



*Encadré par :*  
GAOU SALMA  
HAMIDI CHARAF

---

### Résumé

Le projet fait partie d'une enquête approfondie visant à décrypter les sentiments exprimés dans les avis des consommateurs sur la plateforme Amazon, en se concentrant spécifiquement sur les produits alimentaires. Notre principal objectif était d'utiliser des techniques avancées de traitement du langage naturel (NLP) et des modèles pré-entraînés, tels que RoBERTa, pour analyser et interpréter les opinions des utilisateurs, afin d'identifier des tendances significatives et de mettre en lumière les sentiments prédominants au sein de cette catégorie de produits.

---

### Summary :

The project is part of a comprehensive investigation designed to decipher the sentiments expressed in consumer reviews on the Amazon platform, with a specific focus on food products. Our main objective was to utilize advanced natural language processing (NLP) techniques and pre-trained models, such as RoBERTa, to analyze and interpret user opinions, in order to identify significant trends and highlight prevailing sentiments within this product category.

## Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>4</b>
1.1	Problème ou Question à Résoudre . . . . .	4
1.2	Contexte et Motivation . . . . .	4
1.3	Objectifs du Projet et Hypothèses à Tester . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Méthodologie</b>	<b>5</b>
2.1	Données . . . . .	5
2.1.1	Source des Données . . . . .	5
2.1.2	Les composants d'un avis . . . . .	5
2.1.3	Informations générales sur la dataset . . . . .	6
2.1.4	Statistiques descriptives pour les attributs numériques . . . . .	7
2.1.5	Vérification des valeurs manquantes ou d'incohérences . . . . .	8
2.1.6	Vérifier les valeurs uniques dans chaque colonne . . . . .	8
2.2	Prétraitement des données . . . . .	9
2.3	Analyse Exploratoire Des Données . . . . .	9
2.3.1	La distribution des scores . . . . .	9
2.3.2	Calcul de la moyenne et de la médiane des scores dans les données . . . . .	10
2.3.3	Distribution des Sentiments . . . . .	10
2.4	Traitement du texte . . . . .	11
2.5	Utilisation de modèle pré-entraîné Roberta . . . . .	11
2.5.1	Initialisation du Modèle RoBERTa pour l'Analyse de Sentiments . . . . .	11
2.5.2	Fonction d'Évaluation des Scores de RoBERTa pour l'Analyse de Sentiments . . . . .	12
2.5.3	Analyse de Sentiments avec RoBERTa sur l'Ensemble de Don- nées . . . . .	12
2.5.4	Transformation et Fusion des Résultats d'Analyse de Senti- ments avec les Données d'Origine . . . . .	13
<b>3</b>	<b>Resultats</b>	<b>13</b>
3.1	Analyse de la Répartition des Sentiments . . . . .	13
3.2	Distribution des Sentiments Prédits par ROBERTA . . . . .	14
3.3	Distribution des Sentiments ROBERTA selon les Scores . . . . .	15
3.4	Diagramme circulaire des proportions de sentiments . . . . .	15
3.5	Analyse des Relations entre les Probabilités Prédites et les Scores Utilisateur . . . . .	16
3.5.1	Sentiment Négatif (rta_neg) : . . . . .	16
3.5.2	Sentiment Neutre (rta_neu) : . . . . .	17
3.5.3	Sentiment Positif (rta_pos) : . . . . .	17
3.6	Nuage de mots des avis positifs et négatifs . . . . .	17

3.6.1	Nuage de Mots pour les Avis Positifs	17
3.6.2	Nuage de Mots pour les Avis Négatifs	18
<b>4</b>	<b>Discussion</b>	<b>18</b>
4.1	Points forts de RoBERTa :	18
4.2	Limites de RoBERTa :	19
4.3	Suggestions et améliorations possibles du projet :	19
4.4	Implications et conclusions tirées des résultats obtenus :	20
<b>5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>20</b>
5.1	Récapitulation des Principaux Résultats :	20
5.2	Réponse à la Question Initiale :	20
5.3	Contributions du Projet à la Connaissance du Domaine :	20

# 1 Introduction

Notre projet explore les avis des consommateurs sur Amazon, en se concentrant sur les produits alimentaires. Le défi est de comprendre ce que les clients pensent vraiment. Avec tant d'avis, il est difficile de trouver les informations importantes. Nous voulons transformer ces avis en idées utiles pour aider les entreprises à améliorer leurs produits et à satisfaire les clients.

