



## **PROJET IA**

**THÈME : FAKE NEWS**

**Année académique 2023- 2024**

*Réalisé Par :*

**Nadine KAMBAT TOUNYA : M2 JV2 DA**

**Nango FOFANA : M2 LM DA**

**Ornella BOUGUENG : M2 JV2 DA**

**Diane DONI : M2 LM DA**

**, Brice Lorin KENFACK-NINTEDEM : M2 LM DA**

## SOMMAIRE

RÉSUMÉ	2
INTRODUCTION	3
I- DIFFÉRENTS ENJEUX	4
II- PROBLÉMATIQUE	5
III- SITUATION ACTUELLE DE LA PROBLÉMATIQUE	6
IV- DÉVELOPPEMENT D'UN MODÈLE DE DÉTECTION	7
1- Choix des données	7
2- Exploratory Data Analysis	8
3- Sélection et Nettoyage des données	10
4- Application d'un outils NLP sur les données	11
5- Choix du modèle	12
6- Difficultés rencontrées	14
7- Résultat obtenu	15
V- MISE EN PLACE DU PROJET	19
1- La définition des objectifs	19
2- La constitution de l'équipe	19
3- L'élaboration du backlog	19
4- La planification des sprints	20
5- L'estimation financière	23
CONCLUSION	24

## RÉSUMÉ

Les fake news ont envahi notre quotidien, manipulant l'opinion publique et semant la confusion grâce aux nouvelles technologies de l'information. Cette prolifération compromet la fiabilité de l'information, notamment dans le domaine politique. Pour contrer ce fléau, nous avons adopté une approche basée sur l'apprentissage automatique. A partir d'une base de données de 44 000 articles, divisée entre fake news et informations authentiques, nous avons entraîné un modèle de régression logistique pour détecter les fausses informations. Cela a impliqué une analyse méticuleuse des données et une sélection minutieuse du modèle le plus performant, la régression logistique. Nous avons suivi une méthodologie de travail agile pour mener à bien le projet, en favorisant l'utilisation d'outils open source tels que Python. Malgré un coût estimé à 979 K€, notre modèle a démontré une précision remarquable de 99,46% lors de la validation croisée, confirmant son efficacité dans la détection des fake news.

## INTRODUCTION

Les fake news et les deepfakes ont radicalement transformé la façon dont nous percevons l'information et la réalité. Les "fake news" sont des informations intentionnellement faussées ou déformées dans le but d'induire en erreur, d'influencer l'opinion publique ou de servir des intérêts particuliers. Leur diffusion rapide sur les réseaux sociaux et les plateformes en ligne fait qu'il est de plus en plus difficile pour les consommateurs d'informations de faire la distinction entre la vérité et le mensonge.

D'autre part, les deepfakes représentent une forme avancée de manipulation numérique qui utilise l'intelligence artificielle pour créer des contenus falsifiés, tels que des vidéos, des images ou des enregistrements audio. Ces technologies permettent de superposer le visage et la voix d'une personne à ceux d'une autre, créant ainsi des contenus qui semblent authentiques mais qui sont entièrement fabriqués.

L'intelligence artificielle joue un rôle à double tranchant dans ce contexte, en alimentant à la fois leurs propagations et les efforts pour les combattre.

Cette combinaison de fake news et de deepfakes soulève de graves préoccupations en matière de désinformation, de confiance du public et de sécurité. Elle remet en question la fiabilité des sources d'information traditionnelles et sape la capacité du public à discerner la vérité. Par conséquent, il est donc crucial de développer des moyens efficaces pour contrer ces manipulations et protéger l'intégrité de l'information. C'est dans cette optique que nous nous pencherons sur ce sujet, explorant les stratégies et les technologies nécessaires pour faire face à ces menaces émergentes et préserver la fiabilité de nos sources d'information.

## I- DIFFÉRENTS ENJEUX

Les infox, également appelées fausses nouvelles, fausses informations ou encore informations fallacieuses, sont des informations mensongères diffusées dans le but de manipuler ou de tromper le public.

Elles peuvent se manifester de diverses manières, notamment à travers des articles de presse qui imitent la structure des sources d'information légitimes, des sites web trompeurs se faisant passer pour des sources d'information crédibles, ainsi que des contenus partagés sur les réseaux sociaux tels que des mèmes, des vidéos ou des publications.

Comme motivations qui peuvent pousser des personnes à propager des fakes news nous pouvons citer entre autre:

- **Générer du trafic** sur des sites web pour gagner de l'argent grâce à la publicité
- **Favoriser un agenda politique** ou **discréditer un adversaire**
- **Semer la discorde** ou la **confusion** au sein de la population
- **Nuire à la réputation** d'une personne ou d'une organisation

Pour lutter contre ce fléau il est important de rester vigilant et de ne pas partager des informations que vous n'avez pas vérifiées.

En luttant contre la diffusion des fausses nouvelles, nous contribuons à une information plus libre et plus diversifiée.

## **II- PROBLÉMATIQUE**

La diffusion de fausses informations dans le but de manipuler l'opinion publique sur certains sujets n'est en aucun cas une nouvelle stratégie. Les titres palpitants, les articles qui répandent des mensonges et la propagande à des fins politiques sont utilisés depuis l'existence de la presse écrite. De nos jours, où l'échange d'informations se fait de façon numérique; les fakes news sont devenus un phénomène en ligne difficile à contrôler. Le partage des publications sur les réseaux sociaux et la présence des bots dans ces réseaux sociaux qui imitent les utilisateurs humains amplifie encore plus rapidement la propagation des fausses informations. Ces dernières atteignent un niveau de visibilité élevé en une fraction de seconde. Tout ceci nous amène à se poser la question de savoir : Comment les avancées technologiques telles que l'intelligence artificielle peuvent-elles être utilisées pour améliorer la détection des fakes news?

### III- SITUATION ACTUELLE DE LA PROBLÉMATIQUE

Actuellement pour la détection des fake news, il existe des méthodes assez simples mais qui demandent de la vigilance et de la patience. Il a été noté que plus l'on utilise ces méthodes plus il sera facile de détecter les fake news.

