mais de faux rapports sont également régulièrement utilisés dans le cadre de gros titres sensationnels sous la forme d'appâts à clics, qui visent à inciter les gens à cliquer sur des sites Web liés et à générer des revenus publicitaires. Les fausses informations peuvent aussi être la couverture pour effectuer des tentatives de phishing [1]. En résumé, nous pouvons citer les quatre types suivants [1] :

Désinformation ciblée : information fictive partagée pour des intérêts égoïstes. La désinformation ciblée est souvent dirigée vers les groupes les plus susceptibles de recevoir ce type d'information et d'accepter et de partager facilement des contenus polarisants sans en vérifier l'authenticité.

Faux titres : titres illustrant des faits fictifs pour attirer l'attention. Ceux-ci sont

régulièrement utilisés par des publications moins crédibles telles que la presse jaune. Les lecteurs se rendent souvent compte rapidement que le contenu de l'article ne correspond pas au titre. Leurs titres sont appelés « titres pour appâts à clics ».

Propagande : il s'agit d'un sous-type particulier des informations fabriquées. Ce genre de fausses nouvelles étaient largement utilisées pendant la Seconde Guerre Mondiale et la Guerre Froide. La propagande est fortement utilisée dans des contextes politiques pour influencer un public cible, dans le but de propager des idées, des plans politiques, des idéologies ou de discréditer un parti politique ou un état-nation particulier. La propagande peut même changer le cours de l'histoire, prenant par exemple l'invasion de l'Irak en 2003.

Satire : les nouvelles satiriques reprennent l'actualité et les faits divers et les mélangent avec des événements fictifs et souvent absurdes. La satire est souvent utilisée pour sensibiliser aux problèmes sociaux ou critiquer les actes répréhensibles politiques. Mais il y a toujours le danger que les éléments humoristiques ne soient pas détectés et que les pièces soient considérées comme vraies.

1.4 Aspects sociaux et psychologiques

Les fausses nouvelles en elles-mêmes ne sont pas un nouveau problème. L'écologie médiatique des fausses nouvelles a évolué au fil du temps, passant du papier journal à la radio/télévision et, récemment, aux nouvelles en ligne et aux médias sociaux. Nous désignons les « fake news traditionnelles » comme le problème des fausses nouvelles avant que les médias sociaux n'aient des effets importants sur sa production et sa diffusion. Ensuite, nous décrirons plusieurs fondements des sciences psychologiques et sociales qui décrivent l'impact des fausses nouvelles au niveau de l'écosystème d'information individuelle et social. [4]

Vu que les fausses informations visent une réaction forte de la part de l'utilisateur pour se propager, il est intéressant d'étudier les facteurs sociaux et psychologiques. Ces facteurs peuvent constituer un élément important pour la détection des fake news.

Parmi les concepts pouvant avoir des effets sur les données utilisées dans la détection de fausses nouvelles, nous trouvons le biais de confirmation et l'effet de chambre d'écho [5]. Le biais de confirmation décrit les utilisateurs qui préfèrent recevoir des informations qui confirment leurs opinions existantes, tandis que l'effet de chambre d'écho décrit les utilisateurs des médias sociaux qui ont tendance à former des groupes contenant des personnes partageant les mêmes idées et ayant des opinions polarisées. Ces phénomènes sont discutés dans [6], qui effectue des recherches sur un large ensemble de données Facebook. La recherche montre que les utilisateurs ont tendance à polariser leurs interactions avec les utilisateurs et les pages du même genre. De plus, il est montré que le degré de polarisation est en corrélation avec le degré d'extrémité des sentiments dans les commentaires des utilisateurs.

Un autre concept décrivant le partage d'informations entre les utilisateurs est celui des bulles de filtre qui sont traités dans [7]. Les bulles de filtre décrivent les utilisateurs isolés recevant des nouvelles et des informations qui ne chevauchent pas les informations obtenues par d'autres utilisateurs. Comme de telles bulles de filtre ressemblent beaucoup à des chambres d'écho, [7] se concentre toutefois sur les bulles de filtre en relation avec le fil d'actualité Facebook. L'article conclut qu'environ 27,8% d'utilisateurs étaient dans

une bulle de filtre, selon l'approche. En outre, il est à noter qu'il n'y a pas de lien clair entre l'âge, l'éducation, le lieu de vie ou le sexe et le fait d'être dans une bulle filtrante. Cependant, les utilisateurs dans les bulles de filtrage avaient moins d'amis, de goûts de groupe et de pages que les utilisateurs qui n'en avaient pas.

Alors que [7] et [6] examinent tous deux la diffusion et l'isolement de l'information, il est important de noter une différence clé entre eux. [7] Couvre la diffusion d'informations de contenu d'actualité spécifiquement sur le fil d'actualité Facebook, tandis que [6] examine la diffusion d'informations en ce qui concerne les publications partagées, les likes de page et ainsi de suite.

Ces études montrent qu'il est important de garder à l'esprit ces aspects sociaux et psychologiques, tout en tenant compte des données utilisées à partir des plateformes de médias sociaux.

1.5 Processus de détection

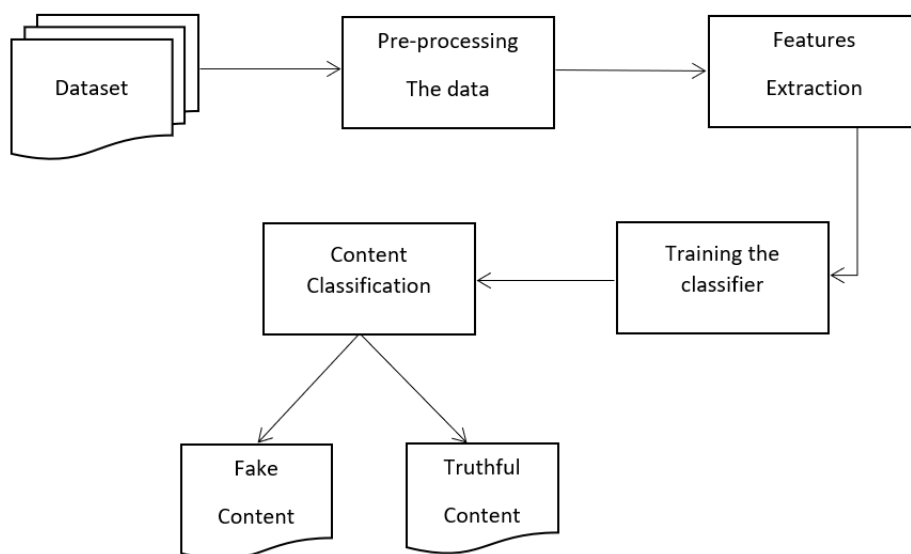


FIGURE 1.1 – Processus générale de détection. [8]

Le processus générique de détection des fausses informations se compose de 04 étapes [8] :

Prétraitement des données du Dataset : le but du prétraitement de texte est d'obtenir un texte réduit qui permet une meilleure modélisation tout en gardant les éléments spécifiques du texte brut. Pour effectuer cette réduction, plusieurs stratégies sont appliquées ; l'objectif est d'enlever les éléments de la langue naturelle qui ne change pas la signification du texte. Parmi ces approches nous citons la suppression des mots vides, la lemmatisation, et la reconnaissance des catégories grammaticales (Parts of Speech). Des approches utilisent aussi l'analyse statistique pour évaluer l'importance des termes selon leurs occurrences dans les ensembles de données.

Extraction des caractéristiques : diverses techniques sont appliquées à l'ensemble de données suivant certains modèles afin de reconnaître les caractéristiques visées par l'approche de détection choisie.

Entraînement du classificateur : l'entraînement est le processus consistant à prendre un contenu dont nous savons quelle classe il appartient pour alimenter un classificateur sur la base de ce contenu connu.

Classification : la classification est le processus consistant à prendre un classificateur construit et à l'appliquer sur un contenu inconnu pour déterminer l'appartenance à une classe pour le contenu inconnu.

1.6 Système de détection des fake news

La détection de fausses nouvelles est une tâche ardue mais impérative [9]. La détection des fake news peut-être définie comme la tâche de prédire la probabilité qu'une information particulière soit trompeuse. [10]

Un système de détection de fausses informations est un système d'assistance conçu pour assister les humains dans la détection et le filtrage des informations potentiellement trompeuses [9]. Par cette description, nous entendons soutenir et d'assister pour permettre l'utilisateur de prendre la décision par lui-même.

Plusieurs classifications peuvent être données aux approches de détection des fake news. Suivant la réponse la question « Qui ? », nous distinguons des approches basées sur l'homme et des approches basées sur la machine. Selon les ressources utilisées, nous distinguons les solutions basées sur des URL et celles basées sur des corpus. Les solutions basées sur les URL sont effectuées en comparant la source de l'actualité avec une base de données de sources véridiques sans dis que les approches basées sur les corpus comparent l'actualité avec un corpus d'articles de nouvelles véridiques. [10]

Approches humaines : en raison de la limitation des solutions basées sur la machine et de l'impossibilité de vérifier manuellement chaque publication d'actualités sur les réseaux sociaux, de nombreuses grandes entreprises de nouveaux médias comme Google, Facebook, Twitter, etc. alphabétisation pour aider les gens à repérer les fausses nouvelles. Ceci est également conforme à [11] qui pense que les humains devraient avoir un rôle à jouer dans la détection des fausses nouvelles.

Un bon exemple des outils de cette catégorie sur les médias sociaux est celui fourni par Facebook appelé « Conseils pour repérer les fausses nouvelles » [12]. Il contient 10 (dix) mesures à prendre en compte pour déterminer si un fait divers est faux. Les mesures comprennent ; titre, URL, source d'actualités, formatage des actualités, photographie, date de publications, preuves, sources d'actualités similaires, blagues et partageable.

Approche basée sur la machine : Conroy, et al [9] ont discuté de deux approches principales pour détecter le mensonge dans les nouvelles en ligne ; en utilisant une approche d'indices linguistiques avec une approche d'apprentissage automatique et d'analyse de réseau. Ils sont allés plus loin en indiquant le besoin d'une approche hybride qui combine les principales approches liées aux machines dans le but d'utiliser les deux méthodes de détection des fausses informations les plus efficaces.



FIGURE 1.2 – Système de détection de fake news basé sur la machine. [13]

Approche linguistique : cette approche s’appuie sur l’usage du langage et son analyse pour prédire la tromperie. Les colporteurs de fausses informations ont tendance à utiliser leur langage de transmission de manière stratégique pour éviter d’être pris ou signalé avec une forte probabilité d’être faux. Selon [9], malgré les tentatives que les colporteurs mettent en contrôle de la langue, des fuites de langage se produisent mais sont assez difficiles à surveiller. Les fuites pourraient être des fréquences dans des modèles de pronom, de conjonction et même d’utilisation de mots qui sont influencés par des sentiments ou des émotions négatives. Certaines mesures mises en place pour identifier et signaler ces « fuites » sont : la représentation des données (approche sac de mots), la syntaxe profonde, l’analyse sémantique, la structure rhétorique et analyse du discours et entraînement des classificateurs. [9]

Approche réseau : l’approche réseau a été conçue pour compléter les approches basées sur le contenu tel que l’approche linguistique. Cette méthode repose sur la lecture du corpus existant de connaissances humaines collectives pour évaluer la probabilité que de nouvelles déclarations soient fausses [9]. La méthode va au-delà de l’analyse du contenu douteux lui-même pour collecter et comparer un large éventail de déclarations similaires et connexes provenant de diverses sources (réseau) tel que les métabolises et le comportement des réseaux sociaux pour déterminer la probabilité que le contenu soit faux.

De nombreuses solutions commerciales ont été développées à l’aide de ces approches, telles que les extensions de navigateur et les applications natives. Par exemple :

- Official Media Bias et Fact Check Extension sont basés sur des corpus et utilisent une bibliothèque complète de biais pour signaler les biais.
- B.S. Le détecteur est basé sur une URL. Il recherche dans tous les liens d’une page Web donnée des références à des sources peu fiables. Il fournit ensuite un avertissement visuel de la présence de liens douteux ou de la navigation sur des sites Web douteux.
- L’analyse FiB est à la fois basée sur les URL, les corpus et les images. Il fournit un algorithme qui fournit à l’utilisateur un score de confiance. Si l’algorithme constate que la publication est fausse, il tente de découvrir la vérité et de la montrer à l’utilisateur.

- PolitiFace est une application native qui fournit un « Truth-O-Meter » pour mesurer la véracité d'une actualité.

Approche hybride : avec la limitation des approches de prise de décision basées sur l'homme et la machine, une nouvelle approche est nécessaire [10]. Celui qui combine les capacités des humains et des machines, car ni les humains ni les machines ne peuvent être laissés à eux-mêmes pour détecter les fausses nouvelles. [14]

- Exemple sur l'approche hybride :

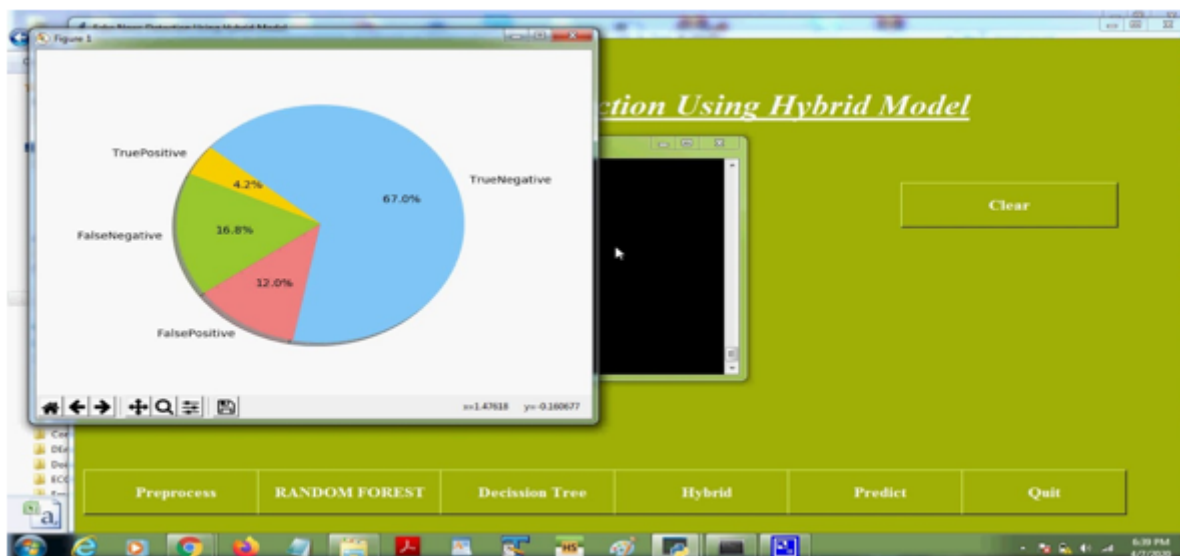


FIGURE 1.3 – Système de détection de fake news utilisant un modèle hybride. [15]

1.7 Les dangers des fake news

Alors que certains exemples de fausses nouvelles semblent innocentes ou simplement une tentative pour s'amuser, de nombreuses fausses nouvelles peuvent être dommageables, malveillantes et même dangereuses.

Les fausses nouvelles sont créées pour changer les croyances, les attitudes ou les perceptions des gens, afin qu'ils finissent par changer leur comportement. Cela permet à l'auteur de la fausse information de diriger les croyances et les décisions des gens qui croient à ses mensonges.

La désinformation peut également poser des problèmes de cyber sécurité. De faux articles de presse peuvent être des points d'entrée pour les pirates qui tentent de voler les informations des internautes. Une cyber-violation peut viser les comptes bancaires virtuels, en exploitant le désir d'investir ou de réaliser la sécurité fiscale. [16]

Comprendre le risque de fake news et apprendre à le reconnaître est un moyen de pratiquer la gestion des identités et de protéger les données personnelles et l'opinion publique. De plus, dans certaines parties du monde, la publication et le partage de fausses nouvelles peuvent avoir des conséquences juridiques.