## 1.1 Problème ou Question à Résoudre

On essaie de comprendre les avis des gens sur les produits alimentaires d'Amazon. Comment les clients se sentent-ils vraiment ? C'est difficile car il y a beaucoup d'avis. Notre but est de trouver des informations importantes pour aider les entreprises.

## 1.2 Contexte et Motivation

Beaucoup de gens achètent sur Amazon, et ils laissent beaucoup d'avis. Mais ces avis ne sont pas toujours faciles à comprendre. Nous voulons aider les entreprises à comprendre ce que les clients aiment et n'aiment pas.

## 1.3 Objectifs du Projet et Hypothèses à Tester

Pour notre projet, nous avons défini plusieurs objectifs clés :

1. **Comprendre les Sentiments** : Utiliser des outils avancés comme RoBERTa pour analyser les sentiments exprimés dans les avis sur les produits alimentaires d'Amazon, en identifiant s'ils sont positifs, négatifs ou neutres.
2. **Identifier les Tendances** : Découvrir les tendances émergentes dans les avis, y compris les préférences alimentaires, les aspects spécifiques appréciés ou critiqués, et les évolutions au fil du temps.
3. **Améliorer la Pertinence** : Déterminer les aspects les plus importants pour les clients en analysant les mots clés et les expressions fréquemment utilisés dans les avis.

### Hypothèses à Tester :

1. Nous supposons que les sentiments des clients varient en fonction des types de produits alimentaires, et nous chercherons à identifier ces variations.
2. Nous pensons que certains mots-clés auront une influence significative sur la perception des produits, et nous testerons cette hypothèse en analysant leur fréquence.
3. Nous anticipons que les tendances dans les avis sur les produits alimentaires évoluent avec le temps, et nous chercherons à confirmer cette hypothèse en examinant les changements au fil des mois.

## 2 Méthodologie

### 2.1 Données

#### 2.1.1 Source des Données

Les données utilisées dans cette étude proviennent d'un ensemble de critiques sur des produits alimentaires provenant d'Amazon. Ce jeu de données couvre une période de plus de 10 ans, comprenant l'ensemble des 500,000 critiques jusqu'en octobre 2012. Les critiques incluent des informations sur les produits et les utilisateurs, les évaluations et une critique en texte brut. De plus, il englobe des critiques de toutes les autres catégories d'Amazon.

Le lien vers les données est disponible sur Kaggle : <https://www.kaggle.com/snap/amazon-fine-food-reviews>.

#### 2.1.2 Les composants d'un avis

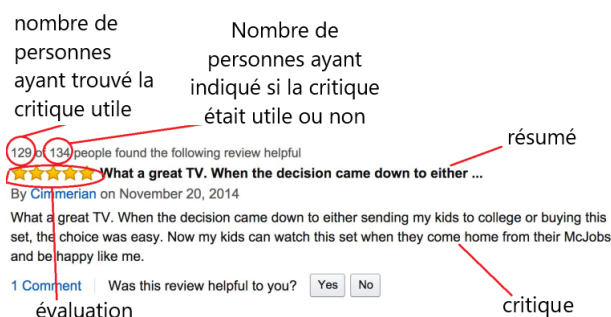


FIGURE 1 – Les elements d'un avis

Un avis typique de cet ensemble de données comprend plusieurs composants essentiels qui fournissent une perspective détaillée sur l'expérience de l'utilisateur. Voici une énumération des principaux éléments d'un avis dans cet ensemble de données :

1. **Identifiant Unique ('Id')** : Chaque avis est associé à un identifiant unique, permettant une référence spécifique.
2. **Code Produit ('ProductId')** : Indique le produit concerné par l'avis, facilitant l'association aux références produits.
3. **Identifiant de l'Utilisateur ('UserId')** : Identifie de manière unique l'utilisateur ayant publié l'avis.
4. **Nom du Profil de l'Utilisateur ('ProfileName')** : Le nom du profil associé à l'utilisateur, fournissant un contexte sur l'auteur de l'avis.