- **Vérification de l'émetteur:** Avant le partage d'une publication, il faut vérifier le profil de la personne qui a partagé la publication et ensuite se poser les questions suivantes:
  - ❖ Depuis combien de temps le compte existe-il?
  - ❖ Dispose-t-il d'un badge de vérification bleu<sup>1</sup> ?
  - ❖ Combien d'abonnés a-t-il?
  - ❖ Quels sont les principaux types de poste partagés à ce sujet?

Car un compte créé récemment, un nombre restreint d'amis/abonnés et un contenu racoleur indique qu'il pourrait s'agir d'un bot social ou d'un troll<sup>2</sup> diffusant des fake news.

- **Vérification des photos et vidéos:** Pour ce qui est du cas des photos il est conseillé de faire attention aux panneaux d'affichage, panneaux de signalisation ou les plaques d'immatriculation et vérifier s'ils correspondent aux informations de localisations présumées. Il est également conseillé de faire des recherches d'image inversée via l'URL de l'image avec des outils comme TinEye ou l'extension Google Chrome Reveal. Cela permet de savoir quand et dans quel contexte la photo a été publiée pour la première fois.

Pour ce qui est du cas des vidéos, c'est un peu plus difficile. Car les programmes d'édition utilisant l'intelligence artificielle permettent de créer des deepfakes, où les visages de la vidéo originale sont simplement remplacés. YouTube Data Viewer d'Amnesty International peut toutefois aider à trouver la vidéo originale.

- **Vérification de la section "À propos":** Cette section donne des informations sur les auteurs. Si cette section est inexistante ou très vague, il se peut que l'auteur ne constitue pas une source fiable.
- **Vérification de l'URL :** Certaines pages semblent provenir des marques médiatiques de confiance. Il est donc conseillé de vérifier dans la ligne du navigateur. parfois, la

---

<sup>1</sup> Il permet d'indiquer aux visiteurs qu'une page ou un profil d'intérêt public est authentique sur les réseaux sociaux (Ex : Instagram, X, Facebook etc)

<sup>2</sup> Des internautes qui diffusent des fausses informations dans le but de contrarier ou de déclencher un conflit

seule différence est un trait d'union ou une extension, par exemple.net au lieu de .fr ou .com

## IV- DÉVELOPPEMENT D'UN MODÈLE DE DÉTECTION

Au vu de ce qui a été dit plus haut, les fake news sont une mauvaise déclinaison de l'IA. Ce dernier est à la fois à l'origine des fake news mais permet aussi de lutter contre. Nous allons donc nous pencher sur une branche de l'IA, le *Machine Learning*, pour essayer de proposer une solution de lutte contre le phénomène de fake news.

### 1- Choix des données

Notre jeu de données couvre une variété d'informations mondiales. Il comprend 44 000 articles de presse environ, répartis également entre des fausses informations (22 000 articles) et des informations authentiques (22 000 articles). Au départ, notre jeu de données comportait quatre colonnes comprenant chacune les éléments suivants :

- **title** : Le titre de l'article de presse.
- **text** : Le contenu textuel de l'article de presse.
- **subject** : La catégorie thématique de l'article de presse.
- **date** : La date de publication de l'article de presse.

Pour chaque base de données, nous allons ajouter une nouvelle colonne "class" où 0 sera affecté aux fausses informations et 1 aux vraies informations. Cette colonne servira de cible pour le développement de notre modèle d'intelligence artificielle (machine Learning), destiné à discerner les informations authentiques des fausses informations.

Après cette étape, nous fusionnerons nos deux bases de données pour en former une seule, comprenant 5 colonnes au total (les 4 colonnes mentionnées précédemment ainsi que la colonne cible "class"). Les tableaux ci-dessous présentent les cinq premières et les cinq dernières lignes de cette base de données consolidée.

```
df.head()
```

	title	text	subject	date	class
0	LOLI UN Refugee Spokes-Celebrity ANGELINA JOLI...	Great advice from a woman who has 24-7 securit...	left-news	May 16, 2016	0
1	Factbox: Top agricultural exports vulnerable t...	(Reuters) - The following are the top five agr...	worldnews	September 8, 2017	1
2	Trump's tax cut won't be the biggest in U.S. h...	WASHINGTON (Reuters) - President Donald Trump ...	politicsNews	November 2, 2017	1
3	CINDY MCCAIN Reportedly Accepts Trump Administ...	The Hill released controversial comments sore ...	politics	Jun 12, 2017	0
4	House Budget Committee chair: Tax bill to be r...	WASHINGTON (Reuters) - Republicans plan to rel...	politicsNews	November 1, 2017	1

Les cinq premières lignes



```
df.tail()
```

	title	text	subject	date	class
44893	Ted Cruz Gets OWNED By Fox Host For Whining A...	Ted Cruz just got his ass handed to him by a F...	News	February 28, 2016	0
44894	MIKE PENCE BOOED By Bitter Liberals At Broadwa...	Here s Pence getting booed as he gets to his s...	left-news	Nov 19, 2016	0
44895	[VIDEO] OUR DIVIDER IN CHIEF, BARACK OBAMA, IN...	Our 44th President just doing his part to keep...	Government News	Jun 22, 2015	0
44896	Trump says he is 'very supportive' of Senate h...	WASHINGTON (Reuters) - U.S. President Donald T...	politicsNews	June 22, 2017	1
44897	Bali airport may stay closed longer than 24 ho...	DENPASAR, Indonesia (Reuters) - Bali Governor ...	worldnews	November 27, 2017	1

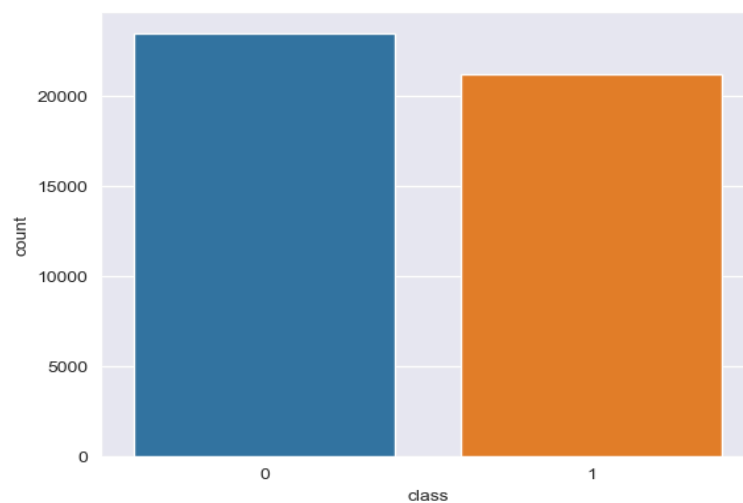
### Les cinq dernières lignes

L'objectif est de former notre modèle afin qu'il puisse prédire/détecter correctement si l'information d'un article donnée est vraie ou fausse.