Conclusion

La diffusion en ligne de la désinformation et des fake news est une conséquence troublante de notre ère numérique, et la nécessité pour les psychologues de développer une compréhension des mécanismes cognitifs derrière la raison pour laquelle les gens se laissent prendre à la désinformation et aux fausses histoires si couramment vues en ligne est critique. Les résultats actuels montrent que l'émotion joue un rôle causal dans la susceptibilité des gens à percevoir à tort les fausses nouvelles comme exactes, le chapitre suivant est consacré cette notion pour pouvoir mieux la comprendre.

CHAPITRE 2

AFFECTIVE COMPUTING

Introduction

Les dernières en sciences cognitives indiquent que les émotions jouent un rôle essentiel dans la prise de décision, la perception et surtout l'apprentissage. Les variations de l'état émotionnel (trop fort ou trop faible) peuvent nuire à la prise de décision.

Les émotions sont une sensation agrégée associée à des changements mentaux, psychologiques et physiologiques. En conséquence, la modélisation et le calcul des émotions sont des domaines critiques dans les domaines de la psychologie, de l'informatique et de la cognition, appelés par la suite informatique affective (AC – Affective Computing).

Dans ce chapitre nous étudions le domaine des émotions. En premier lieu, nous définissons le concept d'émotion, dans un second lieu nous expliquerons la relation entre les émotions et l'informatique, ainsi que les émotions dans les médias. Nous décrirons par la suite la notion de l'Affective Computing, ses domaines d'application et ses techniques de détection. Finalement, nous montrons quelques méthodes de détection dans le texte et leur limitation.

2.1 Définitions

2.1.1 Définition 1

Les émotions sont un ensemble de réponses multi-composantes qui sont manifestent sous forme de changements coordonnés dans la sensation subjective, expression motrice et activation physiologique [17]. Ces réponses sont dirigées vers un événement ou un objet interne ou externe spécifique, qui entraînent des changements à la fois du comportement et de l'état corporel (c'est-à-dire un changement physiologique) [18, 19].

2.1.2 Définition 2

Les émotions sont une partie importante des associations humaines en corrélation avec la communication non verbale [20], le comportement [21], les changements physiques et mentaux [22]. C'est une condition sensorielle associé à la cognition, au comportement

et à l'excitation qui entraînent des changements physiques et psychologiques [23, 24]. La conceptualisation de la définition émotionnelle est compliquée par le mécanisme plus large impliqué dans le phénomène et bien qu'il n'y ait pas de consensus sur la définition de l'émotion, les facteurs suivants peuvent être interprétés sans débat : implication de plusieurs composants du corps humain, réponse basée sur une évaluation subjective, et la volonté de faire face aux stimuli.

2.2 Les émotions et l'informatique

Les émotions sont une sensation agrégée associée à des changements mentaux, psychologiques et physiologiques. La nature de ce concept rend la modélisation émotionnelle et la prise en compte des émotions par des systèmes informatiques une tâche très compliquée. Cette informatisation peut jouer un rôle critique pour les domaines de la psychologie, de l'informatique et de la cognition. Le domaine de l'informatique qui étudie cette informatisation est appelé l'Informatique Affective (AC) [25].

2.2.1 Médias numériques, émotions et affects

L'intérêt pour les émotions et les affects dans les sciences sociales et les études sur les médias s'est considérablement accru au cours des dix dernières années. Les chercheurs ont souligné la nécessité d'explorer les médias non seulement en termes de discours et de signes, mais aussi au niveau des émotions et des sensations. Cet intérêt croissant a des fondements à la fois empiriques et théoriques. L'émergence des technologies numériques, notamment les médias virtuels interactifs, la réalité virtuelle, les capteurs et les dispositifs tactiles intelligents, a suscité une grande attention pour les expériences corporelles des médias. On considère que les médias nous entourent plus complètement et plus corporellement qu'auparavant. Cette corporalité a suscité un nouvel intérêt pour les émotions et les affects, qui sont plus étroitement liées aux expériences corporelles et à l'expérience personnelle.

Cela a ouvert de nouveaux horizons à la recherche : des technologies de mesure et d'analyse des sentiments et des engagements envers les médias, ainsi que des explorations critiques de la manière dont les industries médiatiques utilisent ces engagements émotionnels, affectifs et corporels. Dans le même temps, la domination du « tournant discursif » dans les sciences sociales et humaines a cédé la place à un « tournant affectif » [26, 27].

Ces nouvelles tendances de recherche peuvent apporter une grande aide pour la compréhension de la société et de l'environnement ; cette compréhension est une priorité pour les chercheurs. [27] comprendre la société non seulement à travers les discours mais aussi en termes d'expérience et d'émotions. On s'intéresse de plus en plus à la manière dont les émotions nous poussent à prendre part aux débats politiques et à l'activisme, à la manière dont les émotions renforcent ou entravent les liens sociaux ou façonnent nos jugements moraux dans une société médiatisée.

La portée des recherches est large, incluant de multiples disciplines et des définitions variées des émotions et des affects. Il existe une longue tradition de compréhension des réactions psychologiques au contenu des médias ; elle s'accompagne désormais d'interrogations sur la manière dont les médias façonnent les émotions et sur la manière dont les émotions sont exploitées par les créateurs du contenu multimédia en ligne.

2.2.2 Affective Computing

Le terme « informatique affective » a été défini en 1997 comme « l'informatique qui se rapporte à découler de ou influence délibérément l'émotion ou d'autres phénomènes affectifs » [28]. L'informatique affective fait référence à l'informatique capable de « reconnaître, exprimer, modéliser, communiquer et répondre aux émotions » [29]. En d'autres termes, il s'agit d'une méthode d'utilisation d'ordinateurs pour ressentir les émotions humaines à travers des indices non verbaux tels que les expressions faciales [30], texte [31] et voix [32].

2.2.3 Les domaines d'application d'Affective Computing

Parmi les domaines d'application d'Affective Computing, nous citons : [33]

Le e-Learning : dans le cas de l'enseignement présentiel, le tuteur développe l'explication lorsque l'utilisateur se trouve dans un état de confusion, ou bien il ajoute des informations lorsque l'utilisateur se trouve dans un état de curiosité. En d'autres termes, la perception de l'état émotionnel de l'apprenant joue un rôle important dans la régulation de l'activité pédagogique (contenu ou enchaînement) par le tuteur. Par conséquent, doter les plates-formes e-Learning d'une dimension affective devient une nécessité pour permettre une meilleure expérience d'apprentissage en ligne.

La e-thérapie : fournir des services de santé psychologique (comme les conseils en ligne) nécessite une communication plus profonde et une perception complète de l'état du patient par le médecin traitant ; l'état émotionnel doit être perçu comme dans une session réelle. Grâce à l'informatique affective, la posture du patient, l'expression de son visage et ses gestes dans le monde réel conduit à une reconnaissance de son état psychologique précis.

Conduite autonome/Assistance au conducteur : les applications affectives liées à ce domaine peuvent être classifiées en deux grandes catégories :

- Sécurité : les entreprises automobiles peuvent tirer parti de la vision par ordinateur pour suivre l'état émotionnel du conducteur pendant qu'il conduit. Si le conducteur est trop fatigué, stressé, en colère ou triste, des alertes sont envoyées pour signaler une conduite dangereuse.
- Performance de conduite : les applications affectives peuvent aider à mesurer les performances de conduite des voitures autonomes et la satisfaction des clients. À l'aide de caméras et de microphones intégrés dans le véhicule à quatre roues, l'informatique affective peut surveiller l'état émotionnel des passagers et observer s'ils semblent stressés ou satisfaits de leur expérience de conduite.

Marketing : pour ce domaine, les applications affectives peuvent viser :

- Les communications marketing : les entreprises peuvent décoder ce qui suscite l'engagement de leurs clients et organiser leurs stratégies de communication en fonction des informations obtenues. Par exemple, elles peuvent désormais mesurer les réactions des clients à leurs produits et services et à leurs campagnes pour optimiser leurs stratégies de marketing.
- Études de marché : l'IA émotionnelle peut aider à mesurer les réactions des consommateurs aux produits nouvellement lancés et aider les entreprises à comprendre ce

que les autres produits font bien et ce qu'elles doivent faire pour satisfaire les clients lorsqu'elles entrent sur un nouveau marché.

2.2.4 Techniques de détection des émotions

Plusieurs techniques existent pour détecter les émotions en tenant compte des différents canaux par lesquels les informations émotionnelles peuvent être obtenues : émotion de la parole, émotion dans le texte, émotion des expressions faciales, émotion des gestes et mouvements du corps et émotion des états physiologiques. [34]

2.2.4.1 L'émotion à partir de la parole

La voix est l'un des canaux utilisés pour recueillir des informations émotionnelles de l'utilisateur d'un système. Lorsqu'une personne commence à parler, elle génère des informations dans deux canaux différents : primaire et secondaire. [35].

Le canal primaire est lié à la partie syntactico-sémantique de la locution (ce que la personne dit littéralement), tandis que le canal secondaire est lié aux informations paralinguistiques du locuteur (ton, état émotionnel et gestes). Par exemple, une personne dit "C'est trop drôle" (canal primaire) avec un ton sérieux (canal secondaire). En examinant les informations du canal primaire, le message reçu est que le locuteur pense que quelque chose est drôle et en examinant les informations reçues par le canal secondaire, on découvre le sens réel du message : le locuteur ment ou est sarcastique.

Nous listons quelques techniques dans cette catégorie : Beyond Verbal [36], Vokaturi [37], EmoVoice [38] et Good Vibrations [39].

- Exemple d'un système de reconnaissance des émotions par la parole :

Le système de reconnaissance des émotions humaines proposé comprend cinq composantes : le signal vocal d'entrée, le prétraitement, l'extraction et la sélection des caractéristiques, la classification et enfin la reconnaissance des émotions.

L'architecture du système de reconnaissance vocale des émotions est présentée dans la figure 2.1. [40]

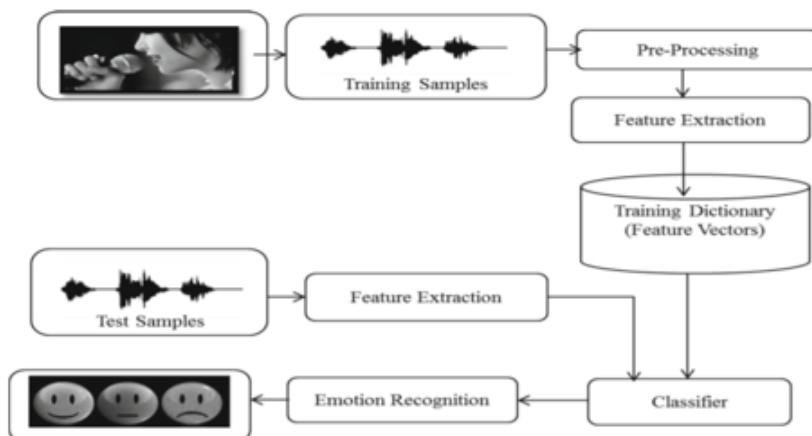


FIGURE 2.1 – Architecture du système de reconnaissance des émotions de la parole. [41]

2.2.4.2 L'émotion à partir des expressions faciales

Comme dans le cas de la parole, les expressions faciales reflètent les émotions qu'une personne peut ressentir. Sourcils, lèvres, nez, bouche et muscles du visage : tous révèlent les émotions que nous ressentons. Même lorsqu'une personne tente de simuler une émotion, son propre visage dit la vérité. Les technologies utilisées dans ce domaine de la détection des émotions fonctionnent de manière analogue à celles utilisées pour la parole : détection d'un visage, identification des points cruciaux du visage qui révèlent l'émotion exprimée, et traitement de leurs positions pour décider de l'émotion détectée.

Certaines des techniques utilisées pour détecter les émotions à partir des expressions faciales sont Emotion API (Microsoft Cognitive Services) [42], Affectiva [43], nViso [44] et Kairos [45].

- Exemple d'architecture de base d'un système de reconnaissance des expressions faciales :

La reconnaissance des expressions faciales comprend à la fois la mesure des mouvements du visage et la reconnaissance des expressions. L'approche générale des systèmes d'analyse automatique des expressions faciales (AFEA), qui est illustrée à la figure 2.2, peut être classée en trois étapes.

- ★ Acquisition du visage.
- ★ Extraction et représentation des caractéristiques faciales.
- ★ Reconnaissance des expressions faciales.

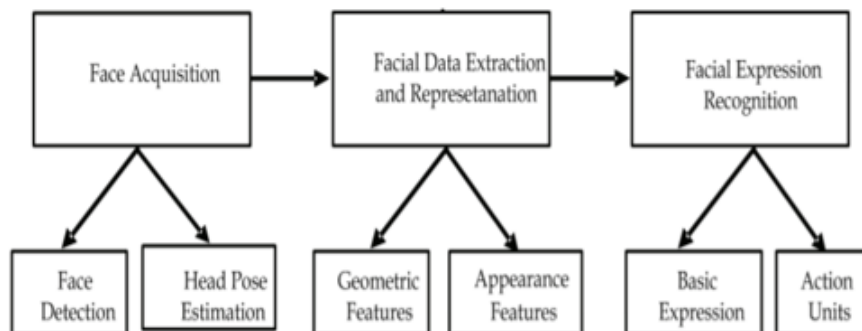


FIGURE 2.2 – Architecture de base du système de reconnaissance des expressions faciales. [46]

Exemple :



FIGURE 2.3 – L'analyse de l'expression faciale humaine. [47]

2.2.4.3 L'émotion à partir des gestes et des mouvements du corps

Même si les gens n'utilisent pas les gestes et les mouvements du corps pour communiquer des informations de manière active, leur corps transmet constamment des informations affectives : taper du pied, croiser les bras, incliner la tête, changer souvent de position en position assise, etc. Le langage corporel révèle ce qu'une personne ressent de la même manière que notre voix.

Malgré la nouveauté de ce domaine, il existe plusieurs propositions axées sur la reconnaissance des états émotionnels à partir des gestes du corps, et ces résultats sont utilisés à d'autres fins. La psychologie expérimentale a déjà démontré comment certains types de mouvements sont liés à des émotions spécifiques [48]. Par exemple, les personnes qui éprouvent de la peur vont détourner leur corps du point qui provoque ce sentiment ; les personnes qui éprouvent du bonheur, de la surprise ou de la colère vont tourner leur corps vers le point qui provoque ce sentiment.

Exemple :

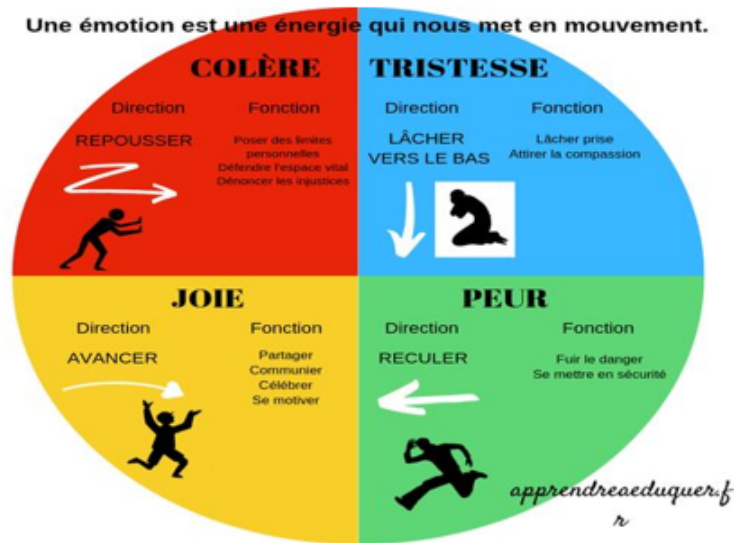


FIGURE 2.4 – L'émotion à partir des gestes et des mouvements du corps. [49]

2.2.4.4 L'émotion à partir des états physiologiques

Sur le plan physiologique, les émotions trouvent leur origine dans le système limbique. Au sein de ce système, l'amygdale génère des impulsions émotionnelles qui créent les réactions physiologiques associées aux émotions : activité électrique des muscles du visage, activité électrodermale (également appelée réponse galvanique de la peau), dilatation des pupilles, rythme respiratoire et cardiaque, pression sanguine, activité électrique du cerveau, etc. Les émotions laissent une trace sur le corps, et celle-ci peut être mesurée avec les bons outils.