6. **Notation ('Score') :** La notation attribuée par l'utilisateur, quantifiant l'appréciation globale du produit.

8. **Résumé ('Summary') :** Un condensé du contenu de l'avis, fournissant une vue d'ensemble rapide.

Chacun de ces éléments joue un rôle spécifique dans la caractérisation de l'avis, permettant une analyse approfondie des sentiments exprimés dans les avis sur les produits alimentaires de la plateforme Amazon.

### 2.1.3 Informations générales sur la dataset

```
print(data.info())
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 568454 entries, 0 to 568453
Data columns (total 10 columns):
#   Column                               Non-Null Count  Dtype  ----
0   Id                                   568454 non-null  int64  
1   ProductId                           568454 non-null  object 
2   UserId                               568454 non-null  object 
3   ProfileName                          568428 non-null  object 
4   HelpfulnessNumerator                 568454 non-null  int64  
5   HelpfulnessDenominator               568454 non-null  int64  
6   Score                               568454 non-null  int64  
7   Time                                568454 non-null  int64  
8   Summary                             568427 non-null  object 
9   Text                                568454 non-null  object 
dtypes: int64(5), object(5)
memory usage: 43.4+ MB
None
```

FIGURE 2 – Les information sur la DataSet

Les attributs et types de données de chaque colonne sont les suivants :

- 'Id' est de type `int64` avec 568454 valeurs non nulles.
- 'ProductId' est de type `object` (généralement une chaîne de caractères) avec 568454 valeurs non nulles.
- 'UserId' est de type `object` avec 568454 valeurs non nulles.
- 'ProfileName' est de type `object` avec 568428 valeurs non nulles, et présente 26 valeurs manquantes.
- 'HelpfulnessNumerator' est de type `int64` avec 568454 valeurs non nulles.

- 'HelpfulnessDenominator' est de type `int64` avec 568454 valeurs non nulles.
- 'Score' est de type `int64` avec 568454 valeurs non nulles.
- 'Time' est de type `int64` avec 568454 valeurs non nulles.
- 'Summary' est de type `object` avec 568427 valeurs non nulles, mais présente 27 valeurs manquantes.
- 'Text' est de type `object` avec 568454 valeurs non nulles.

La mémoire utilisée par cet ensemble de données est d'environ 43.4 MB. Il est également pertinent de noter que 'ProfileName' a 26 valeurs manquantes, tandis que 'Summary' a 27 valeurs manquantes. Ces informations sont essentielles pour appréhender la composition de notre ensemble de données, notamment en termes de types de données, de présence de valeurs manquantes, et de la mémoire occupée par l'ensemble de données.

#### 2.1.4 Statistiques descriptives pour les attributs numériques

```
data['Score'].describe()
count    568454.000000
mean      4.183199
std       1.310436
min       1.000000
25%       4.000000
50%       5.000000
75%       5.000000
max       5.000000
Name: Score, dtype: float64
```

FIGURE 3 – Statistiques descriptives pour l'attribut Score

La sortie de la commande `data['Score'].describe()` pour la colonne 'Score' révèle que l'ensemble de données compte un total de 568,454 observations. La moyenne des scores est d'environ 4.18, avec un écart type de 1.31, indiquant une certaine variabilité dans les évaluations. Les scores varient de 1 à 5, avec 25%, 50%, et 75% des scores situés à 4, 5, et 5 respectivement. Ces statistiques suggèrent une concentration des scores autour des valeurs élevées, avec une moyenne de 4.18 et une médiane de 5, suggérant une tendance positive dans les évaluations, probablement indicative d'une satisfaction générale des utilisateurs.