## 2- Exploratory Data Analysis

### a) Histogramme (répartition des classe)

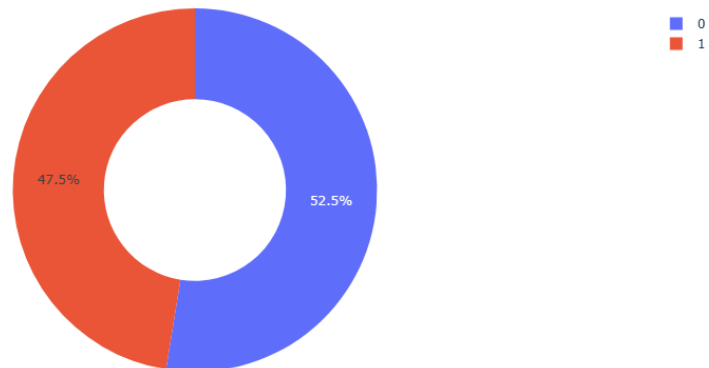
L'histogramme ci-dessous nous montre la répartition des vraies et des fausses informations dans la base de données.



On remarque que nous disposons d'un nombre plus élevé de fausses informations que de vraies informations. Pour en avoir la confirmation, nous pouvons consulter le diagramme circulaire de la section suivante, qui illustre le pourcentage respectif des fausses et des vraies informations.

### b) Diagramme circulaire(Répartition des class)

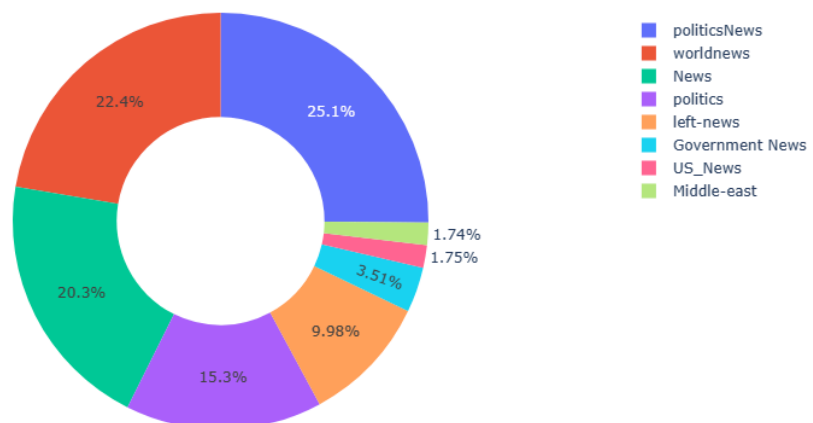
Distribution des class dans l'ensemble de données



Ce graphique confirme que dans notre jeu de données, les fausses informations représentent 52,5 % de l'ensemble, tandis que les vraies informations en représentent 47,5%. Cela suggère qu'il y a une prévalence légèrement plus élevée de fausses informations par rapport aux informations authentiques.

### c) Répartition du domaine d'actualité

Répartition du domaine d'actualité (subjects)

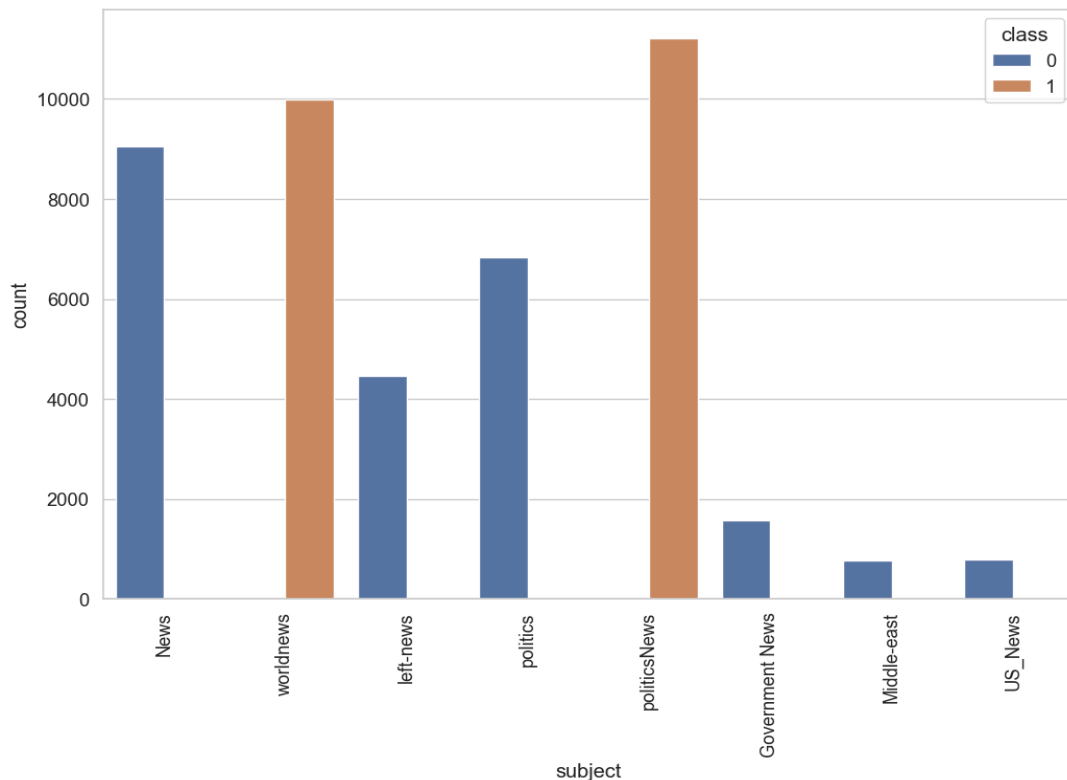


Au vue de ce graphique on constate que la base de données semble être dominée par les actualités politiques, qu'elles soient générales ou spécifiquement liées à la politique intérieure ou internationale, avec une attention également portée aux actualités en général. Les sujets tels que les actualités de gauche, les nouvelles spécifiquement américaines et du