Néanmoins, les informations provenant directement du corps sont plus difficiles à classer, du moins avec le système de catégories utilisé dans d'autres technologies de détection des émotions. Lors du traitement des signaux physiologiques, la meilleure option est d'adopter un système de classification basé sur une approche dimensionnelle [27]. Une émotion n'est plus seulement "bonheur" ou "tristesse", mais un état déterminé par diverses dimensions, comme la valence et l'excitation.

Exemple :

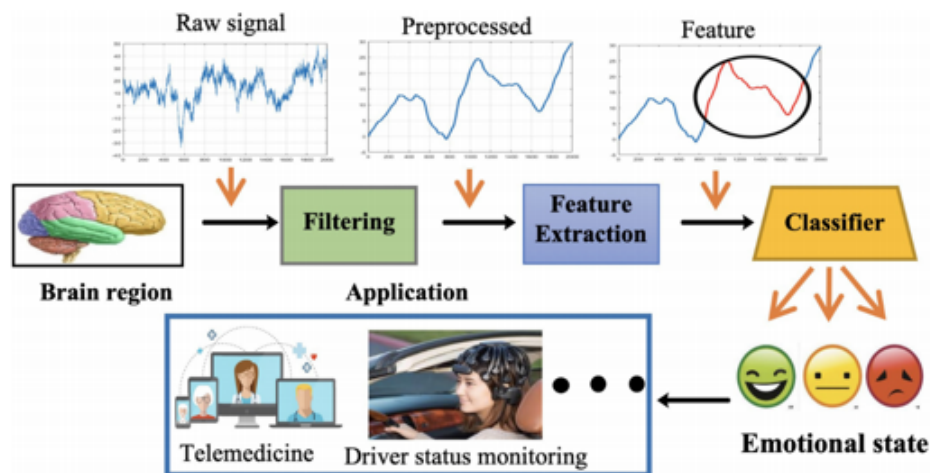


FIGURE 2.5 – Reconnaissance des émotions basée sur les signaux physiologiques. [50]

2.3 Les émotions dans le texte

Comme nous l'avons vu, les sentiments peuvent être exprimés de nombreuses manières visibles, telles que les expressions faciales, les gestes et la parole. Les émotions sont aussi présentes dans le texte écrit. La détection des émotions dans les documents textuels est essentiellement une classification basée sur le contenu.

La détection des émotions dans le texte est problème impliquant des concepts issus des domaines du traitement du langage naturel ainsi que de l'apprentissage automatique. Dans cette partie, l'identification des émotions à partir de données textuelles et les techniques utilisées dans la divulgation des émotions sont abordées.

2.3.1 Détection des émotions dans le texte

L'internet a permis d'élaborer de nouveaux modes de communication. Néanmoins, une bonne partie de ces nouveaux modes est basée sur le texte. En utilisant ce mode, la communication entre deux personnes, ou entre une personne et une machine, n'a pas la composante visuelle inhérente à la communication en face à face. Dans ce monde, les mots sont de puissants alliés pour découvrir les sentiments d'une personne. La détection des émotions à partir de textes (également appelée analyse des sentiments) doit faire face à plus d'obstacles que les technologies précédentes (fautes d'orthographe, langues et argot), néanmoins, elle constitue une autre source d'informations affectives à prendre en compte. Étant donné que la détection d'émotions à partir de textes analyse les mots contenus dans un message, le processus d'analyse d'un texte nécessite un peu plus d'étapes que l'analyse d'un visage ou d'une voix. Il y a toujours un modèle qui doit être entraîné, mais maintenant le texte doit être traité afin de l'utiliser pour entraîner un modèle [51]. Ce traitement implique des tâches de tokenisation, d'analyse syntaxique et de marquage de la partie de la parole, de lemmatisation et de déformation.

2.3.1.1 Exemple d'un processus global de détection des émotions dans le texte

Le processus global d'extraction d'émotions consiste globalement en un prétraitement du texte, une extraction des mots-clés des phrases et une analyse des mots-clés pour trouver l'affinité émotionnelle des mots-clés. L'affinité du mot-clé avec l'émotion. Le diagramme suivant décrit le processus global du système proposé :

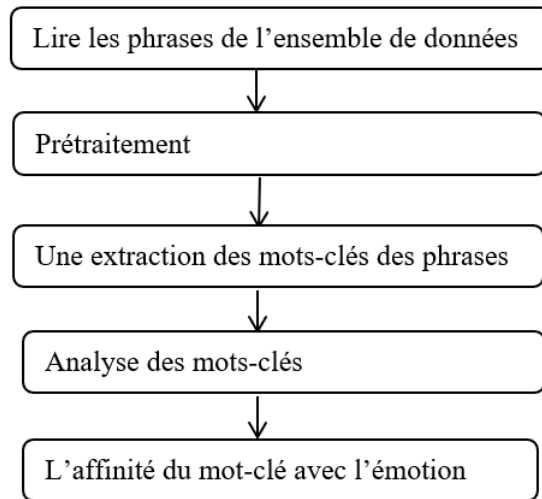


FIGURE 2.6 – Flux de processus de détection des émotions. [52]

2.3.1.2 Les techniques utilisées pour la détection des émotions dans le texte

Les méthodes utilisées pour le système de reconnaissance des émotions basé sur le texte sont [53, 54] :

- 1) **Technique de repérage des mots clés** : le problème de correspondance de motifs de mots-clés peut être décrit comme le problème de trouver des occurrences de mots-clés d'un ensemble donné en tant que sous-chaînes dans une chaîne donnée [53]. Ce problème a été étudié dans le passé et des algorithmes ont été suggérés pour le résoudre. Dans le cadre de la détection d'émotions, cette méthode est basée sur certains mots-clés prédéfinis. Ces mots sont classés en catégories telles que dégoûté, triste, heureux, en colère, craintif, surpris, etc. Le processus de la méthode de repérage des mots-clés est illustré dans la figure 2.7.

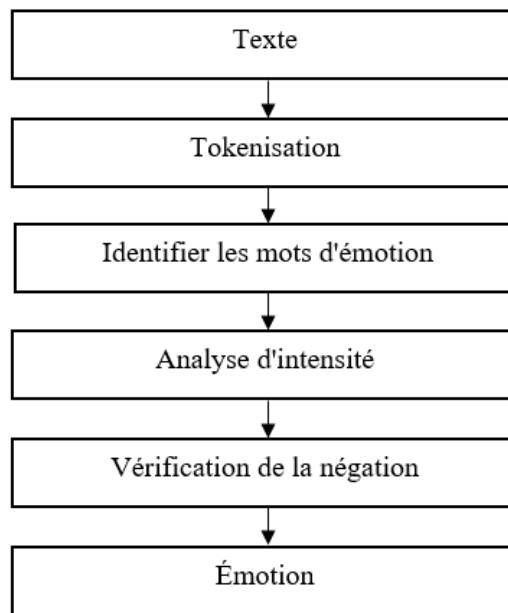


FIGURE 2.7 – Technique de repérage de mots-clés. [55]

La technique de repérage des mots-clés pour la reconnaissance des émotions consiste en cinq étapes illustrées à la figure 2.7 où un document texte est pris en entrée et la sortie est générée en tant que classe d'émotion. Initialement, cette technique prend du texte en entrée. A la deuxième étape, une tokenisation est effectuée du texte d'entrée. Les mots liés aux émotions seront identifiés à l'étape suivante. A la quatrième étape, une analyse de l'intensité des mots d'émotion sera effectuée. La phrase est vérifiée si la négation y est impliquée ou non, puis finalement une classe d'émotion sera trouvée comme sortie requise.

- 2) **Méthode d'affinité lexicale** : l'approche d'affinité lexicale est une extension de la technique de repérage des mots-clés ; il attribue une « affinité » probabiliste pour une émotion particulière avec des mots arbitraires en dehors de la sélection de mots-clés émotionnels. Ces probabilités font souvent partie de corpus linguistiques. Cette approche, comme étant dérivée de l'approche basée sur le repérage de mots-clés, est une méthode simple à mettre en œuvre et à utiliser. Néanmoins, elle présente des désavantages. Premièrement, les probabilités attribuées sont biaisées en faveur d'un genre de texte spécifique au corpus. Deuxièmement, elles manquent de contenu émotionnel qui réside plus profondément que le niveau du mot sur lequel cette technique opère.
- 3) **Méthodes basées sur l'apprentissage** : des méthodes basées sur l'apprentissage sont utilisées pour formuler le problème différemment. À l'origine, le problème était de déterminer les émotions à partir des textes d'entrée, mais maintenant le problème est de classer les textes d'entrée en différentes émotions. Contrairement aux méthodes de détection basées sur des mots-clés, les méthodes basées sur l'apprentissage tentent de détecter les émotions sur la base d'un classificateur préalablement formé, qui

appliquent diverses théories de l'apprentissage automatique telles que les machines à vecteurs de support [56] et les champs aléatoires conditionnels [57], pour déterminer quelle catégorie d'émotion si le texte d'entrée appartient.

- 4) **Méthodes hybrides** : étant donné que les méthodes basées sur les mots-clés avec le thésaurus et les méthodes naïves basées sur l'apprentissage n'ont pas pu acquérir de résultats satisfaisants, certains systèmes utilisent une approche hybride en combinant à la fois la technique de repérage des mots-clés et la méthode basée sur l'apprentissage, ce qui contribue à améliorer la précision. Le système hybride le plus significatif à ce jour est le travail de Wu, Chuang et Lin [30], qui utilise une approche basée sur des règles pour extraire la sémantique liée à des émotions spécifiques et l'ontologie du lexique chinois pour extraire les attributs. Ces sémantiques et attributs sont associés aux émotions sous la forme de règles d'association d'émotions. En conséquence, ces règles d'association d'émotions, remplaçant les mots-clés d'émotion d'origine, servent de fonctionnalités d'entraînement de leur module d'apprentissage basé sur des modèles de mélange séparables. Cette méthode surpasse les approches précédentes, mais les catégories d'émotions sont encore limitées.

2.3.2 Les limitations

D'après la discussion des méthodes de détection, il existe quelques limitations [58] :

- **Ambiguïté dans les définitions de mots clés** : l'utilisation de mots-clés d'émotion est un moyen simple de détecter les émotions associées, les significations des mots-clés peuvent être multiples et vagues, car la plupart des mots peuvent changer de signification en fonction des différents usages et contextes. De plus, même l'ensemble minimal d'étiquettes d'émotion (sans tous leurs synonymes) pourraient avoir des émotions différentes dans certains cas extrêmes comme des phrases ironiques ou cyniques.
- **Incapacité de reconnaître les phrases sans mots-clés** : l'approche par mots-clés est totalement basée sur l'ensemble des mots-clés d'émotion. Par conséquent, des phrases sans mot clé impliqueraient qu'elles ne contiennent aucune émotion, ce qui est évidemment faux. Par exemple, « J'ai réussi mon examen de qualification aujourd'hui » et « Hourra! J'ai réussi mon examen de qualification aujourd'hui » devrait impliquer la même émotion (la joie), mais la première sans « hourra » pourrait rester non détectée si « hourra » est le seul mot-clé pour détecter cette émotion.
- **Manque d'informations linguistiques** : les structures syntaxiques et la sémantique ont également des influences sur les émotions exprimées. Par exemple, « Je me suis moqué de lui » et « Il s'est moqué de moi » suggéreraient des émotions différentes du point de vue de la première personne. Par conséquent, ignorer les informations linguistiques pose également un problème aux méthodes basées sur des mots-clés.
- **Difficultés à déterminer les indicateurs d'émotion** : les méthodes basées sur l'apprentissage peuvent déterminer automatiquement les probabilités entre les caractéristiques et les émotions, mais les méthodes ont toujours besoin de mots-clés, mais sous la forme de caractéristiques. Les caractéristiques les plus intuitives peuvent être des émoticônes qui peuvent être considérées comme des annotations d'émotion de

l'auteur dans les textes. Les problèmes en cascade seraient les mêmes que ceux des méthodes basées sur des mots-clés. [59]

Conclusion

La détection des émotions est un domaine de recherche important de l'informatique affective au cours de la dernière décennie. Les sentiments détectés serviront d'indices importants pour les interactions homme-machine avancées. De nombreuses recherches ont été menées pour détecter les émotions à partir des expressions faciales, la parole, les gestes et l'état physiologique. Dans le cadre de notre projet, nous nous focalisons sur la détection des émotions à partir de textes qui, à son tour, attire l'attention et constitue un axe très actif de l'informatique affective. Dans le chapitre suivant, nous allons nous limiter à l'aspect émotionnel dans le texte des fake news.

CHAPITRE 3

L'ASPECT ÉMOTIONNEL DES FAKE NEWS

Introduction

Pour se propager, les fake news exploitent les émotions des internautes. L'objectif est de mettre l'utilisateur dans un état émotionnel fort qui le pousse à réagir et à partager l'information sans vérifier sa crédibilité. Ainsi, nous pensons que l'utilisation de l'aspect émotionnel des fake news peuvent jouer un rôle important pour leur détection.

Ce chapitre est consacré à montrer les aspects émotionnels des fausses nouvelles, et nous nous concentrons sur le processus de l'Analyse des Sentiments (AS) pour détecter les fausses nouvelles en décrivant l'AS comme un outil qui a été utilisé efficacement dans un large éventail de domaines analytiques. Nous montrons, aussi, des systèmes qui appliquent l'AS pour détecter les fausses nouvelles.

3.1 L'aspect émotionnel des fake news

L'expression des sentiments joue un rôle important dans les fake news. Les utilisateurs de médias sociaux ont tendance à commenter les publications lorsqu'elles contiennent des contenus qu'ils considèrent comme excitants. Les utilisateurs ont tendance, aussi, à partager un message lorsqu'ils se sentent plus en contrôle [60]. En combinant diverses variables de sentiment, Dickerson et al. [61] ont montré que le comportement lié au sentiment était suffisant pour distinguer les comptes humains des comptes de robots sociaux.

Afin d'accroître la diffusion des informations, les titres doivent stimuler la curiosité du lecteur et l'impliquer émotionnellement. En effet, ce n'est pas un hasard si la propagation des fake news est souvent associée à la présence de clickbait, ou l'utilisation des configurations de valence ou de polarité émotionnelle (positive et négative) et d'excitation (forte et faible) est très fréquenté par les éditeurs pour mal orienter les lecteurs [62], surtout qu'une partie importante du public des fake news ne lit pas au-delà des titres [63]. Par conséquent, pour déterminer si un article d'information est fiable ou s'il doit être considéré comme une "fake news", nous devons analyser le contenu de cet article. L'AS est l'une des techniques qui peuvent être utilisées pour effectuer cette analyse.

L'Analyse des Sentiments (AS) est la branche du traitement du langage naturel (TLN)

chargée de la conception et de la mise en œuvre de modèles, de méthodes et de techniques visant à déterminer la nature de l'information et si un texte traite d'une information objective ou subjective et, dans ce dernier cas, de déterminer si une telle information est exprimée de manière positive, neutre ou négative, ainsi que et si elle est exprimée de manière forte ou faible. Étant donné qu'une grande partie du contenu subjectif exprimé par les utilisateurs sur les réseaux sociaux concernent les opinions (sur les sites d'évaluation, les forums, les tableaux de messages, les chats, etc. forums, panneaux de messages, chats, etc.), l'AS est également connue sous le nom d'Opinion Mining (OM).