### 2.1.5 Vérification des valeurs manquantes ou d'incohérences

```
data.isnull().sum()
Id          0
ProductId   0
UserId      0
ProfileName 26
HelpfulnessNumerator 0
HelpfulnessDenominator 0
Score       0
Time        0
Summary     27
Text        0
dtype: int64
```

FIGURE 4 – Détection d'Incohérences et de Manques de Données

La sortie obtenue à partir de la commande `data.isnull().sum()` présente le nombre de valeurs manquantes pour chaque colonne de l'ensemble de données. Un résumé de ces résultats est le suivant :

- Pour les colonnes 'Id', 'ProductId', 'UserId', 'HelpfulnessNumerator', 'HelpfulnessDenominator', 'Score', et 'Time', aucune valeur manquante n'est à signaler.
- Cependant, la colonne 'ProfileName' présente 26 valeurs manquantes, tandis que la colonne 'Summary' en compte 27.

Cette information précise quelles colonnes spécifiques contiennent des valeurs manquantes et quantifie ces manques. Cette connaissance est cruciale pour déterminer la meilleure approche de gestion des données manquantes, que ce soit en les supprimant, en les remplaçant par des valeurs par défaut, ou en appliquant d'autres méthodes de gestion en fonction du contexte de l'analyse.

### 2.1.6 Vérifier les valeurs uniques dans chaque colonne

```
data.nunique()
Id          568454
ProductId   74258
UserId      256059
ProfileName 218415
HelpfulnessNumerator 231
HelpfulnessDenominator 234
Score       5
Time        3168
Summary     295742
Text        393579
dtype: int64
```

FIGURE 5 – Vérifier les valeurs uniques dans chaque colonne

La commande `data.nunique()` révèle la diversité des valeurs dans chaque colonne de l'ensemble de données. Les résultats montrent des variations significatives,

allant de 5 valeurs uniques dans la colonne 'Score', indiquant une échelle de notation restreinte, à 393579 valeurs uniques dans la colonne 'Text', soulignant la grande variété de textes présents. Ces statistiques offrent un aperçu de la distribution des valeurs et de la portée de la diversité dans chaque attribut.

## 2.2 Prétraitement des données

Le prétraitement des données est une étape essentielle dans le processus d'analyse de données visant à garantir la qualité et la cohérence des informations. Deux opérations clés ont été effectuées dans cette phase. Tout d'abord, les lignes en double ont été éliminées à l'aide de la méthode `drop_duplicates`. Ensuite, pour assurer la cohérence, les valeurs manquantes ont été gérées en supprimant les lignes correspondantes avec la méthode `dropna`. Ces étapes visent à garantir la qualité des données en éliminant les duplications et en traitant les valeurs manquantes qui pourraient affecter les analyses ultérieures.

## 2.3 Analyse Exploratoire Des Donnees

### 2.3.1 La distribution des scores

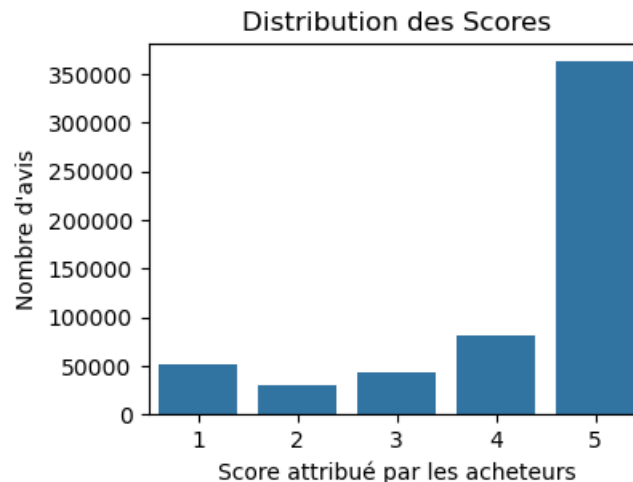


FIGURE 6 – La distrubution des scores

Analysons les résultats du graphique :

- Score 5 : Il y a 363,122 occurrences où le score est égal à 5.
- Score 4 : Il y a 80,655 occurrences où le score est égal à 4.
- Score 1 : Il y a 52,268 occurrences où le score est égal à 1.
- Score 3 : Il y a 42,640 occurrences où le score est égal à 3.
- Score 2 : Il y a 29,769 occurrences où le score est égal à 2.