Moyen-Orient, ainsi que les actualités gouvernementales, sont moins représentés dans la base de données.

#### d) Répartition des classes par domaine d'actualité (subjects)

L'histogramme ci-dessous nous montre la répartition des fausses et vraies dans chaque domaine d'actualité(subject).



D'après le graphique, on constate que toutes les informations des articles “news”, “left news”, “politics”, “Governments”, “Middle-east” et “US\_News” sont majoritairement des informations fausses. De plus, on remarque aussi que nous avons plus d'informations véridiques parmi les articles de “worldnews” et “politicsnew” que de fausses informations.

### 3- Sélection et Nettoyage des données

Pour entraîner notre modèle, nous avons choisi la colonne "class" ainsi qu'une colonne appelée "text". Cette dernière résulte de la concaténation des colonnes "title" et "text", car ces informations sont cruciales pour la détection des fausses nouvelles. Etant donné que nos données sont principalement textuelles, nous avons procédé à un nettoyage en éliminant les caractères spéciaux, les mots vides et tout autres textes superflus. Ce processus nous a conduit à obtenir une nouvelle base de données contenant deux colonnes “text” et “class”.

	text	class
0	SUPERIOR, Arizona (Reuters) Rio Tinto's propos...	1
1	President Barack Obama made history appointed ...	0
2	Sunday, Republican Senator Ron Johnson vocal p...	0
3	happening United States okay. allowed happen o...	0
4	Two years bombings Ahmad Khan Rahami suspected...	0

Ce tableau présente exclusivement les cinq premières lignes de notre nouvelle base de données.

#### 4- Application d'un outils NLP sur les données

Avant de procéder à l'entraînement et à la comparaison de nos modèles afin de déterminer lequel choisir, nous avons segmenté nos données en deux ensembles distincts : un ensemble d'entraînement et un ensemble de tests. Ensuite, nous avons appliqué un outil de traitement du langage naturel (NLP) appelé TF-IDF aux données textuelles, étant donné que celles-ci sont principalement composées de texte (code voir annexe).

En utilisant le code de l'outil NLP sur les ensembles de données d'entraînement et de test, nous obtenons les résultats suivants :

<code>print(X_train) </code>	<code>print(y_train)</code>
(0, 9735)      0.028705424577718148	26745      1
(0, 14949)    0.045344511224634884	8294      1
(0, 80942)    0.03889600368901755	32339    0
(0, 48975)    0.04159000553289966	10453    0

Les résultats ci-dessus ne montrent qu'un échantillon de ce que nous avons obtenu. Chaque ligne correspond à un échantillon de notre ensemble de données d'entraînement (et de test). Les chiffres entre parenthèses indiquent la position de l'échantillon dans la matrice creuse. Cela signifie que les paires (i, j) indiquent la présence du terme j (indice de colonne) dans l'échantillon i (indice de ligne), avec les valeurs correspondantes étant les poids TF-IDF de chaque terme dans l'échantillon.

Dans notre résultat de gauche (X\_train), la première ligne (indice 0) montre que :

- Le mot à la position 9735 a un poids TF-IDF de 0.02870 dans cet échantillon.
- Le mot à la position 14949 a un poids TF-IDF de 0.04534.
- Le mot à la position 80942 a un poids TF-IDF de 0.03889.

- Le mot à la position 48975 a un poids TF-IDF de 0.04159.

En ce qui concerne les résultats de droite (y\_train) qui correspondent à la classe(target) de l'article (0 ou 1), où 0 représente une information fausse et 1 une information vraie, nous remarquons :

- Les première et deuxième lignes (indices 26745 et 8294) ont une étiquette de 1, indiquant qu'il s'agit d'une information authentique.
- Tandis que les troisième et quatrième lignes (indices 32339 et 10453) ont une étiquette de 0, révélant qu'il s'agit d'une information fausse.

## **5- Choix du modèle**

A la base de notre étude nous sommes partis sur l'apprentissage automatique supervisé<sup>3</sup>. Plus précisément sur deux modèles: L'algorithme de KNN et la régression logistique.

### **a) L'algorithme de KNN**

L'algorithme des k plus proches voisins encore k-nearest neighbors (KNN est un algorithme d'apprentissage automatique (Machine learning) supervisé simple et facile à mettre en oeuvre qui peut être utilisé pour résoudre des problèmes de classification et régression

#### **Quelques applications :**

- La détection d'écriture manuscrites, des images et même de vidéos
- La correspondance des caractéristiques d'un individu avec un groupe
- Dans le cas de la banque il est utilisé pour prédire si la banque doit faire un prêt ou pas

### **b) La régression logistique**

Plus précisément la régression logistique binaire appartient à la famille des modèles d'apprentissage supervisé comme KNN. Elle est utilisée pour faire des prédictions sur les variables catégorielles, ces dernières pouvant être soit vraies ou fausses, oui ou non, 1 ou 0 etc...

---

<sup>3</sup> Algorithme recevant un ensemble de données qui est étiqueté avec des valeurs de sortie correspondante sur laquelle il va pouvoir s'entraîner et définir un modèle de prédiction.