3.2 Systèmes de détection de fake news basés sur l'Analyse des Sentiments

Le sentiment exprimé et la force avec laquelle il est exprimé constituent un élément substantiel pour déterminer de manière fiable le degré de véracité d'une nouvelle. Parmi les développements de la dernière décennie, on peut distinguer deux types d'approches pour la détection des fake news en ce qui concerne l'utilisation de l'AS.

D'une part, il y a un ensemble d'approches qui prennent la AS comme base fondamentale de leur stratégie de détection des fake news, qui est généralement complétée par l'utilisation d'autres informations extraites à la fois du contenu des nouvelles et du contexte de la diffusion des nouvelles sur les réseaux sociaux.

3.2.1 L'approche d'Al Rubaian et al.

Les auteurs ont utilisé AS pour identifier le contenu douteux dans Twitter écrit en arabe afin d'empêcher la propagation d'informations fausses ou malveillantes. L'hypothèse de départ suppose que le sentiment donne une mesure du comportement de l'utilisateur, ce qui a conduit à une précision élevée dans les analyses de crédibilité. Dans leur système, le sentiment est pondéré à 30 % par rapport à toutes les caractéristiques prises en compte. [64]

3.2.2 L'approche de Chatterjee et Agarwal

L'AS, ainsi que la classification des sujets, était également la base du système de Chatterjee et Agarwal [6] pour déterminer la crédibilité des tweets écrits en anglais et en hinglish (une utilisation hybride de l'anglais et de l'hindi). [65]

3.2.3 L'approche de Del Vicario et al.

Les auteurs ont introduit un cadre pour l'alerte précoce sur les cibles possibles de dés-information sur les médias sociaux. Ils ont compilé un ensemble de données avec de vraies nouvelles provenant de publications Facebook sur les pages de journaux officiels italiens et de fausses nouvelles provenant des publications Facebook tirés des pages des sites italiens connus pour leur diffusion de fausses informations. Pour chaque message, ils ont extrait les entités associées au contenu textuel et la polarité du sentiment exprimé dans le texte. Pour chaque entité, ils ont calculé la "distance de présentation" (la différence absolue entre les valeurs maximales et minimales parmi les messages de Facebook). Entre les valeurs

maximales et minimales des notes de sentiment de tous les messages contenant l'entité) et la "distance de réponse moyenne" (la différence absolue entre la note de sentiment moyenne des messages contenant l'entité et la note moyenne des sentiments de leurs commentaires). À partir de ces deux valeurs, ils définissent la controverse et la perception de l'entité selon des seuils dérivés empiriquement.

Les auteurs ont remarqué que la distance de présentation était un bon indicateur de l'attention reçue par une entité en termes de likes et de commentaires et que les entités controversées et captivantes étaient beaucoup plus présentes dans les fake news, soulignant ainsi le potentiel de ses propriétés pour identifier les sujets susceptibles de faire l'objet de désinformation. Enfin, ils ont utilisé ces mesures pour dériver des caractéristiques basées sur le sentiment qui, avec d'autres basées sur les propriétés du texte et le comportement de l'utilisateur (nombre de commentaires, d'appréciations, etc.), ont été utilisés pour alimenter plusieurs classificateurs classiques d'apprentissage automatique pour détecter les fausses informations. Les meilleures performances ont été obtenues par un classificateur de régression logistique. [66]

3.2.4 L'approche de Dai et al.

Les auteurs ont mené une analyse exploratoire pour comprendre les caractéristiques des ensembles de données pour la détection des fake news sur la santé, pour analyser les modèles utiles et pour valider la qualité des ensembles de données FakeHealth. En ce qui concerne l'engagement social sur les nouvelles de santé, ils ont constaté que les réponses aux vraies nouvelles étaient plus positives. [67]

3.2.5 L'approche d'Anoop et al.

Dans le même domaine de la santé, les auteurs se sont intéressés à la détection de fausses informations dans des sources médiatiques en ligne qui ressemblaient à des journaux traditionnels où les informations se présentaient sous forme d'articles de journaux. Pour cette catégorie de ressources numériques les informations se présentaient sous la forme d'articles contenant quelques informations fiables et un récit abondant axé sur les émotions. C'est pourquoi ils ont fondé leur approche de détection des fausses nouvelles sur les différents types de caractéristiques affectives affichées dans les articles sur la santé, qu'ils soient vrais ou faux. Les caractéristiques émotionnelles ont été extraites d'un lexique pour alimenter des classificateurs classiques et d'apprentissage profond, et les résultats ont montré que les informations sur les émotions augmentaient les performances de tous les classificateurs. Ils ont également mené des expériences préliminaires sur détection de fausses nouvelles sur COVID-19, où ils ont constaté une présence significative de contenu émotionnel dans les récits, indiquant l'applicabilité de la détection orientée émotion pour identifier les fausses nouvelles sur cette pandémie. [68]

3.2.6 L'approche de Castillo et Coll

Les auteurs se sont concentrés sur les méthodes automatiques d'évaluation de la crédibilité des ensembles de tweets qui diffusent des informations sur un événement d'actualité.

Ils ont considéré les informations provenant de sources officielles et réputées en tant qu'informations précieuses que d'autres utilisateurs synthétisaient et élaboraient pour produire des interprétations dérivées dans un processus continu. Pour leurs expériences, ils ont recueilli 747 séries de tweets diffusant des nouvelles, chacun d'entre eux a été étiqueté manuellement comme « presque certainement vrai », « susceptible d'être faux », « presque certainement faux » et « je ne peux pas décider ».

Les auteurs ont noté que les caractéristiques basées sur l'Analyse des Sentiments étaient très pertinentes pour évaluer la crédibilité, car 3 des 10 caractéristiques les plus performantes étaient liées au sentiment : score de sentiment moyen, nombre de mots de sentiment positifs et nombre de mots de sentiment négatifs. Ils ont également observé que les tweets présentant un sentiment positif étaient davantage liés à des informations non crédibles, tandis que ceux ayant un sentiment négatif avaient tendance à être plus liés à des informations crédibles. [69]

3.2.7 L'approche de Ross et Thirunarayan

Au lieu d'essayer de déterminer la crédibilité d'un tweet, les auteurs se sont concentrés sur le classement d'une collection de tweets par crédibilité et actualité. Dans leur ensemble de caractéristiques de base, ils ont considéré des caractéristiques de sentiment, « à une émoticône heureuse » et « à une émoticône triste », et un score de sentiment. En plus, ils ont considéré deux fonctionnalités qui visaient à capturer quand le sentiment d'un tweet correspondait à l'ensemble des sentiments du sujet émettant, ainsi, l'hypothèse que les tweets qui avaient des sentiments similaires au sujet seraient crédibles, tandis que les tweets avec des sentiments loin de l'ensemble des émotions du sujet pourraient signifier que le tweet n'était pas crédible ou n'était pas digne d'intérêt. Ils ont obtenu des caractéristiques non seulement du texte du tweet, mais aussi de la description des auteurs du tweet : le nombre de mots positifs, négatifs et inappropriés dans la description de l'utilisateur. [70]

3.2.8 L'approche de Shu et al.

Les auteurs ont analysé l'ensemble de données de FakeNewsNet, constatant que les gens expriment leurs émotions ou opinions à l'égard des fausses nouvelles par le biais de publications sur les médias sociaux sous forme d'opinions sceptiques et des réactions sensationnelles. En d'autres termes, les vraies nouvelles ont, généralement, une plus grande proportion de réponses neutres que de réponses positives et négatives, tandis que les faux articles ont un plus grand ratio de sentiments négatifs. Dans leurs expériences préliminaires pour classer les fausses nouvelles, ils ont utilisé des caractéristiques de base du texte uniquement, de sorte qu'ils n'ont pas fourni d'informations sur l'impact que l'AS a sur la détection des fausses nouvelles dans cet ensemble de données. [71]

3.2.9 L'approche d'Adali

L'auteur a gardé la trace de la polarité du sentiment pour chaque phrase, des caractéristiques stylistiques (le nombre de fois où chaque partie du discours apparaît dans un article, le nombre de mots d'arrêt, de ponctuation, de guillemets, de négations, de mots

informels ou grossiers, d'interrogatifs et de mots apparaissant en majuscules), les mots et les expressions, la complexité des mots (nombre de syllabes dans les mots, ratio de mots uniques et nombre de mots communs et de mots de remplacement), la complexité des phrases (nombre de mots par phrase, profondeur de l'arbre syntaxique de la phrase et profondeur des arbres syntaxiques des noms et des verbes).

L'auteur a constaté que les sentiments positifs et négatifs étaient des caractéristiques statistiquement significatives permettant de différencier le corps du texte des vraies et des fausses nouvelles dans la base de données Buzzfeed de Silverman. Ce n'était pas le cas lorsque seuls les titres de l'actualité, probablement en raison de leur faible longueur. [63]

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue le domaine de la détection des fake news du point de vue spécifique de la manière dont l'Analyse des Sentiments est utilisée pour aborder le problème. Nous avons vu qu'elle s'est avérée utile dans une gamme variée de systèmes, à la fois comme composant central ou comme source de caractéristiques auxiliaires.

L'ensemble des connaissances acquises durant notre étude théorique est très encourageant et est en parfaite adéquation avec notre hypothèse. Ainsi, il est temps de passer à notre problématique en commençant par sa présentation et son analyse dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 4

PROBLÉMATIQUE, DÉMARCHE ET ANALYSE

Introduction

L'étude théorique menée nous a permis de recueillir les connaissances nécessaires sur les différentes facettes de notre problématique du départ. Dans ce chapitre, nous allons entamer notre proposition de recherche pour résoudre le problème posé.

Pour ce faire, nous allons suivre un processus en cascade simple. Malgré la simplicité de ce processus, il convient parfaitement à notre projet car :

- Nos besoins sont stables : aucun changement de besoins n'est prévu durant la réalisation de notre projet,
- Nous devons proposer une solution complète sans découpage : les processus itératifs et le prototypage ne sont pas nécessaires dans le cas de notre étude.

Le processus en cascade se compose de plusieurs étapes :

- 1) Exigences (problématique, besoins et fonctionnalités désirées) : durant cette phase, la planification, la spécification des besoins sont effectuées.
- 2) Analyse : durant cette phase, les exigences sont analysées pour établir un cahier des charges fonctionnel.
- 3) Conception : durant cette phase, la conception et la spécification du système sont préparées. En se basant sur les résultats obtenus dans la première phase, la solution informatique est conçue et présentée en utilisant des modèles conceptuels. Ces modèles doivent présenter les aspects importants du système.
- 4) Implémentation : durant cette phase, on procède à la réalisation concrète de la solution conçue. Cela inclut la programmation et tests unitaires des différents modules et composants.
- 5) Test : il s'agit des tests d'intégration du système, et les tests en environnement de production par les utilisateurs finaux.
- 6) Exploitation : cette étape consiste en la livraison, la maintenance, et l'amélioration du système selon les changements organisationnels.

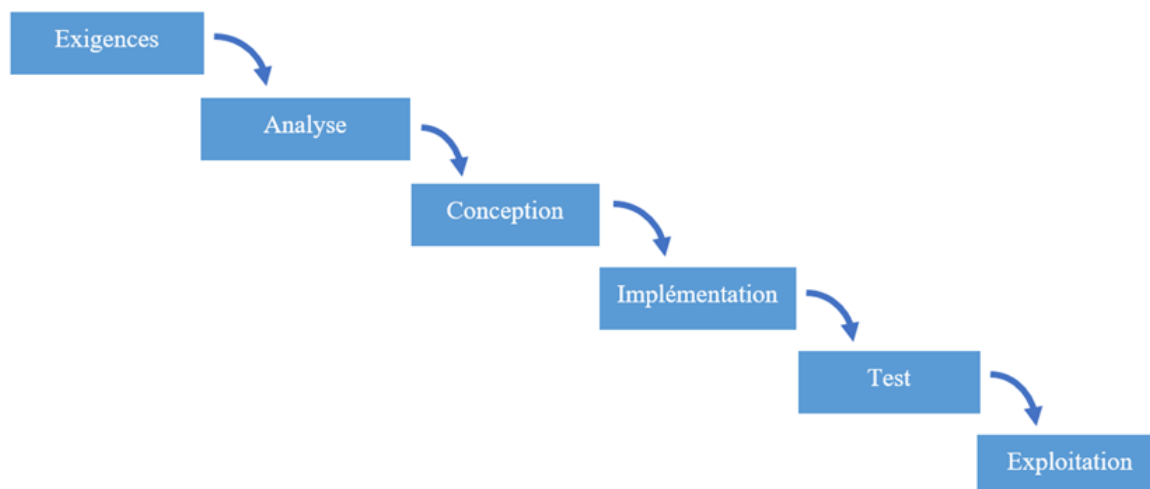


FIGURE 4.1 – Processus en cascade.

Le chapitre en cours présente les deux premières étapes, à savoir : la problématique et son analyse.

4.1 Contexte

De nos jours, Internet, le plus vaste réseau mondial de communication, est devenu universel et accessible grâce aux sites web et aux médias sociaux qui ont réussi à rassembler les individus, les entreprises et les organisations côte à côte. Ce nouvel environnement offre un moyen facile et efficace de partage de publications, d'articles, de nouvelles et des informations par rapport aux médias traditionnels en raison de ses services gratuits qui offrent une large diversité de fonctionnalités.

De nombreuses activités peuvent être réalisées via les médias sociaux, telles que le partage de photos et de vidéos, des blogs et retweeters et créer des posts courts et bien plus encore. Il existe de nombreux types de ces plateformes électroniques, telles que : Facebook, Twitter, LinkedIn, Instagram, et d'autres.

Pour qu'une personne soit membre d'un site de médias sociaux, elle doit d'abord s'inscrire, puis se connecter et accéder au contenu et à la possibilité de partager et de discuter avec d'autres utilisateurs de cette plate-forme de média sociaux. Ces médias offrent un podium virtuel où l'on peut se placer soi-même sous les feux des projecteurs, avec le monde entier comme public potentiel. Leur popularité, qui est liée à la demande croissante et continue d'information, a atteint des niveaux sans précédents. La demande croissante et l'activité énorme des réseaux sociaux ont rendu le web un champ idéal pour la propagation des fausses informations.

Durant cette décennie, le phénomène de fausses nouvelles a attiré autant d'inquiétudes que d'attention. Les fausses informations portent sur tous les niveaux allant des individus ordinaires jusqu'aux gouvernements et états. Elles ont connu une large propagation en influençant négativement les différents secteurs de vie. De ce fait, l'information est devenue plus précieuse que jamais, et l'existence des solutions pour détecter et bloquer la dissémination des fausses nouvelles qui circulent sur le web est devenue une nécessité.

Des nouvelles fausses ou frauduleuses apparaissent en grand nombre pour diverses causes politiques et commerciales. Les gens peuvent facilement être entachés par l'une de ces nouvelles frauduleuses pour leurs mots falsifiés qui ont des effets énormes sur la communauté.

La désinformation, dont la propagation s'est accentuée par le biais des médias sociaux, suscite aujourd'hui une réelle menace pour la société. Il existe différents moyens de véhiculer de la désinformation, par exemple par le biais de contenus délibérément manipulés ou fabriqués dans le but de créer des théories conspirationnistes, de rumeurs ou encore de positions et jugements erronés, tels que l'on peut en rencontrer dans des articles d'actualité, discours et débats politiques. L'une des nombreuses formes de désinformation rencontrée en ligne, et certainement l'une des plus dangereuses, est la propagande. Ce type de désinformation, que l'on retrouve notamment en politique, représente une stratégie de communication efficace mais souvent trompeuse utilisée pour promouvoir un certain point de vue auprès du public. [72]

Ces fausses nouvelles peuvent être usées pour des objectifs différents. Certaines sont fabriquées seulement pour augmenter le nombre de clics et de visiteurs sur un site, d'autres pour influencer l'opinion publique sur les décisions politiques ou sur les marchés financiers impacte la réputation des entreprises et institutions sur le Web. [72]

En Algérie, nous étions témoins des fausses nouvelles concernant le match de l'Algérie et du Cameroun. Il semble que les sentiments des supporters algériens soient devenus une substance riche pour certaines pages abyssales, qui les manipulent quotidiennement avec des publications sur la possibilité de rejouer le match entre l'Algérie et le Cameroun dans le seul but de gagner de l'interaction. Par conséquent, mon intérêt pour la recherche sur ce sujet a augmenté.