Ces résultats offrent une vision détaillée de la distribution des scores dans l'ensemble de données. Notamment, le score 5 est nettement plus fréquent que les autres, suggérant une prédominance d'évaluations positives. À l'inverse, les scores 1, 2 et 3 sont moins fréquents, indiquant une proportion moindre d'évaluations négatives ou neutres. Cette information est précieuse pour appréhender la tendance globale des évaluations dans l'ensemble de données.

### 2.3.2 Calcul de la moyenne et de la médiane des scores dans les données

Le calcul de la moyenne et de la médiane des scores dans les données donne les résultats suivants :

Moyenne des scores : 4.18

Médiane des scores : 5.0

Comme observé, la majorité des scores se situent entre 4 et 5, avec une moyenne de 4.18. En raison de la distribution très inclinée vers la gauche, nous envisageons une prédiction binaire. Les avis avec un score entre 1 et 3 seront considérés comme négatifs, tandis que ceux avec un score de 4 ou 5 seront considérés comme positifs. Cette approche simplifiée prend en compte la tendance vers des évaluations positives dans l'ensemble de données.

### 2.3.3 Distribution des Sentiments

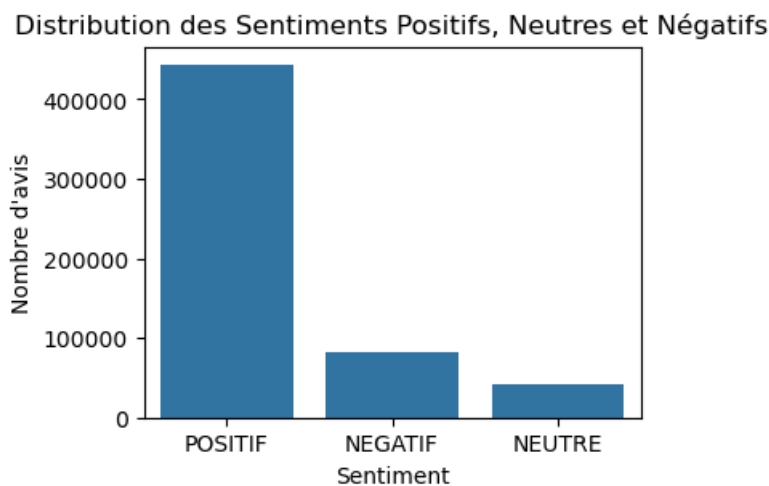


FIGURE 7 – Distribution des Sentiments Positifs, Neutres et Négatifs

Les résultats du graphique montrent que le nombre d'avis positifs ("POSITIF") est le plus élevé, totalisant 443,756 occurrences. Les avis négatifs ("NEGATIF") s'élèvent à 82,007, tandis que les avis neutres ("NEUTRE") sont au nombre de 4,237.

42,638. Cette répartition permet une visualisation claire de la distribution des sentiments dans l'ensemble de données.

## 2.4 Traitement du texte

Dans cette étape nous allons traiter un échantillon de 100 000 lignes dans l'ensemble de données. Voici une explication des principales étapes effectuées :

1. **Suppression des URL** : Le texte est inspecté pour déterminer s'il ressemble à une URL. En cas d'URL, il est possible d'utiliser une bibliothèque comme requests pour récupérer le contenu de l'URL. Cependant, cette partie du code est actuellement commentée.
2. **Suppression des balises HTML** : Si le texte n'est pas une URL, les balises HTML sont éliminées à l'aide de BeautifulSoup, assurant que le texte est dépourvu de toute balise HTML.
3. **Suppression des caractères non alphabétiques** : Tous les caractères qui ne sont pas des lettres alphabétiques sont retirés du texte, ne conservant que les mots alphabétiques.
4. **Conversion en minuscules** : Le texte est converti en minuscules pour assurer une cohérence dans le traitement ultérieur.
5. **Suppression des stopwords** : Les stopwords (mots courants tels que "the", "and", "is", etc.) sont retirés du texte pour se concentrer sur les termes significatifs.
6. **Application du traitement au texte** : Ces étapes de prétraitement sont ensuite appliquées à la colonne 'Text' de l'ensemble de données, et les résultats sont stockés dans une nouvelle colonne appelée 'Processed\_Text'.