### Quelques applications :

- Prédire les phénomènes d'attrition<sup>4</sup> tant chez les collaborateurs que chez les clients via l'analyse de comportements particuliers.
- En épidémiologie, pour estimer si une population donnée a une probabilité plus importante de contracter une maladie.
- En finance, pour détecter les profils à risque lors de la contraction d'un prêt.

Le tableau ci dessous présente de façon générale la différence entre la régression logistique et la méthode des k-voisins

Avantages	Régression logistique	KNN
<b>Interprétation</b>	Les coefficients des variables permettent de comprendre l'impact de chaque variable sur la prédiction	Les coefficients sont moins interprétables car la prédiction dépend des k-voisins les plus proches, sans précision claire sur chaque variable
<b>Gestion des valeurs manquantes</b>	Les valeurs manquantes sont gérées en utilisant des techniques comme l'imputation ou l'élimination des observations	Cette méthode peut être sensible aux valeurs manquantes. Nécessitant une manipulation préalable
<b>Adaptabilité de la dimensionnalité</b>	La régression logistique convient mieux aux données de hautes dimensionnalités, comme les jeux de données textuels	KNN peut souffrir de la malédiction de la dimensionnalité; où les performances diminuent au fur et à mesure que les dimensions augmentent

Nous avons opté pour la régression logistique. Cette décision découle du fait que le KNN présente une performance moins satisfaisante, avec un Accuracy<sup>5</sup> inférieur à celui de la régression. Bien que la précision pour la classe des vraies informations soit élevée dans notre analyse, le rappel est relativement faible, suggérant que le modèle éprouve des difficultés à identifier correctement les vraies informations.

---

<sup>4</sup> Perte d'éléments

<sup>5</sup> L'accuracy mesure la proportion d'observations correctement classées par rapport à l'ensemble total des observations dans un modèle de classification.

En revanche, le modèle de régression logistique affiche d'excellentes performances, avec une Accuracy élevée et des scores de rappel<sup>6</sup> et de F1-score<sup>7</sup> également élevés pour les deux classes. Cela indique que ce modèle est capable de prédire ou de détecter avec précision les fausses et les vraies informations. C'est pourquoi nous avons choisi la régression logistique.

Dans la section des résultats, nous présenterons, à l'aide de graphiques, les performances obtenues pour la régression logistique.

## **6- Difficultés rencontrées**

- Déséquilibre de classes : Les données présentent un déséquilibre significatif entre les vraies informations et les fausses informations, ce qui requiert l'utilisation de techniques spécifiques pour éviter tout biais dans les prédictions.
- Sélection des caractéristiques pertinentes : L'identification des caractéristiques les plus pertinentes pour la détection de fake news, qu'elles soient textuelles (mots-clés, structure linguistique) ou contextuelles (sources d'informations, modèles de diffusion sur les réseaux sociaux), a posé un défi majeur.
- Traitement du langage naturel : Étant donné que les données sont souvent sous forme de textes, il est essentiel d'appliquer un prétraitement adéquat et de choisir une représentation appropriée du langage naturel pour permettre au modèle de comprendre et d'extraire des informations significatives.
- Évaluation des modèles : Évaluer les performances des modèles peut être complexe en raison de la nature subjective des fake news. Bien que des métriques telles que la précision, le rappel et la F-mesure soient utilisées, une évaluation qualitative par des humains peut également s'avérer nécessaire.
- Accuracy faibles
- Problèmes de performances
- Temps de calcul élevé

---

<sup>6</sup> Le rappel(recall) mesure la capacité d'un modèle de classification à identifier correctement tous les exemples positifs dans un ensemble de données.

<sup>7</sup> Le F1-score est une mesure unique qui combine à la fois la précision et le rappel d'un modèle de classification binaire.

## 7- Résultat obtenu

### a) Accuracy du modèle choisi

Après l'entraînement de notre modèle de régression logistique on obtient le résultat suivant :

```
accuracy1 = accuracy_score(y_test, pred1)
print("Résultats de la régression logistique :")
print("-----")
print("Exactitude (Accuracy) : {:.3f}".format(accuracy1))
print("-----")
```

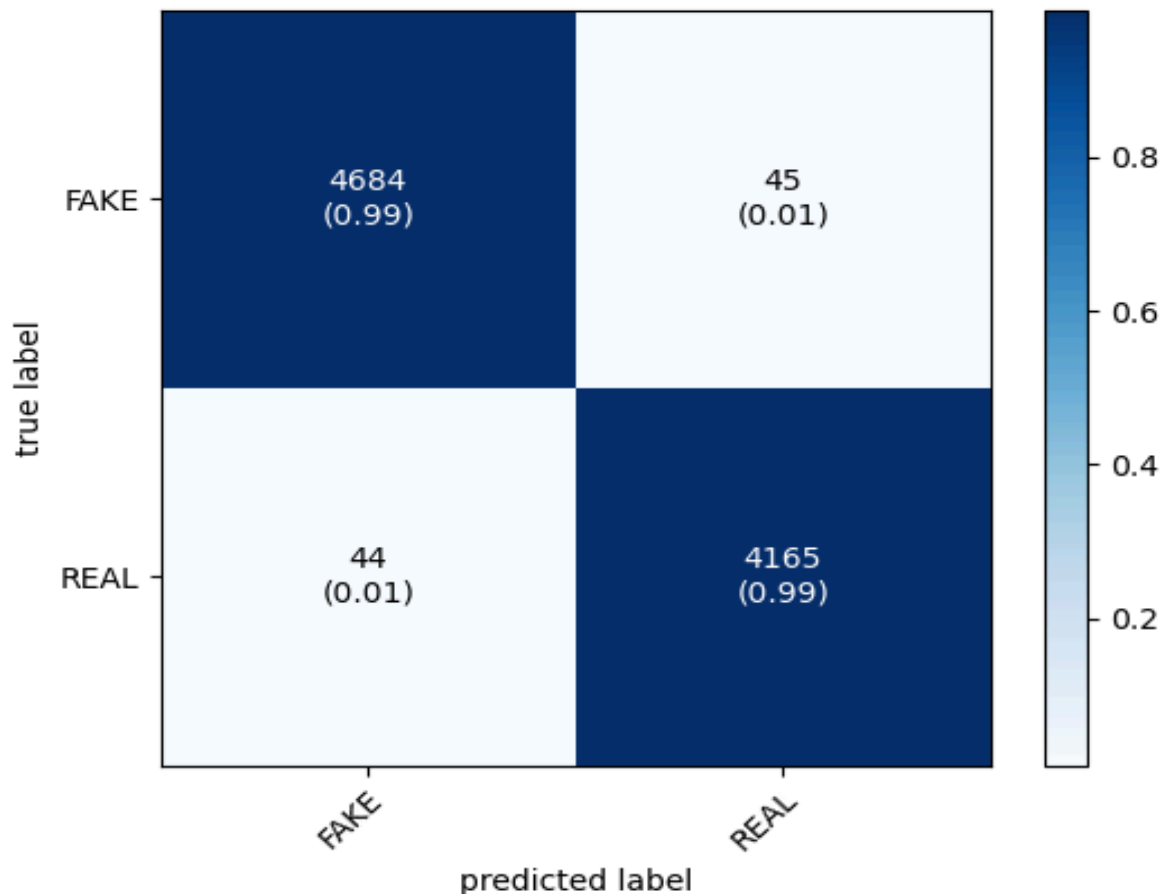
```
Résultats de la régression logistique :
-----
Exactitude (Accuracy) : 0.991
-----
```