4.2 Problématique

Les fausses nouvelles ne sont pas un nouveau sujet ; cependant, il a été popularisé au moment de l'élection présidentielle de Donald Trump en 2016. Traditionnellement, les gens obtiennent des nouvelles de sources fiables, de médias et d'éditeurs, généralement en suivant un code de pratique strict. À la fin du XXe siècle, Internet a fourni une nouvelle façon de consommer, de publier et de partager des informations avec peu ou pas de normes éditoriales. Dernièrement, les médias sociaux sont devenus une source importante d'informations pour de nombreuses personnes. Selon un rapport de Statistica [73], il y a environ 3,6 milliards d'utilisateurs de médias sociaux (environ la moitié de la population) dans le monde. Les sites et réseaux de médias sociaux présentent des avantages évidents dans la diffusion de l'information, tels que l'accès instantané à l'information, la distribution gratuite, l'absence de limite de temps et la variété. Cependant, ces plateformes sont en grande partie non réglementées. Par conséquent, il est souvent difficile de dire si certaines informations sont vraies ou fausses. [74]

Des études récentes [75–77] montrent que la vitesse à laquelle les fausses nouvelles circulent est sans précédent, et le résultat est leur prolifération à grande échelle. Un exemple clair de cela est la propagation de la désinformation comme c'était le cas des élections présidentielles américaines de 2016, la pandémie de COVID-19 en cours et les manifestations en cours.

Un ensemble de modèles de détection des fausses nouvelles étaient déjà présenté sur trois catégories principales [78] :

- **Modèle basée sur la propagation**

Les méthodes basées sur la propagation de l'information étudient les données reliées à la diffusion de l'information fausse, c'est-à-dire, comment propagent-elles et comment sont-elles diffusées par les utilisateurs.

- **Modèle basée sur le style de l'information**

Tandis que les méthodes de détection basées sur les connaissances visent à évaluer l'authenticité de l'information, les méthodes basées sur le style cherchent à évaluer l'intention de l'information, par exemple : existe-t-elle une intention d'induire le public en erreur ou non ? Ces méthodes étudient un ensemble de caractéristiques quantifiables qui peuvent bien représenter la déception dans les informations et la différencier de la vérité.

- **Modèle basée sur l'expertise (Fact Checking)**

Cette technique est initialement développée en journalisme. Elle vise à évaluer l'authenticité des informations en comparant les connaissances extraites du contenu des nouvelles que l'on veut vérifier avec les faits réels (connaissances valides). La vérification du contenu peut être manuelle ou automatique.

En observant ces techniques, nous constatons qu'elles ne prennent pas en compte d'autres facteurs et que nous allons explorer l'un de ces facteurs.

4.3 Proposition

Les fake news sont un sujet au cœur de notre actualité et comptent sur cet aspect personnel et émotionnel pour pousser l'internaute à les partager sans vérifier s'il s'agit d'une information valide ou d'une fake news. Sur cette base, nous allons explorer l'aspect émotionnel des fake news et la possibilité d'utiliser cet aspect pour les détecter. Et effet, cet aspect peut être la réponse pour comprendre le mécanisme de propagation de ces fausses informations sur les réseaux sociaux.

4.3.1 Aspect émotionnel dans les fake news

L'accès facile à l'équipement, aux logiciels et aux plateformes pour créer, distribuer et donner accès à de fausses nouvelles a exacerbé le problème des fausses nouvelles, créant un grand nombre de sources très biaisées qui atteignent le grand public via les réseaux sociaux. La théorie de l'économie de l'émotion propose que de faux titres d'actualités soient créés pour évoquer des réactions émotionnelles chez les lecteurs qui les amèneront à interagir avec l'article d'une manière qui permet au créateur de réaliser un profit (en cliquant sur le lien vers l'article complet, en partager l'article, etc.). [79]

À travers les pages d'actualités de Facebook et même par les sites obscurs, il paraît que les fausses nouvelles sont, apparemment, partout. En ce qui concerne les informations trompeuses, notre réaction émotionnelle sur eux peut favoriser leur propagation, selon un chercheur de la Bowling Green State University. [79]

Christy Galletta Horner, professeure adjointe au Collège d'éducation et de développement humain de la BGSU, et son équipe ont récemment publié une recherche intitulée

"Emotions : The Unexplored Fuel of Fake News on Social Media". Dans ce document, Galletta Horner a étudié comment les émotions sont affectées par les faux titres politiques et comment les réactions déterminent si les histoires sont partagées avec d'autres dans un environnement en ligne. [79]

Menées en partie avec son père, professeur à l'Université de Pittsburgh, les recherches de Galletta Horner se sont concentrées sur l'élection présidentielle de 2020. Le duo a interrogé 879 personnes, montrant à chacune l'une des huit fausses nouvelles. On a ensuite demandé aux participants s'ils partageraient l'histoire ou partageraient des informations opposées, ainsi que ce qu'ils ressentaient. [79]

Les chercheurs ont découvert que les participants se répartissaient en trois catégories : [79]

- ★ Chaud : les gens sont poussés à partager de "fausses nouvelles" par de fortes émotions.
- ★ Bouleversé : des personnes déterminées à arrêter la propagation de fake news par des émotions négatives.
- ★ Froid : les personnes qui ne réagissent pas ou n'interviennent pas pour arrêter la diffusion de fake news.

Ces résultats montrent à quel point les internautes reposent sur leurs émotions lorsqu'ils décident de partager une nouvelle qui peut être une fausse nouvelle. Malheureusement, ce constat est bien exploité par les gens malintentionnés : pour faciliter la propagation d'une fake news nécessite que cette dernière génère une forte émotion chez l'internaute. Pour cela, la fake news elle-même doit être dotée d'une dimension émotionnelle importante.

4.3.2 Hypothèse

Nous émettons l'hypothèse qu'il est possible de reconnaître les fake news sur la base de la dimension émotionnelle d'une actualité.

4.4 Analyse

Pour vérifier la validité de l'hypothèse fixée pour notre étude, nous allons explorer un ensemble d'articles des deux types (fake et non fake) pour voir est-ce qu'il est possible de construire un classificateur pour classifier les articles selon les deux catégories en reposant seulement sur leur dimension émotionnelle.

4.4.1 Démarche orientée données

Ainsi, nous allons faire une approche basée sur les données, nous allons prendre un ensemble des news pour évaluer si le côté émotionnel est suffisant pour détecter les fake news. Dans cette étude nous allons adapter une architecture Pipelines. Un pipeline permet de relier plusieurs transformateurs. Les données circulent du début du pipeline à la fin, et la sortie de chaque transformateur est donnée comme entrée du transformateur suivant. [80]

Nous allons aussi nous baser sur les étapes de détection des émotions dans le texte (présenté dans le chapitre 2, Détection des émotions dans le texte, Figure 2.6). Nous rappelons que les étapes à suivre sont :

- Le prétraitement,
- L'extraction des caractéristiques,
- Entraînement du modèle,
- Classification.

Par conséquent, nous avons opté pour l'architecture des pipelines suivant :

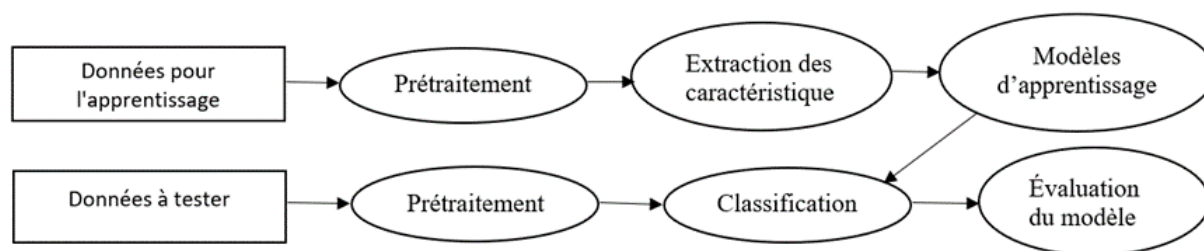


FIGURE 4.2 – Architecture des pipelines.

Dans ce qui suit, nous présentons les fonctionnements de chacune des phases de notre système.

4.4.2 Le Corpus

Le processus de détection et de classification des sentiments dans le texte nécessite un corpus comme point d'entrée. Ce corpus va servir à l'entraînement du modèle (de classifieur).

4.4.2.1 Qu'est-ce qu'un corpus ?

Un corpus est un ensemble de documents, artistiques ou non (textes, images, vidéos, etc.), regroupés dans une optique précise [81]. On peut utiliser des corpus dans plusieurs domaines : études littéraires, linguistiques, scientifiques, philosophiques, etc. [81]

Plusieurs corpus existent dans la littérature et sont disponibles pour l'utilisation. Néanmoins, nous n'avons pas trouvé des corpus en langue arabe dédiés à la détection des fake news. Ainsi, nous avons opté pour la construction de notre propre corpus.

4.4.2.2 Préparation du corpus

Avant de commencer ce projet, la première étape de travail est la collecte des données. Un corpus compte, dans des cas ordinaires, des milliers voir des millions de documents. En effet, le corpus doit contenir un nombre très grand d'articles pour couvrir les différentes possibilités et les différentes variations qui existent. Les affiliations culturelles

d'une personne influencent grandement les émotions qu'elle exprime à l'égard des situations. Cependant, il existe peu de ressources émotionnelles étiquetées pour les langues autres que la langue anglaise. La disponibilité de ressources riches dans d'autres langues telles que le français, l'espagnol, l'hindi, et ainsi de suite peut grandement changer le récit et encourager. [82]

Il sera difficile de procéder à la réalisation d'un tel corpus dans le cadre de notre projet. Cette tâche pourra prendre plusieurs mois ce qui dépasse le temps planifié pour notre étude. Ainsi, nous avons choisi de construire un corpus avec peu de variations. Ces dernières sont généralement : le sujet des articles, la langue utilisée et l'intervalle temporel du corpus.

Nous choisissons de limiter ces trois variations comme suit :

- Le thème : la guerre entre la Russie et l'Ukraine.
- La langue : arabe (officielle, sans dialectes).
- Un intervalle court : moins d'un mois.

Le corpus doit être annoté manuellement pour extraire :

- ★ La valeur émotionnelle de chaque article (nouvelle).
- ★ La valeur émotionnelle des différents mots utilisés.

4.4.3 Le prétraitement

Le pré-traitement linguistique est un outil puissant pour préparer les données textuelles. Généralement, les prétraitements comprennent la normalisation textuelle des mots, la segmentation et la lemmatisation.

La normalisation textuelle qui consiste à effectuer quelques transformations superficielles sur les séquences de caractères de ces mots. Prenant par exemple : supprimer les valeurs nulles et les mots vides (en anglais stopwords), éliminer la ponctuation, et éliminer les caractères spéciaux tel que ! , ? , : , ; .

La segmentation (en anglais tokenisation) consiste à séparer une suite de caractères en éléments sémantiques, ou mots (en anglais tokens).

La lemmatisation (en anglais lemmatization) fait une analyse linguistique poussée destinée à enlever les variantes flexionnelles des mots afin de les ramener sous leur forme lemmatisée ou encyclopédique.

4.4.4 L'extraction des caractéristiques

La vectorisation du texte est un ensemble de techniques de traitement du langage naturel où les mots ou les phrases sont transformés en vecteurs numériques. Pour sélectionner le meilleur terme présenté, la technique de vectorisation la plus utilisée est le TF-IDF.

- **TF-IDF** (Term Frequency-Inverse Document Frequency) est une mesure statistique qui permet d'évaluer l'importance d'un terme contenu au sein d'un document, puis dans un corpus. Le poids augmente proportionnellement au nombre d'occurrences du mot dans le document. Cette méthode est utilisée dans des moteurs de recherche

pour apprécier la pertinence d'un document à une requête [83].

$$tf - idf_{t,d} = tf_{t,d}idf_t = tf_{t,d} \log \left(\frac{N}{df_{t,d}} \right)$$

Terminologies : [84]

- **Fréquence du terme** : dans le document d , la fréquence représente le nombre d'instances d'un mot donné "t". Par conséquent, nous pouvons voir qu'il devient plus pertinent lorsqu'un mot apparaît dans le texte, ce qui est rationnel. Étant donné que l'ordre des termes n'est pas significatif, nous pouvons utiliser un vecteur pour décrire le texte dans le sac de modèles de termes. Pour chaque terme spécifique dans le document, il y a une entrée dont la valeur est la fréquence du terme.

Le poids d'un terme qui apparaît dans un document est simplement proportionnel à la fréquence du terme.

$tf(t, d)$ = nombre de t dans d / nombre de mots dans d .

- **Fréquence du document** : teste le sens du texte, qui est très similaire à TF, dans l'ensemble de la collection de corpus. La seule différence est que dans le document d , TF est le fréquencemètre d'un terme t , tandis que df est le nombre d'occurrences dans l'ensemble de documents N du terme t . En d'autres termes, le nombre d'articles dans lesquels le mot est présent est DF.

$df(t)$ = occurrence de t dans les documents.

- **Inverse Document Frequency** : principalement, il teste la pertinence du mot. L'objectif principal de la recherche est de localiser les documents appropriés qui correspondent à la demande. Puisque tf considère tous les termes également significatifs, il n'est donc pas seulement possible d'utiliser les fréquences des termes pour mesurer le poids du terme dans l'article. Tout d'abord, trouvez la fréquence de document d'un terme t en comptant le nombre de documents contenant le terme :

$$df(t) = N(t)$$

où

$df(t)$ = Documenter la fréquence d'un terme t .

$N(t)$ = Nombre de documents contenant le terme t .

L'informativité mesure la quantité de sens qu'un mot porte.

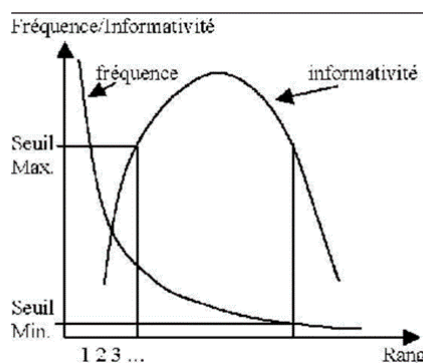


FIGURE 4.3 – La correspondance entre l'informativité et la fréquence. [85]

La fréquence des termes est le nombre d'instances d'un terme dans un seul document ; bien que la fréquence du document soit le nombre de documents distincts dans lesquels le terme apparaît, elle dépend de l'ensemble du corpus. Voyons maintenant la définition de la fréquence du papier inverse. L'idf du mot est le nombre de documents dans le corpus séparé par la fréquence du texte.

$$idf(t) = N/df(t) = N/N(t)$$

Le mot le plus courant est censé être considéré comme moins significatif, mais l'élément (les nombres entiers les plus définis) semble trop dur. On prend alors le logarithme (de base 2) de la fréquence inverse du papier. Donc le si du terme t devient :

$$idf(t) = \log(N/df(t))$$

Calcul : tf-idf est l'une des meilleures métriques pour déterminer l'importance d'un terme pour un texte dans une série ou un corpus. tf-idf est un système de pondération qui attribue un poids à chaque mot d'un document en fonction de sa fréquence de terme (*tf*) et de la fréquence de document réciproque (*tf*), (*idf*). Les mots avec des scores de poids plus élevés sont considérés comme plus significatifs.

4.4.5 Apprentissage

Il regroupe deux étapes, l'entraînement et la validation utilisant chacune une partie de la base des caractéristiques subdivisée en deux parties, base d'entraînement et base de test. Le module d'entraînement utilise la base d'entraînement pour fournir un modèle de décision tandis que le module de validation utilise la base de test pour mesurer la performance du modèle fourni.