L'utilisation de tqdm facilite le suivi de la progression du traitement. Cette approche de prétraitement du texte est couramment utilisée pour nettoyer et préparer les données textuelles avant l'analyse ou la modélisation.

## 2.5 Utilisation de modèle pré-entraîné Roberta

### 2.5.1 Initialisation du Modèle RoBERTa pour l'Analyse de Sentiments

```
# Définition du modèle pré-entraîné à utiliser (dans ce cas, Le modèle de sentiment basé sur RoBERTa pour Twitter.
MODEL = "cardiffnlp/twitter-roberta-base-sentiment"

# Initialisation du tokenizer avec Le modèle pré-entraîné
tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained(MODEL)

# Initialisation du modèle de classification de séquence basé sur RoBERTa pour Twitter
model = AutoModelForSequenceClassification.from_pretrained(MODEL)
```

FIGURE 8 – initialisation de model RoBERTa

Ces lignes de code définissent le modèle pré-entraîné à utiliser pour l'analyse de sentiments, en l'occurrence le modèle de sentiment basé sur RoBERTa pour Twitter. Le tokenizer associé au modèle est également initialisé, ainsi que le modèle de classification de séquence basé sur RoBERTa pour Twitter. Ces étapes préparent le modèle pour l'analyse ultérieure des sentiments dans le texte.

### 2.5.2 Fonction d'Évaluation des Scores de RoBERTa pour l'Analyse de Sentiments

```
def roberta_scores(text):
    encoded_text = tokenizer(text, return_tensors='pt')
    output = model(**encoded_text)
    scores = output.logits.detach().numpy()
    scores = softmax(scores, axis=-1)
    scores_dict = {
        'rta_neg': scores[0, 0],
        'rta_neu': scores[0, 1],
        'rta_pos': scores[0, 2]
    }
    return scores_dict
```

FIGURE 9 – Fonction d'Évaluation des Scores de RoBERTa

Cette fonction, nommée `roberta_scores`, prend en entrée un exemple de texte, l'encode à l'aide du tokenizer associé au modèle RoBERTa pré-entraîné pour l'analyse de sentiments sur Twitter, puis utilise le modèle pour obtenir des scores de sentiment. Les scores sont ensuite normalisés avec la fonction `softmax` et renvoyés sous forme de dictionnaire comprenant les probabilités associées aux classes négative, neutre et positive.

### 2.5.3 Analyse de Sentiments avec RoBERTa sur l'Ensemble de Données

```
res = {}
# Diviser les données en 10 parties
num_parts = 10
part_size = len(data) // num_parts
for part in range(num_parts):
    start_idx = part * part_size
    end_idx = min((part + 1) * part_size, len(data))
    part_data = data.iloc[start_idx:end_idx]

    for i, row in tqdm(part_data.iterrows(), total=len(part_data)):
        try:
            text = row['Processed_Text']
            my_id = row['Id']
            # Effectuer une analyse de sentiment avec RoBERTa
            roberta_result = roberta_scores(text)
            # Conserver uniquement les résultats de RoBERTa
            res[my_id] = roberta_result
        except Exception as e:
            print(f'Problème dans ID {my_id} : {e}')
```

FIGURE 10 – Applique la fonction sur l'ensemble des données

Ce code parcourt chaque ligne de l'ensemble de données `data`, récupère le texte et l'identifiant associé, puis utilise la fonction `roberta_scores` pour effectuer une analyse de sentiment avec le modèle RoBERTa pré-entraîné. Les résultats de RoBERTa sont ensuite stockés dans un dictionnaire `res`, associant chaque identifiant à ses scores de sentiment correspondants. En cas d'erreur de type `RuntimeError`, un message est affiché indiquant l'échec de l'analyse pour un identifiant spécifique.