Comme on peut le voir, nous avons une précision (accuracy) de plus de 99 %. Cela témoigne de la grande performance de notre modèle et de sa capacité élevée à détecter les vraies informations des fausses informations. Dans la suite de notre étude, nous allons optimiser et évaluer notre modèle. Mais avant, nous allons parler de la matrice de confusion obtenue dans la section suivante.

### b) Matrice de confusion

Le graphique ci-dessus correspond à la matrice de confusion de notre modèle de régression logistique.





D'après la matrice de confusion nous constatons que :

- 45 articles contenant les vraies informations sont classées par erreur comme des fake news qui ne sont autre que les faux positifs.
- 44 articles contenant des fake news sont classés par erreur comme des informations légitimes qui représentent le faux négatif .
- 4534 articles (des fake news) correctement identifiés correspondent aux vrais positifs.
- 4315 articles (des true news) sont clairement identifiés comme des vrais négatifs.

Le nombre de faux positifs(45 articles) et de faux négatifs(44 articles) est très faible, ce qui indique que le modèle fait peu d'erreurs de classification. De plus, le modèle semble plus performant dans l'identification/la détection des fake news que des informations vraies, car le nombre de vrais positifs(4534 articles) est plus élevé que celui de vrais négatifs(4315 articles).

Bien que le nombre d'erreurs soit faible, il est important de considérer les implications potentielles de chaque type d'erreur. Un faux positif peut nuire à la réputation d'une source d'information, tandis qu'un faux négatif peut propager de fausses informations.

### c) Evaluation du modèle entraîné

Le résultat ci-dessous présente les métriques pour évaluer l'efficacité du modèle dans la détection des fausses informations.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
FAKE	0.99	0.99	0.99	4684
TRUE	0.99	0.99	0.99	4254
accuracy			0.99	8938
macro avg	0.99	0.99	0.99	8938
weighted avg	0.99	0.99	0.99	8938

Les résultats révèlent des scores élevés pour les deux mesures, précision et rappel, atteignant 0,99. Cela indique que le modèle identifie correctement 99 % des fausses nouvelles, et que parmi les éléments identifiés comme telles, 99 % le sont effectivement. De plus, le score F1 démontre que le modèle détecte 99 % des éléments, qu'ils soient vrais ou faux. Les moyennes macro et pondérées confirment également la performance du modèle sur les deux classes.

Dans l'ensemble, ces résultats soulignent l'efficacité de notre modèle de régression logistique dans la détection des fausses nouvelles, avec une précision élevée, des scores conséquents en rappel, score F1 et exactitude globale. Toutefois, pour consolider ces résultats, nous prévoyons d'optimiser davantage notre modèle.

### d) Optimisation et évaluation

Pour améliorer notre modèle, nous avons recouru à la technique de validation croisée. Cette méthode est utilisée pour évaluer et ajuster les performances des modèles prédictifs en apprentissage automatique. Elle implique de diviser les données en ensembles d'entraînement et de test, puis en plusieurs "plis" ou "folds". À chaque itération, le modèle est entraîné sur une partie des données et évalué sur une autre partie. Cela permet d'estimer sa capacité à généraliser et à éviter le surajustement. En utilisant une grille de recherche d'hyperparamètres avec 3 plis et des valeurs spécifiques, nous avons obtenu les résultats suivants :

Model: Logistic Regression

Cross-Validation Accuracy: 0.9946854633436827 (+/- 0.0010284901854968938)

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
FAKE	1.00	1.00	1.00	4684
TRUE	1.00	1.00	1.00	4254
accuracy			1.00	8938
macro avg	1.00	1.00	1.00	8938
weighted avg	1.00	1.00	1.00	8938

Après l'optimisation du modèle, les résultats démontrent la remarquable performance de la régression logistique dans la classification des articles entre fake news et vraies informations.

En termes d'accuracy lors de la validation croisée, le modèle a correctement classé 99,46 % des articles sur les 5 séries, ce qui témoigne d'une capacité de généralisation excellente.

Concernant le rapport de classification, le modèle a obtenu une précision, un rappel et un score F1 de 100 % pour les deux catégories, révélant une capacité exceptionnelle à distinguer les fake news des vraies informations.

Dans l'ensemble, le modèle excelle dans l'identification précise des deux types d'articles, avec des scores élevés en précision, rappel et F1, ce qui confirme sa fiabilité dans la classification.

Pour conclure, la régression logistique affiche des performances exceptionnelles dans la lutte contre la propagation des fake news, fournissant un outil précieux pour distinguer les informations authentiques des fausses. Il est recommandé de maintenir une surveillance continue, de recycler les données et d'analyser les erreurs potentielles pour garantir son efficacité à long terme.