- **Entraînement** : pour entraîner notre modèle, nous avons choisis deux modèles :
 - ★ Méthode des k plus proches voisins (KNN en anglais k-nearest neighbors).
 - ★ La machine à vecteurs de support (SVM en anglais Support Vector Machines).Vu l'absence d'autres études de référence, notre choix s'est basé sur notre évaluation. Nous avons pris le choix de travailler sur une approche statistique en plus qu'une approche machine learning.
- **Validation** : consiste à mesurer la capacité du modèle à reconnaître des nouveaux exemples. Pour cela, on écarte dès le départ une partie des exemples pour les utiliser pour le test du modèle. La base des caractéristiques est alors subdivisée en deux parties, une partie d'entraînement et une partie de test. Son utilité consiste à éviter le sur-apprentissage, c-à-d tester le modèle sur la même base d'entraînement. [86] Nous avons choisi la méthode Holdout. La méthode Holdout est relativement facile à comprendre, l'ensemble de données cible avec des échantillons étiquetés est divisé en deux ensembles indépendants, à savoir l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble de test [87]. Après avoir obtenu un modèle de classification utilisant uniquement l'ensemble d'apprentissage, nous évaluons les performances du modèle sur l'ensemble des tests pour obtenir une estimation indépendante de la précision de la classification [87]. Le pourcentage d'échantillons dans l'ensemble de données pour la formation et pour les tests est généralement de 80% et 20% respectivement. [87]

Ces deux modèles sont deux algorithmes utilisés pour la classification.

Pour évaluer les performances de nos modèles de détection de fausses informations, il existe plusieurs méthodes mais la plus utilisée [4] sont celles basées sur la matrice de confusion.

La matrice de confusion : une matrice de confusion est un résumé des résultats de prédiction sur un problème de classification. Le nombre de prédictions correctes et incorrectes est résumé avec des valeurs de comptage et ventilé par classe. Nous présentons ci-dessous [88] :

- ★ True Positive (TP) : true fake.
- ★ True Negative (TN) : true non fake.
- ★ False Negative (FN) : false non fake.
- ★ False Positive (FP) : false fake.

Nous avons défini à partir des statistiques de cette mesures suivantes :

- ◇ Le taux de succès ou d'erreur (en anglais accuracy) : désigne le taux des prédictions réussies obtenu par le modèle de classification. c-à-d :

$$\text{Accuracy} = \frac{T P + T N}{T P + T N + F N + F P}$$

- ◇ La précision (en anglais precision) : est définie comme le nombre de prédictions faites qui sont réellement correctes ou pertinentes parmi toutes les prédictions basées sur la classe positive. Ceci est également connu comme valeur prédictive positive et peut être représentée par la formule :

$$\text{Precision} = \frac{T P}{T P + F P}$$

- ◇ Le rappel (en anglais recall) : est défini comme le nombre d'instances de la classe positive qui était correctement prédit. Ceci est également connu sous le nom de couverture ou de sensibilité et peut-être représenté par la formule :

$$\text{Recall} = \frac{T P}{T P + F N}$$

- **Révision des paramètres** : cette opération a pour objectif d'améliorer le modèle, avec le tuning ou le réglage des paramètres : [86]

Pour la méthode KNN : il y a un seul paramètre et qui représente le k. Ce paramètre définit le nombre de voisins qui seront vérifiés pour déterminer la classification d'un point de requête spécifique.

Pour la méthode SVM : il existe de nombreux paramètres de l'svm mais, les plus importants sont :

- ◇ **Cost** : ce paramètre désigne l'optimisation de l'svm pour éviter de mal classer les données d'entraînement. Pour des valeurs élevées de C, l'optimisation choisira un hyper-plan à plus petite marge, inversement, une très petite valeur de C amènera l'optimisation à rechercher un hyper-plan de séparation à plus grande marge.
- ◇ **Gamma** : ce paramètre définit jusqu'où l'influence d'une seule donnée d'entraînement atteint, avec des valeurs faibles une signification «loin» et des valeurs élevées une signification «proche».
- ◇ **degré** : ce paramètre présente le degré du noyau.
- ◇ **coef0** : ce paramètre désigne la projection du noyau, qui peut être utilisé pour surmonter l'un des problèmes importants avec le noyau polynomial.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principaux enjeux du projet. L'étape suivante consiste à concevoir le système, qui traduira cette analyse en une solution informatique. C'est l'objectif du chapitre suivant.

CHAPITRE 5

CONCEPTION

Introduction

Dans ce chapitre, nous allons transformer les solutions proposées en solutions informatiques. Pour cela, nous décrirons chaque phase en citant les principaux algorithmes et techniques utilisées dans chacune des phases.

Vu la nature du projet et l'architecture choisie, nous n'avons pas opté pour un langage de modélisation graphique (comme UML). En revanche, nous avons préféré présenter les algorithmes des différentes étapes pour permettre la compréhension de chaque étape à part et de comprendre le fonctionnement du système de manière générale (la pipeline).

5.1 Architecture générale

Ce diagramme représente les différentes phases de notre système.

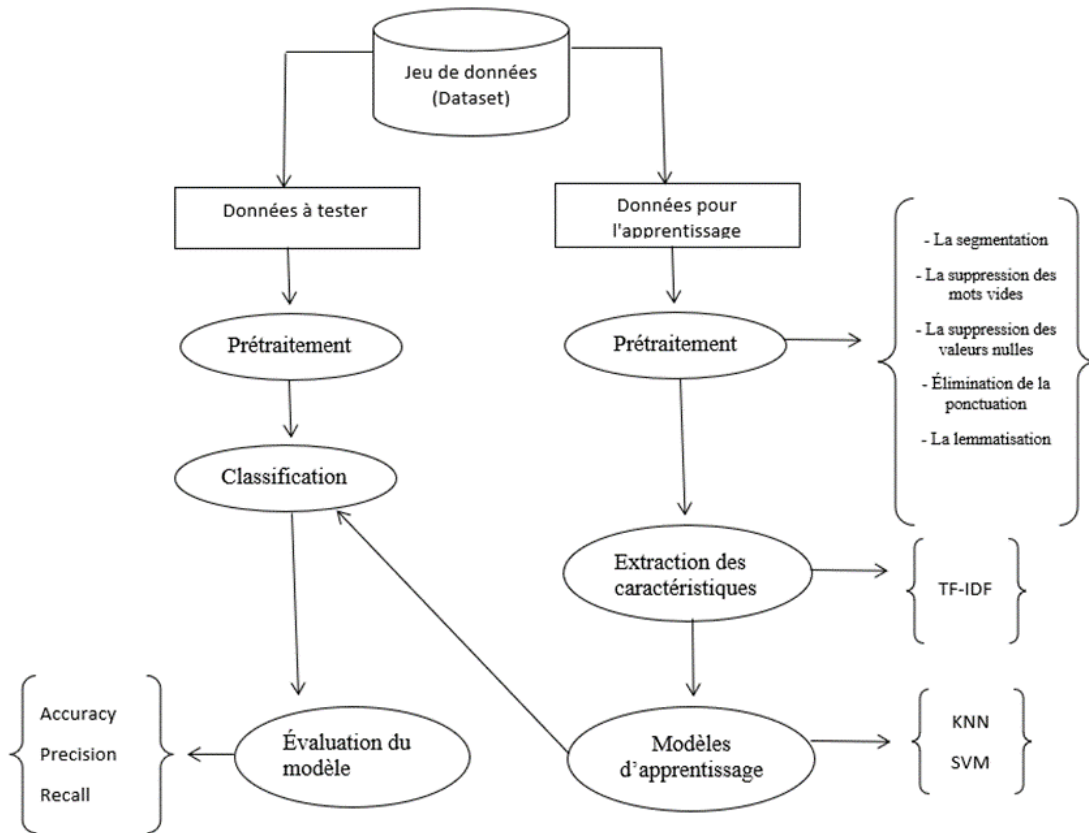


FIGURE 5.1 – Architecture générale.

5.2 Architecture détaillée

Dans ce qui suit, nous détaillons chacune des phases de notre système.

◆ Le corpus (dataset)

Après avoir cherché sur les réseaux sociaux pendant plusieurs jours tels que Twitter et Facebook, nous avons finalement collecté un ensemble de données de 400 tweets contenant à la fois de fausses et de vraies nouvelles.

Nous avons créé un corpus dans un seul évènement, proche dans le temps et dans la même culture et contexte.

L'étape suivante consistait à annoter le corpus. Nous n'avons sélectionné que les mots qui contiennent une émotion ; dans le contexte que nous avons choisi. L'intervalle sélectionné $[0,5]$, 0 présente l'absence de l'émotion, 5 présentent la pointe de l'émotion. La valeur émotionnelle change selon la culture et selon le contexte. Nous avons opté pour cet intervalle parce que la nature de l'émotion elle-même (positive/négative) n'est pas significative : la fausse nouvelle n'est pas toujours négative. Ainsi, dans sa version finale, notre corpus contient les tweets, leur type (fake ou non fake) ainsi que les mots émotionnels extraits qui se séparent par point-virgule.

◆ Le prétraitement

Notre objectif est d'extraire les meilleures caractéristiques permettant de détecter une fake news. On commence par le pré-traitement des données du dataset brute. Nous allons présenter l'algorithme qui représente le pré-traitement. Pour clarifier plus, nous allons prendre cet exemple

“روسيا أسقطت قنابل خارقة على ماريوبول”

à partir du corpus. Pour voir les transformations qui se produisent dans la partie pré-traitement.

Fonction Pré-traitement(fichier)

Variable

news : tableau de chaîne de caractères

news_s, news_n, news_l : Matrice de Chaînes de caractères

Début

news = Lire(fichier)

news_s = Segmentation(news)

news_n = Normalisation(news_s)

news_l = Lemmatisation(news_n)

retourner news_l ;

Fin

La segmentation consiste à découper le texte en entités (mots, nombres, signes de ponctuation). Dans notre cas, on s'intéresse aux termes seulement, les autres entités seront ignorées. Pour ce faire, nous pouvons faire recours aux différentes API de segmentation ou bien d'utiliser une expression régulière qui permet de décomposer un texte en terme comme :

$$\sim " \setminus w + (? : [-'] \setminus w+) * '|[-.() + | \setminus S \setminus w^*" ^1$$

Voici le pseudo algorithme permettant de segmenter le texte.

1. <https://medium.com/computronium/text-segmentation-7150cc58cb03>

Fonction Segmenter (news : matrice de chaînes de caractères)

Variables

news_s : matrice de chaînes de caractères
segments : tableau de chaînes de caractères
s : outil segmentation

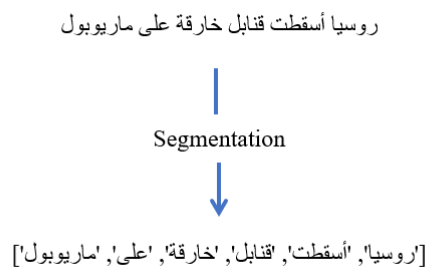
Début

s = initialiser outil de segmentation
Pour chaque "ligne" de news faire
 segments.ajouter(ligne)
 segments.ajouter(s.segmenter(ligne))
 news_s.ajouter(segments)

Fin pour

retourner news_s

Fin



La normalisation du texte consiste à nettoyer puis à maquetter le document selon les normes usuelles. Dans notre cas, nous allons séparer le nettoyage de la lemmatisation. Ainsi, durant la normalisation, nous allons supprimer les mots vides et les chiffres ; les autres règles (mises en minuscule, normaliser les apostrophes, etc.) ne s'appliquent pas sur la langue arabe.

Fonction Normaliser (news_s : matrice de chaîne de caractères)

Variable

mots_vides : liste des mots vides

ligne_n : tableau de chaîne de caractères

news_n : matrice de chaîne de caractère

Début

mots_vides = charger liste des mots vides

Pour chaque "ligne" dans news_s faire

 ligne_n = []

 ligne_n.ajouter(ligne[1]) // On ne normalise que les termes

 Pour i allant de 2 à taille(ligne) Faire

 Si ligne[i] n'est pas dans mots_vides et ne contient pas des chiffres alors

 line_n.ajouter(ligne[i])

Fin Si

Fin Pour

 news_n.ajouter(ligne_n)

Fin pour

retourner news_n

Fin

['روسيا', 'أسقطت', 'قنابل', 'خارقة', 'على', 'ماريوبول']

↓
Normalisation

↓
['روسيا', 'أسقطت', 'قنابل', 'خارقة', 'ماريوبول']

La lemmatisation consiste à récupérer la forme canonique de chaque terme normalisé. Cette étape nécessite l'utilisation d'une ressource lexicale externe (un dictionnaire ou une ontologie). Il est aussi possible d'utiliser un outil qui facilite l'interrogation de ces ressources externes.

L'algorithme sera ainsi :

Fonction Lemmatiser (news_n : matrice de chaînes de caractères)

Variables

news_l : matrice de chaînes de caractères

ligne_l : tableau de chaînes de caractères

l : outil de lemmatisation

Début

l = initialiser l'outil de lemmatisation

Pour chaque ligne de news_n Faire

 ligne_l = []

 ligne_l.ajouter(ligne[1]) // la phrase n'est pas traitée

 Pour i allant de 2 à taille(ligne) Faire

 ligne_l.ajouter(l.norammliser(ligne[i]))

Fin Pour

 news_l.ajouter(ligne_l)

Fin Pour

retourner news_l

Fin

[روسيا, أسقطت, قنابل, 'خارقة', 'ماریوبول']

Lemmatisation

روسيا أسقط قنابل خارق ماریوبول

◆ L'extraction des caractéristiques

Nous avons appliqué la méthode TF-IDF

Pour calculer le TF nous avons besoin :

- Le nombre de mots dans le document.
- La fréquence de terme.

Pour calculer le IDF nous avons besoin :

- Nombre de documents contenant le terme t.
- Le nombre total de documents dans le corpus.

Voici le pseudo algorithme permettant de calculer Tf/Idf.

```
Fonction TfIdf (news_1 : matrice de chaînes de caractères)
Variables
    tf : matrice de numériques
    df : dictionnaire (term, numérique)
Début
    Pour chaque ligne dans news_1 faire
        Pour i allant de 2 à taille(ligne)
            Incréments le nombre d'occurrences pour la ligne (tf)
            Incréments le nombre d'apparition (une seule fois)(df)
        Fin Pour
        Mettre à jour les poids tf (division par taille de la ligne)
    Fin Pour
    Pour chaque clé, valeur dans df Faire
        Calcul de l'idf (l'inverse normalisé de df)
        Mettre à jour le poids dans la matrice tf
    Fin Pour
    retourner la matrice tf
Fin
```

◆ Classification

Il existe différents classificateurs qui sont utilisés pour la classification du texte. Nous avons présenté les modèles de base que nous allons utiliser :

- ★ **Modèle KNN** : nous allons présenter l'algorithme qui représente la méthode KNN.

Fonction KNN (k : nombre entier)

Variables

news_e : matrice de numériques (données d'entraînement)

news_t : matrice de numériques (données de tests)

d_mat = matrice de numériques

d : une fonction de définition distance

Début

Pour chaque ligne_e dans news_e faire

 Pour chaque ligne_t dans news_t faire

 d_mat.ajouter(d(ligne_e, ligne_t))

Fin pour

Fin pour

 trier les distances calculées par ordre croissant en fonction des valeurs de distance

 retourner les k premières lignes trié ;

Fin

- ★ **Modèle SVM** : le but de SVM est de trouver un classificateur qui sépare au mieux les données et maximise la distance entre ces deux classes. Ce dernier est un classificateur linéaire appelé hyperplan. Comme montré dans la figure ci-dessous Figure 5.2, cet hyperplan sépare les deux ensembles de points. Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination d'hyperplan, sont appelés vecteurs de support. [88]

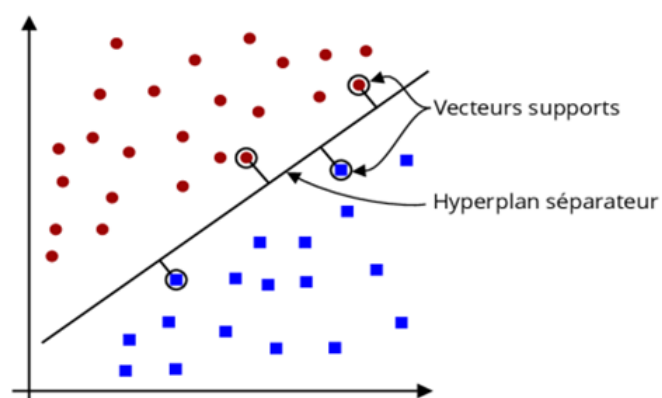


FIGURE 5.2 – Représentation graphique de l'algorithme SVM. [88]

Conclusion

Ce chapitre a décrit la conception de notre système et il a présenté la démarche suivie dans ses différentes phases. Le prochain chapitre présentera la mise en œuvre et la concrétisation de cette conception en une solution technique.