## **V- MISE EN PLACE DU PROJET**

Avant de commencer un projet, il convient de choisir la méthode de travail qui permettra de le réaliser. De même une réflexion quant aux implications financières est nécessaire. On peut soit choisir une méthode séquentielle, soit une méthode hybride ou encore une méthode agile. Cette dernière, de part son aspect itératif étant de plus en plus répandue surtout en matière de développement de logiciels/produits, nous avons choisi de l'utiliser pour la résolution du problème de détection des fake news qui se pose.

Les différentes phases de cette méthode de travail sont :

### **1- La définition des objectifs**

L'étape la plus importante a consisté à définir clairement les objectifs. Pour ce projet, nous avons trouvé pertinent de travailler sur la réduction de la propagation des fake news en développant une solution qui permette de les détecter. Ce projet peut être réalisé sur différentes échelles telles que locales (ville, département), régionales, nationales ou mondiales et aussi sur différents périmètres d'information (politique, divertissement, art, etc). L'idée c'est d'avoir une vue globale et dans le but de pouvoir appliquer notre solution à tout type de news, notre étude couvre une variété d'informations mondiales et comprend environ 44 000 articles de presse, répartis entre fausses et vraies informations.

### **2- La constitution de l'équipe**

La détection des fake news relève du domaine de la data, donc pour mener à bien ce projet, il faut des Data Analyst, Data Scientist ou en bref tout type de personne ayant des compétences dans la manipulation de données. Pour autant, il faut aussi avoir de bonnes connaissances marketing afin de pouvoir promouvoir le travail raison pour laquelle une double compétence data et marketing est idéale. Ce projet intervenant pour l'instant dans un cadre scolaire, l'équipe de travail est composée de 5 data analyst en formation qui ont des compétences en marketing et management. Après avoir prouvé l'efficacité de notre solution, nous pourrions élargir l'équipe en fonction des besoins et des attentes.

### **3- L'élaboration du backlog**

Avant d'élaborer un backlog, il faut comprendre ce que c'est. Il s'agit d'une liste de tâches priorisées définissant les caractéristiques d'un produit. C'est une étape fondamentale de la méthode agile scrum. On doit recueillir le besoin auprès des parties prenantes. En l'occurrence, nous savons que la détection des fake news serait bénéfique pour tous car cela éviterait la désinformation. Le backlog est donc dans notre cas de figure destiné aux développeurs de la solution. Nous sommes donc partis sur cette base pour élaborer le backlog suivant :

ID	User Story	Priorité	Estimation	Avancement
1	Définition claire des objectifs de lutte contre les fake news.	Haute	2 semaines	Fait
2	Constitution de l'équipe pluridisciplinaire	Haute	2 semaines	Fait
3	Définition d'une problématique claire	Haute	1 semaine	Fait
4	Planification des sprints	Haute	1 semaine	Fait
5	Répartition des tâches à réaliser	Moyenne	3 jours	Fait
6	Evaluation du modèle proposé	Moyenne	1 semaine	Fait
7	Communication sur la solution trouvée	Moyenne	2 semaines	En cours

Ces différentes étapes nous ont permis d'avoir une feuille de route pour nous repérer dans le processus de réalisation du projet. Les étapes étant dépendantes les unes des autres jusqu'à l'index 5 du tableau, il a fallu procéder selon l'ordre défini.

#### 4- La planification des sprints

L'élaboration du planning fait suite aux tâches définies dans le backlog. Selon les étapes suivantes :

- la définition des objectifs et une recherche préliminaire
- La collecte des données et l'analyse

- Le développement de la solution, les tests et itérations, le lancement (qui est dans notre cas, la rédaction de ce rapport)
- Le suivi et la maintenance

### **Sprint 1: Définition des objectifs et recherche préliminaire**

- Objectifs :
  - Définition des objectifs : “la détection des fake news”
  - Recherche préliminaire sur les principales sources de fausses informations
- Tâches :
  - Réunion de lancement pour définir les objectifs et les attentes du projet.
  - Recherche sur les types de fausses informations
- Livrables :
  - Document de définition du projet avec les objectifs et les résultats attendus.
  - Rapport de recherche préliminaire sur les sources

### **Sprint 2: Collecte de données et analyse**

- Objectifs :
  - Collecter les données sur les fausses informations et les sources potentielles : notre base de données provient de la plateforme “**Kaggle**”
  - Analyser les tendances des données pour identifier les principales sources et thèmes des fausses informations.
- Tâches :
  - Collecte et nettoyage des données pour l'analyse grâce aux bibliothèques Python
  - Effectuer l'EDA ou analyse exploratoire des données
- Livrables :
  - Ensemble de données collectées et nettoyées.
  - Rapport d'analyse des données avec les conclusions et les recommandations préliminaires.

### **Sprint 3: Développement de solutions techniques**

- Objectifs :
  - Réflexion sur le type d'algorithme à utiliser : régression linéaire, multiple, logistique, KNN etc
  - Commencer la rédaction du notebook contenant le code

- Tâches :
  - Développement d'algorithmes de détection automatique des fausses informations.
- Livrables :
  - Prototypes fonctionnels d'algorithmes de détection de fake news
  - Documentation technique pour les solutions développées.

#### **Sprint 4: Test et itération**

- Objectifs :
  - Tester les solutions techniques développées dans les sprints précédents.
- Tâches :
  - Planification et exécution de tests de régression
- Livrables :
  - Rapport de test détaillé avec les résultats des tests et les recommandations d'amélioration.

#### **Sprint 5: Lancement et déploiement**

- Objectifs :
  - Mettre en commun les livrables des sprints précédents pour créer un rendu final
- Tâches :
  - Rédaction du livrable final contenant le détail des choix et les interpréter
- Livrables :
  - Notebook détaillé du développement
  - Le document écrit récapitulatif du travail

#### **Sprint 6: Suivi et maintenance**

- Objectifs :
  - Assurer le suivi des performances des solutions déployées, si le projet a été testé et validé
- Tâches :
  - Correction des potentiels problèmes
  - Mise à jour régulière des algorithmes en fonction des évolutions des fausses informations.