CHAPITRE 6

RÉALISATION

Introduction

Passons maintenant au dernier chapitre détaillant la mise en œuvre de notre projet. L'objectif de ce chapitre est de présenter les outils, les logiciels, les langages, les bibliothèques et l'implémentation de notre système. Les choix ont été pris en se basant sur les tendances que nous avons découvertes durant nos lectures. Ensuite, nous allons présenter les résultats obtenus lors du test du système développé. Le chapitre se termine par la discussion de ces résultats.

6.1 Outils utilisés

6.1.1 Logiciels utilisés

Dans notre travail nous avons utilisé l'environnement PyCharm. PyCharm est un environnement de développement intégré permettant d'écrire et d'exécuter des programmes ou des scripts en langage Python. [89]

6.1.2 Langages utilisés

Dans notre travail nous avons utilisé le langage python, version 3.10.0 pour implémenter notre système de détection de fausses informations. Python est un langage de programmation interprétée, multi-paradigme et multi-plateformes. Il est conçu pour optimiser la productivité des programmeurs en offrant des outils de haut niveau et une syntaxe simple à utiliser. Il est doté d'un typage dynamique fort, d'une gestion automatique de la mémoire par ramasse-miettes et d'un système de gestion d'exceptions. Le langage Python est placé sous une licence libre et fonctionne sur la plupart des plates-formes informatiques. [90]

6.1.3 Bibliothèques utilisées

Dans chaque phase de notre travail nous avons eu besoin d'intégrer quelques bibliothèques.

Les bibliothèques utilisées sont :

- **Nltk** : est une plateforme Python leader pour travailler sur les données du langage naturel. Elle offre des interfaces faciles à manipuler et plus de 50 corpus et ressources lexicales. Nltk offre également des bibliothèques de prétraitement de données, de classification, segmentation, racinisation, et plus d'autres.[101]
- **Qalsadi** : est une plateforme Python leader pour travailler sur les données du langage naturel. Elle offre également des bibliothèques de lemmatisation. [92]
- **NumPy** : numpy est une bibliothèque pour langage de programmation Python, destinée à manipuler des matrices ou tableaux multidimensionnels ainsi que des fonctions mathématiques opérant sur ces tableaux. [93]
- **Scikit-learn** : est une bibliothèque libre Python destinée à l'apprentissage automatique. Elle comprend de nombreuses méthodes pour la classification, la régression et le clustering. Elle est conçue pour s'harmoniser avec d'autres bibliothèques libres Python, notamment NumPy et SciPy. [94]
- **Math** : le module mathématique Python fournit les fonctions mathématiques les plus populaires, qui incluent les fonctions trigonométriques, les fonctions de représentation, les fonctions logarithmiques, etc. En outre, il définit également les constantes mathématiques. [95]
- **Matplotlib** : est une bibliothèque de visualisation 2D de données, conçue pour Python. Elle offre des possibilités variées de visualisations statiques, personnalisées et interactives dans des différents formats. [96]

6.2 Implémentation

Dans notre système nous allons présenter les différentes tâches effectuées pour la détection des fausses nouvelles.

Premièrement nous avons extrait des données de chaque étape pour montrer l'exécution réelle de chaque étape. Nous avons choisi cinq lignes pour les afficher pour démontrer la différence entre les étapes.

- **Dataset**

روسيا أسقطت قنابل خارقة على ماريوبول
أبنية مدمرة وشوارع خالية مشاهد توثق الضرر الهائل الذي خلفه القصف الروسي على مدينة ماريوبول
الجنرال المفصل لدى بوتين يُحوّل ماريوبول إلى ركام بعد أن ساهم في تحويل حلب إلى مدينة أشباح
العثور على 57 جثة في مقبرة جماعية في بوتشا قرب العاصمة كيف
مجلس مدينة ماريوبول: 140 ألف شخص غادروا المدينة وبقي فيها نحو 170 ألف شخص بحاجة إلى مساعدة عاجلة

- **Prétraitement**

6.2. Implémentation

روسيا أسقط قنابل خارق ماريوبول
أبنية مدمر شوارع خال مشاهد توثق ضرر هائل خلف قصف الروسي مدين ماريوبول
جنرال مفضل بوتين حول ماريوبول ركام ساهم تحويل حلب مدين أشباح
عشور جث مقبر جماع بوتشا قرب عاصم كييف
مجلس مدين ماريوبول شخص غادر مدين بق شخص حاج مساعد عاجل

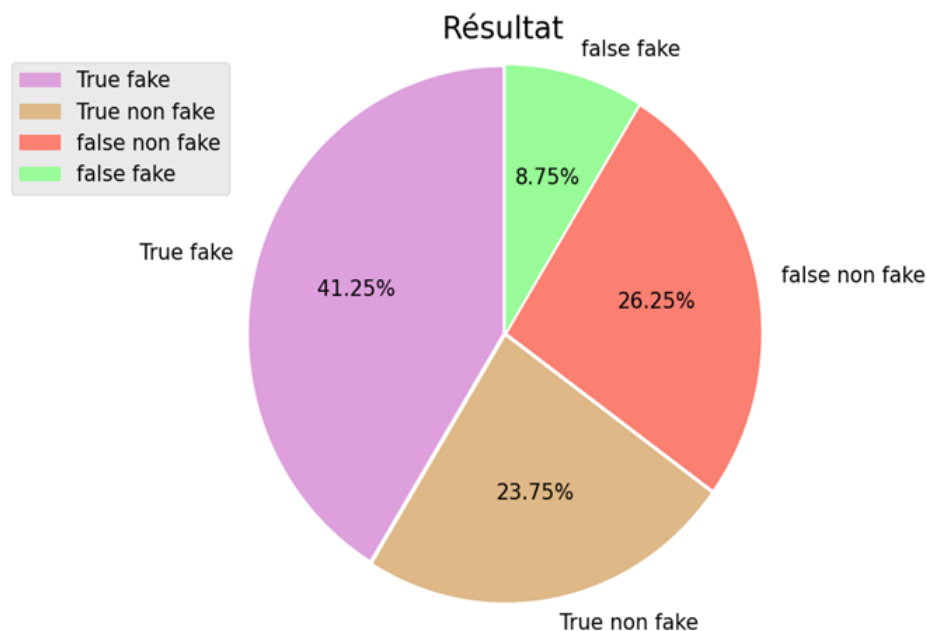
• Extraction des caractéristiques

روسيا أسقط قنابل خارق ماريوبول : روسيا : 1.8575424759098897 أسقط : 1.25 قنابل: 1.8575424759098897 خارق: 1.75 ماريوبول : 1.125
أبنية مدمر شوارع خال مشاهد توثق ضرر هائل خلف قصف الروسي مدين ماريوبول : أبنية : 0 شوارع : 0 مدمر : 1.5 خال : 0 مشاهد : 0.46438561897747244 توثق : 0 ضرر : 0.9749375012019269 هائل : 0 خلف : 0.7924812503605779 قصف : 1.5849625007211559 الروسي : 1.723308333814104 مدين : 0 ماريوبول : 1.125
جنرال مفضل بوتين حول ماريوبول ركام ساهم تحويل حلب مدين أشباح: جنرال: 0.46438561897747244 مفضل : 0 بوتين : 1.3931568569324173 حول : 0.5283208335737186 ماريوبول : 1.125 ركام : 1.0 ساهم : 0.5 تحويل : 0.46438561897747244 حلب : 0 مدين : 0 أشباح : 0.6965784284662087
عشور جث مقبر جماع بوتشا قرب عاصم كييف : عشور : 0.5 جث : 2.0 مقبر : 1.5 جماع : 0.5 بوتشا : 1.3931568569324173 قرب : 0.5283208335737186 عاصم : 0 كييف : 1.5
مجلس مدين ماريوبول شخص غادر مدين بق شخص حاج مساعد عاجل: مجلس: 0.5 مدين : 0.5 ماريوبول: 1.125 شخص: 0.5283208335737186 غادر: 0.75 مدين: 0.5 بق : 0.5 شخص : 0.5283208335737186 حاج : 0 مساعد: 0.6965784284662087 عاجل: 1.0

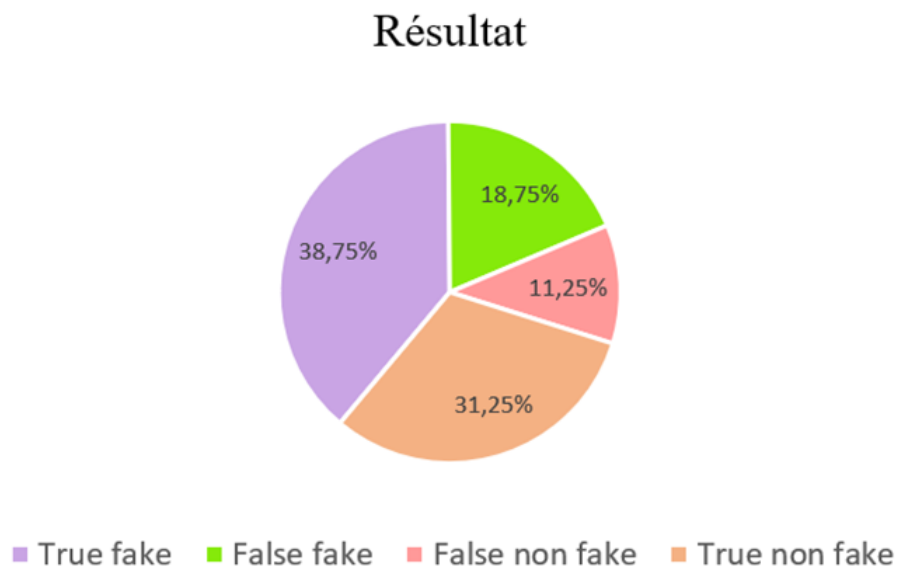
• Classification

Après plusieurs tests des paramètres nous avons déterminé les valeurs idéales des paramètres de chaque méthode pour obtenir le meilleur modèle. Les graphes ci-dessus visualisent les résultats obtenus :

- ★ Pour la méthode KNN : $k=5$.



★ Pour la méthode SVM : kernel=poly, C=11, degree= 3, coef0= 1.001, gamma=scale.



6.3 Les résultats de classification

Les résultats de classification sont évalués à l'aide des métriques : Précision (Precision), Rappel (Recall), et Taux de succès (Accuracy).

- Les résultats pour KNN.
- Les résultats pour SVM.

Accuracy	0.65
Precision	0.825
Recall	0.6111111111111112
Accuracy	0.70
Precision	0.6739130434782609
Recall	0.775

6.4 Discussion des résultats

À partir de ce que nous avons comme résultats, nous remarquons que le modèle de classification Machines à vecteurs de supports SVM (70%) , donnent de bonnes performances en comparaison avec le modèle des k plus proches voisins KNN(65%).

Pour les deux méthodes, nous pouvons dire que les résultats sont assez satisfaisants. En effet, des systèmes hybrides (comme celui présenté dans le chapitre 1, Système de détection de fake news utilisant un modèle hybride, Figure 1.3) réalisent une précision de 72% en utilisant des approches multimodales (plusieurs facteurs pris en considération pour effectuer la classification). Nous pensons que la prise en compte de la dimension émotionnelle en plus que d'autres facteurs permettra d'atteindre un score encore meilleur.

En examinant d'autres mesures que l'exactitude, nous pouvons voir que le modèle réalise une précision de 82%(KNN) pour les fake news. Cela veut dire que notre système est sensible aux fake news. En d'autres termes, le système arrive à classifier la plupart des fake news et que l'exactitude relativement réduite revient du fait qu'il classifie des non-fake comme fake. Ce fait peut être le résultat de la nature des articles pris dans le corpus et la thématique de ce dernier. Néanmoins, nous pensons que cette sensibilité est dans le bon sens puisque le système peut alerter l'utilisateur de la majorité des fake news et le protéger contre d'éventuelles manipulations.

Conclusion

Ce chapitre conclut la phase finale de notre projet. Nous avons détaillé dans ce chapitre les différents outils utilisés pour la mise en œuvre de notre proposition ainsi que les résultats obtenus.

CONCLUSION GENERAL

L'objectif de notre projet était de réaliser un système qui évalue est-ce qu'une nouvelle fait partie des fake news ou pas en se reposant sur sa nature émotionnelle.

Pour pouvoir mener à bien notre projet, nous avons effectué une étude théorique sur trois domaines. Premièrement, nous avons effectué une étude théorique sur deux domaines. Nous avons étudié la notion des fake news et ses techniques de détection. Ensuite, nous sommes étudiés aussi sur les notions des émotions et les techniques de leur détection dans le texte. Après cela nous avons collecté entre les deux cela nous nous sommes focalisés sur l'aspect émotionnel des fake news.

Les connaissances acquises nous ont permis de reprendre la problématique, de l'analyser et de prendre un ensemble de choix conceptuels et organisationnels pour diriger le projet. Ensuite, nous avons entamé la conception suivant le plan fixé et en appliquant les choix effectués.

Dans ce travail nous avons utilisé la méthode en cascade comme processus pour la partie problématique, nous avons également utilisé l'architecture des pipelines comme architecture pour le système développé.

L'élément principal de notre projet était le corpus sur lequel le système de détection sera entraîné. Après une recherche de la littérature, nous avons constaté qu'il n'y a pas un corpus de fake news en langue arabe avec des annotations émotionnelles. Pour cela, nous avons construit un corpus de 400 nouvelles (entre fake et non fake). Le corpus se focalise sur des nouvelles liées à la guerre en Ukraine et se répartissent sur une durée d'un mois seulement. Ces choix (une seule langue, un seul évènement et une période limitée) permettent de limiter les variations et par conséquent, nous pouvons réaliser un apprentissage meilleur malgré la taille réduite du corpus.

Par la suite, nous avons opté pour deux méthodes de classification qui sont KNN et SVM. Le chapitre conception nous a permis de présenter en détail les différents algorithmes et l'enchaînement des traitements dans la pipeline.

Les méthodes utilisées ont réalisé des précisions de 65% et 70%. Les deux méthodes étaient aussi plus sensibles aux fake news : la majorité des fake news ont été détectées et la marge d'erreur était en majorité à cause de la classification des non-fake comme fake news.

Le système développé et l'étude menée confirment que l'aspect émotionnel joue un rôle principal dans la propagation des fake news. Néanmoins, le système nécessite des travaux

additionnels. Premièrement, un corpus plus général doit être construit pour pouvoir traiter les nouvelles sur les différents événements et non pas la guerre en Ukraine seulement. Il est aussi nécessaire de développer un module de liaison avec les réseaux sociaux (Twitter en particulier) pour pouvoir offrir une évaluation en temps réel et sur le fil d'actualité de l'utilisateur.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Ionos and D. G. Digital guide ionos. *social medial*, 2020, July 27.
- [2] S. Lorent and A. Itoo. Fake news detection using machine learning. *A thesis presented for the degree of Master in Data Science, University of Liège*, 2019.
- [3] F. Safieddine and Y. Ibrahim. *Fake news in an era of social media : tracking viral contagion*. Rowman Littlefield Publishers, 2020.
- [4] K. Shu, A. Sliva, S. Wang, J. Tang, and H. Liu. Fake news detection on social media : A data mining perspective. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 19(1) :22–36, 2017.
- [5] SHU and e. A. Fake news detection on social media : A data mining perspective. *ACM SIGKDD Explorations*, 2017.
- [6] W. Quattrociocchi, A. Scala, and C.R. Sunstein. Echo chambers on facebook. *Available at SSRN 2795110*, 2016.
- [7] A. Bechmann and K.L. Nielbo. Are we exposed to the same “news” in the news feed ? an empirical analysis of filter bubbles as information similarity for danish facebook users. *Digital journalism*, 6(8) :990–1002, 2018.
- [8] H. Ahmed, I. Traore, and S. Saad. Detecting opinion spams and fake news using text classification. *Security and Privacy*, 1(1) :e9, 2018.
- [9] N.K. Conroy, V.L. Rubin, and Y. Chen. Automatic deception detection : Methods for finding fake news. *Proceedings of the association for information science and technology*, 52(1) :1–4, 2015.
- [10] V.L. Rubin, N. Conroy, Y. Chen, and S. Cornwell. Fake news or truth ? using satirical cues to detect potentially misleading news. In *Proceedings of the second workshop on computational approaches to deception detection*, pages 7–17, 2016.
- [11] H. Brunvand. *An encyclopedia*. 1998.
- [12] E.M. Okoro. *A study of different representation conventions during investigatory sensemaking*. PhD thesis, Middlesex University, 2014.
- [13] A. kharwal. End-to-end fake news detection with python. *machine learning*, 2021.
- [14] S. Thompson. You may all prophesy. *United States of America : The Apple Orchard Publishing*, 2010.

- [15] finalemprojects. Fake news detection using hybrid model using liar dataset. <https://youtu.be/W3YcwW8RyJQ>, consulté le 02/02/2022.
- [16] a codorus valley company. November 1, 2021.
- [17] I.B. Mauss, R.W. Levenson, L. McCater, F.H. Wilhelm, and J.J. Gross. The tie that binds? coherence among emotion experience, behavior, and physiology. *Emotion*, (5) :90–175, 2005.
- [18] P.E. Ekman and R.J. Davidson. *The nature of emotions, fundamental questions*. Oxford University Press, 1994.
- [19] K.R. Scherer. Which emotions can be induced by music? what are the underlying mechanisms? and how can we measure them? *Journal of new music research*, 33(3) :239–251, 2004.
- [20] K.R. Scherer. Measuring the meaning of emotion words : A domain-specific componential approach. 2013.
- [21] C.E. Izard. Emotion theory and research : Highlights, unanswered questions, and emerging issues. *Annual review of psychology*, 60 :1–25, 2009.
- [22] S. Koelstra, C. Muhl, M. Soleymani, J. Lee, A. Yazdani, T. Ebrahimi, T. Pun, A. Nijholt, and I. Patras. Deap : A database for emotion analysis ; using physiological signals. *IEEE transactions on affective computing*, 3(1) :18–31, 2011.
- [23] L. Shu, J. Xie, M. Yang, Z. Li, Z. Li, D. Liao, X. Xu, and X. Yang. A review of emotion recognition using physiological signals. *Sensors*, 18(7) :2074, 2018.
- [24] X. Jia, T. Zhang, CL. P. Chen, Z. Liu, L. Chen, G. Wen, and B. Hu. Multi-channel eeg based emotion recognition using temporal convolutional network and broad learning system. In *2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pages 2452–2457, 2020.
- [25] R.W. Picard. Affective computing. 321. 1995.
- [26] H. Kim and J. Bianco. *The affective turn : Theorizing the social*. Duke University Press, 2007.
- [27] M. Gregg and G.J. Seigworth. *The affect theory reader*. Duke University Press, 2010.
- [28] R.W. Picard. Affective computing. *MIT Press, Cambridge, UK*, 1997.
- [29] R.W. Picard. Affective computing : Challenges. *International Journal of Human Computer Studies*, 59(1-2) :55–64, 2003.
- [30] M.L. Angerer and B. Bösel. Total affect control. *Digital Culture and Society*, 2(1) :41–52, 2016.
- [31] CY. Yam et al. Emotion detection and recognition from text using deep learning. *Microsoft Developer Blog*, 2015.
- [32] C. Robinson. Voice emotion analytics. Retrieved from <https://voicetechpod.cast.com/articles/voice-technology-companylandscape-voice-emotion-analytics/>, 2019.
- [33] s. srivastava. Une brève introduction à ce qu’est l’informatique affective. 2013.

- [34] J.M. Garcia-Garcia, V.M. Penichet, and M.D. Lozano. Emotion detection : a technology review. In *Proceedings of the XVIII international conference on human computer interaction*, pages 1–8, 2017.
- [35] S. Casale, A. Russo, G. Scebba, and S. Serrano. Speech emotion classification using machine learning algorithms. In *2008 IEEE international conference on semantic computing*, page 158–165, 2008.
- [36] Beyond Verbal. <http://www.beyondverbal.com/>, 2017.
- [37] Vokaturi. <https://vokaturi.com/>, May 2017.
- [38] T. Vogt, E. André, and N. Bee. Emovoice-a framework for online recognition of emotions from voice. In *International Tutorial and Research Workshop on Perception and Interactive Technologies for Speech-Based Systems*, pages 188–199. Springer, 2008.
- [39] Good Vibrations. Good vibrations company bv–recognize emotions directly from the voice, 2017.
- [40] M.E. Ayadi, M.S. Kamel, and F. Karray. Survey on speech emotion recognition : Features, classification schemes, and databases. *Pattern Recognition*, 44(3) :572–587, 2011.
- [41] V.V. Kamble, R.R. Deshmukh, A.R. Karwankar, V.R. Ratnaparkhe, and S.A. Annadate. Emotion recognition for instantaneous marathi spoken words. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Frontiers of Intelligent Computing : Theory and Applications (FICTA) 2014*, pages 335–346. Springer, 2015.
- [42] Microsoft. Microsoft cognitive services-emotion API. <https://www.microsoft.com/cognitive-services/en-us/emotion-api>, 2017.
- [43] Affectiva. Affectiva. <http://www.affectiva.com>, May 2017.
- [44] nViso. Artificial intelligence emotion recognition software nviso. <http://nviso.ch/>, 2017.
- [45] Kairos. Face recognition, emotion analysis and demographics. <https://www.kairos.com/>, 2017.
- [46] H. Soyel and H. Demirel. Facial expression recognition using 3d facial feature distances. In *International Conference Image Analysis and Recognition*, pages 831–838. Springer, 2007.
- [47] visagetechnologies.com.
- [48] R. W. Picard. Future affective technology for autism and emotion communication. *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences*, 364(1535) :3575–3584, 2009.
- [49] apprendreaeduquer.fr.
- [50] J. Zhu, Y. Wei, Y. Feng, X. Zhao, and Y. Gao. Physiological signals-based emotion recognition via high-order correlation learning. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications (TOMM)*, 15(3s) :1–18, 2019.
- [51] H. Binali and V. Potdar. Emotion detection state of the art. In *Proceedings of the CUBE International Information Technology Conference*, pages 501–507, 2012.

- [52] D. Seal, U.K. Roy, and R. Basak. Sentence-level emotion detection from text based on semantic rules. In *Information and Communication Technology for Sustainable Development*, pages 423–430. 2020.
- [53] E.C. Kao, C. Liu, T. Yang, C. Hsieh, and V. Soo. Towards text-based emotion detection a survey and possible improvements. In *2009 International Conference on Information Management and Engineering*, pages 70–74. IEEE, 2009.
- [54] N. Fragopanagos and J.G. Taylor. Emotion recognition in human–computer interaction. *Neural Networks*, 18(4) :389–405, 2005.
- [55] N.S. Shiv and S. Khethawat. Sentence-level emotion detection from text based on semantic rules. June 2019.
- [56] Z. Teng, F. Ren, and S. Kuroiwa. Retracted : recognition of emotion with svms. pages 701–710, 2006.
- [57] C. Yang, K.H. Lin, and H. Chen. Emotion classification using web blog corpora. In *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence (WI'07)*, pages 275–278, 2007.
- [58] C.H. Wu, Z.J. Chuang, and Y.C. Lin. “emotion recognition from text using semantic labels and separable mixture models,” *acm transactions on asian language information processing (talip)*. 5(2) :165–183, 2006.
- [59] C.M. Lee, S.S. Narayanan, and R. Pieraccini. Combining acoustic and language information for emotion recognition. In *INTERSPEECH*. Citeseer, 2002.
- [60] M. Guerini and J. Staiano. Deep feelings : A massive cross-lingual study on the relation between emotions and virality. In *Proceedings of the 24th International conference on world wide web*, pages 299–305, 2015.
- [61] J.P. Dickerson, V. Kagan, and V.S. Subrahmanian. Using sentiment to detect bots on twitter : Are humans more opinionated than bots ? In *2014 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM 2014)*, pages 620–627. IEEE, 2014.
- [62] Y. Chen, N.J. Conroy, and V.L. Rubin. Misleading online content : recognizing clickbait as " false news". In *Proceedings of the 2015 ACM on workshop on multimodal deception detection*, pages 15–19, 2015.
- [63] B.D. Horne and S. Adali. This just in : Fake news packs a lot in title, uses simpler, repetitive content in text body, more similar to satire than real news. In *Eleventh International AAAI Conference on Web and Social Media*, 2017.
- [64] M.A. AlRubaian, M. Al-Qurishi, M. Al-Rakhami, S.M.M. Rahman, and A. Alamri. Misleading online content : recognizing clickbait as “false news”. In *the 2015 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining*, page 1434–1440, 2015.
- [65] R. Chatterjee and S. Agarwal. Twitter truths : Authenticating analysis of information credibility. In *2016 3rd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, pages 2352–2357, 2016.
- [66] M.D. Vicario, W. Quattrociocchi, A. Scala, and F. Zollo. Polarization and fake news : Early warning of potential misinformation targets. *ACM Transactions on the Web (TWEB)*, 13(2) :1–22, 2019.

- [67] E. Dai, Y. Sun, and S. Wang. Ginger cannot cure cancer : Battling fake health news with a comprehensive data repository. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, volume 14, pages 853–862, 2020.
- [68] K. Anoop, P. Deepak, and VL. Lajish. Emotion cognizance improves health fake news identification. In *IDEAS*, volume 2020, page 24th, 2020.
- [69] C. Castillo, M. Mendoza, and B. Poblete. Information credibility on twitter. In *Proceedings of the 20th International Conference on World Wide Web*, pages 675–684, 2011.
- [70] J. Ross and K. Thirunarayan. Features for ranking tweets based on credibility and newsworthiness. In *2016 International Conference on Collaboration Technologies and Systems(CTS)*, page 18–25, 2015.
- [71] K. Shu , D. Mahudeswaran, S. wang, D. Lee, and H. Liu. Fakenewsnet : A data repository with news content, soial context and spatientemporal information for studying fake news on social media. *Big Data*, 8(3) :171–188, 2020.
- [72] V. Vorakitphan. *Fine grained classification of polarized and propagandist text in news articles and political debates*. PhD thesis, Université Côte d’Azur, 2021.
- [73] <https://www.statista.com/statistics/278414/number-of-worldwide-social-network-users/>.
- [74] S. Raza and C. Ding. Fake news detection based on news content and social contexts : a transformer-based approach. *Int J Data Sci Anal*, 13(4) :335–362, 2022.
- [75] X. Zhou and R. Zafarani. A survey of fake news : fundamental theories, detection methods, and opportunities. *ACM Comput. Surv.*, 53(5) :1–40, 2020.
- [76] B.D. Horne, J. Nørregaard, and S. Adali. Robust fake news detection over time and attack. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.(TIST)*, 11(1) :1–23, 2019.
- [77] K. Shu, S. Wang, and H. Liu. Beyond news contents : The role of social context for fake news detection, 2019.
- [78] X. Zhou and R. Zafarani. Fake news : A survey of research, detection methods, and opportunities. *arXiv preprint arXiv :1812.00315*, 2, 2018.
- [79] C. Horner, D. Galletta, J. Crawford, and A. Shirsat. Emotions : The unexplored fuel of fake news on social media. *Journal of Management Information Systems*, 38 :1039–1066, 2021.
- [80] <https://signal-to-noise.xyz/post/sklearn-pipeline/>.
- [81] *Corpus des œuvres de philosophie en langue française - Databases (de la Renaissance à 1966)*.
- [82] Z. Ahmad, R. Jindal, A. Ekbal, and P. Bhattacharyya. Borrow from rich cousin : transfer learning for emotion detection using cross lingual embedding. *Expert Syst. Appl.*, 139 :112851, 2019.
- [83] <https://www.geeksforgeeks.org/understanding-tf-idf-term-frequency-inverse-document-frequency/>, 05 juillet 2022 (consulté le 6 aout 2022).
- [84] <https://www.geeksforgeeks.org/understanding-tf-idf-term-frequency-inverse-document-frequency/>, (consulter le 05 juillet 2022).

- [85] R. Ben Lamine and M.N. Omri. *Nouvelle approche d'indexation de documents à base d'ontologie possibiliste et de pondération des Termes*. PhD thesis, 2012.
- [86] P. Refaeilzadeh, L. Tang, and H. Liu. In *Encyclopedia of database systems*, page 532–538. Springer US, 2009.
- [87] Y. Xu. Sea ice sar imagery classification and regression based on convolutional neural networks. Master's thesis, University of Waterloo, Ontario, Canada, 2018.
- [88] S. Dipanjan. *Text analytics with Python : a practical real-world approach to gaining actionable insights from your data*. 2016.
- [89] <https://www.jetbrains.com/pycharm/download/other.html>, (consulté le 2 aout 2022).
- [90] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Python_\(langage\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/Python_(langage)), (consulté en aout 2022).
- [91] <https://www.nltk.org/2022>, *NLTK Project*, (consulté en aout 2022).
- [92] T. Zerrouki. Qalsadi, arabic morphological analyzer library for python. <https://pypi.python.org/pypi/qalsadi/>, 2012.
- [93] https://fr.wikipedia.org/wiki/NumPy#cite_note-3, (consulté en aout 2022).
- [94] <https://fr.wikipedia.org/wiki/Scikit-learn>, (consulté en aout 2022).
- [95] <https://www.tresfacile.net/le-module-math-python/>, 14 Mars 2020, (consulté en aout 2022).
- [96] J.D. Hunter. Matplotlib visualization with python. *matplotlib.org*, (Site consulté en aout 2022).
- [97] P. Bharadwaj and Z. Shao. Fake news detection with semantic features and text mining. *International Journal on Natural Language Computing (IJNLC)*, 8(3), 2019.
- [98] M.J. Druzdzel and R. Flynn. Decision support systems. encyclopedia of library and information science. a. kent. *Marcel Dekker, Inc. Last Login*, 10(03) :2010, 1999.
- [99] L. Clark. Mannequins are spying on shoppers for market analysis. *Wired (23 November 2012)*. <http://www.campaignlive.co.uk/article/watch-behind-womens-aids-look-me-interactivebillboard-campaign/1337266>, 2012.
- [100] E. Dwoskin and E.M. Rusli. The technology that unmask your hidden emotions. *Wall Street Journal (January 28)*. Accessed August, 1 :2017, 2015.
- [101] M. Lieberman. I know how you felt this semester. *Recuperado de : https://www.insidehighered.com/digital-learning/article/2018/02/20/sentiment-analysis-allows-instructors-shape-course-content*, 2018.
- [102] A. Kleinsmith and N. Bianchi-Berthouze. Affective body expression perception and recognition : A survey. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 4(1) :15–33, 2012.
- [103] M.A. Alonso, D. Vilares, C. Gómez-Rodríguez, and J. Vilares. Sentiment analysis for fake news detection. *Electronics*, 10(11) :1348, 2021.