- Livrables :
  - Rapports de suivis réguliers
  - Correctifs et mises à jour apportés aux outils en réponse aux problèmes identifiés.

## 5- L'estimation financière

La réalisation de ce projet intervenant dans un cadre d'études universitaires, les principaux acteurs que nous sommes sont des étudiants. Nous avons donc opté pour l'utilisation de logiciels ou sites "Open Source", comme Python et Kaggle qui fournissent pour l'un une vaste librairie regroupant des fonctionnalités liées à l'exploration et à l'analyse des données.

De ce fait, le coût financier est moindre sans pour autant influencer sur l'efficacité du travail fourni. Dans la mesure où il s'agit d'un projet scolaire, les personnes ayant travaillé pour le réaliser ne sont pas rémunérées. Mais dans un cas réel, et pour un même contexte, l'intervention d'un "**Product Owner**" aurait été nécessaire. Et le salaire moyen de ce dernier est de 64,3 K€ à l'année en France. En sachant qu'en fonction des profils et de l'entente des membres de l'équipe, la fourchette de durée de réalisation dudit projet est entre 6 mois à 2 ans si tout se passe bien, et plus encore si des problèmes surviennent. On pourrait donc déjà imaginer budgétiser 128 K€ pour le "Product Owner" sur les 2 ans. En plus du product owner, il faut aussi des professionnels expérimentés de la data tels que des "Data Analyst" senior. Au vu du statut de senior demandé, il serait judicieux d'en recruter maximum 3 pour réduire les frais parce que le salaire moyen d'un "Data Analyst" en France est de 57 K€ en moyenne. Il faudrait donc en moyenne un budget de 342 K€. Aussi, tout au long du processus de réalisation du projet il faut un chargé d'études marketing qui trouvera des moyens de mettre en avant le travail réalisé. Son travail a aussi un coût, celui d'environ 48 K€ par an, ce qui fait 96 K€ sur 2 ans.

Intervient aussi le budget pour l'infrastructure de développement, de promotion et de stockage<sup>8</sup> qui peut s'élever à 100 K€ soit 200 K€ sur les 2 ans. Bien évidemment interviennent ici et là d'autres frais qui peuvent survenir inopinément, donc ce serait bien de penser à avoir environ 200 K€ de côté pour résoudre les potentiels problèmes.

Donc dans la globalité, le coût d'un tel projet s'élèverait à environ : 979 K€. Bien évidemment, ce montant est donné à titre indicatif.

---

<sup>8</sup> [Tarification d'Amazon Athena – Service de requêtes interactif sans serveur – Amazon Web Services](#)



## CONCLUSION

Depuis quelque temps, les “fake news” ont envahi notre quotidien et ce dans le but d’influencer l’opinion publique. Avec les nouvelles technologies de l’information, leur diffusion est d’autant plus rapide, ce qui crée la confusion auprès des internautes. Cela soulève un problème de fiabilité de l’information concernant différentes problématiques, notamment politiques. La détection des fake news serait donc bienvenue, raison pour laquelle, nous avons misé sur le *Machine Learning*, pour implémenter une approche de solution à ce problème.

Pour ce faire, il nous a fallu choisir un jeu de données assez pertinent, que nous avons trouvé sur la plateforme Kaggle qui répertorie un nombre important de données diverses et variées. Notre choix s’est porté sur un en particulier qui comprend 44 000 articles de presse environ, répartis entre des fausses informations (22 000 articles) et des informations authentiques (22 000 articles). Notre objectif est de nous servir d’entraîner ce jeu de données sur un modèle pour qu’une fois appliqué à un autre jeu de données, les fake news puissent être détectées. Pour ce faire, on a procédé à une analyse exploratoire de la donnée, pour mieux la comprendre et utiliser les champs qui étaient pertinents. Ensuite, nous avons eu une réflexion sur le choix du modèle à utiliser. Une comparaison entre le KNN(k-nearest neighbors) et la régression logistique nous a permis de choisir ce dernier parce qu’il a une plus grande proportion d’éléments bien classés.

Afin de réaliser le projet de façon sereine, nous avons opté pour une méthode de travail agile. Cela nous a permis de travailler de façon itérative et de prioriser les tâches que nous devions réaliser. Aussi notre travail a été réalisé avec des outils et logiciels open source notamment du Python, au vu de notre statut d’étudiant. Cependant, nous avons aussi réalisé une estimation du coût réel que ce projet engendrerait et il s’élèverait à environ : 979 K€ ce qui est une somme non négligeable.

En ce qui concerne les résultats de notre modèle, après optimisation, les résultats démontrent la performance de la régression logistique dans la classification des articles entre fake news et vraies informations. En termes d’accuracy lors de la validation croisée, le modèle a correctement classé 99,46 %, ce qui témoigne d’une capacité de généralisation excellente. On peut donc dire qu’en prenant en entrée un quelconque jeu de données, notre modèle peut détecter les fake news.

Le code qui a permis d’aboutir à ce résultat est consultable sur le lien suivant :

[NangoFOFANA/PROJET-IA-2023-2024 \(github.com\)](https://github.com/NangoFOFANA/PROJET-IA-2023-2024)

[https://drive.google.com/file/d/1fBFoFqfAeZjDZHsoxbdqL5gsw7YpWfgV/view?usp=drive\\_link](https://drive.google.com/file/d/1fBFoFqfAeZjDZHsoxbdqL5gsw7YpWfgV/view?usp=drive_link)

## SOURCES

<https://www.ionos.fr/digitalguide/web-marketing/les-media-sociaux/que-sont-les-fake-news/>

[Les Conséquences Dévastatrices des Fake News : Comment Elles Impactent Notre Société ? - CELLULE ANTI FAKE NEWS](#)

[Le salaire du Product Owner - Data Recrutement](#)

[Salaires : Senior Data Analyst, France, 2024 | Glassdoor](#)

[Détection des fausses nouvelles | Kaggle](#)

[Tarification d'Amazon Athena – Service de requêtes interactif sans serveur – Amazon Web Services](#)

[Ces 12 intox qui ont marqué l'année 2022 \(france24.com\)](#)