#### 2.5.4 Transformation et Fusion des Résultats d'Analyse de Sentiments avec les Données d'Origine

```
df = pd.DataFrame(res).T
df = df.reset_index().rename(columns={'index': 'Id'})
df = df.merge(data, how='left')
df
df.to_csv('nlp_results.csv', index=False)
```

FIGURE 11 – Stocker les resultats du model

Dans cette phase, les résultats de l'analyse de sentiments avec RoBERTa sont intégrés aux données d'origine. Un DataFrame, `df`, est créé à partir des scores de sentiment associés à chaque identifiant. Après transposition et réinitialisation, `df` est fusionné avec l'ensemble de données initial (`data`) basé sur la colonne 'Id'. Cette fusion permet de combiner les scores de sentiment RoBERTa avec les informations d'origine pour chaque entrée. Le DataFrame final est exporté en CSV sous le nom `nlp_results.csv`, facilitant ainsi l'importation ultérieure des résultats pour l'analyse de sentiments.

## 3 Resultats

### 3.1 Analyse de la Répartition des Sentiments

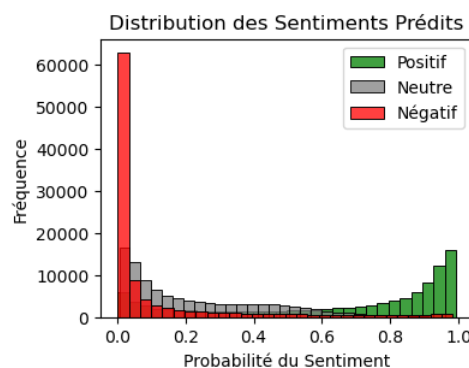


FIGURE 12 – Distribution des Sentiments Prédits

L'histogramme des probabilités de sentiments prédites révèle des tendances distinctes dans la confiance du modèle :

- La catégorie 'Positif' affiche une confiance élevée, avec la majorité des probabilités concentrées dans la plage de 0.8 à 1.0.
- Pour la catégorie 'Neutre', les probabilités sont généralement plus faibles, montrant une distribution plus uniforme sur l'ensemble de la plage.
- Dans la catégorie 'Négatif', bien que des probabilités élevées soient présentes, il y a aussi une variabilité plus importante, suggérant une confiance variable dans la prédiction des sentiments négatifs.

Cette analyse détaille la diversité des confiances du modèle dans la prédiction des différents sentiments.

### 3.2 Distribution des Sentiments Prédits par ROBERTA

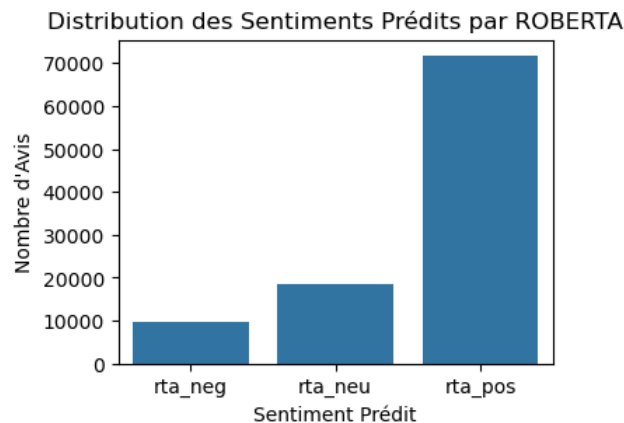


FIGURE 13 – Distribution des Sentiments Prédits par ROBERTA

La répartition des sentiments prédits par RoBERTa sur l'ensemble de vos avis est la suivante :

- **Sentiment Positif (rta\_pos)** : 71,827 occurrences
- **Sentiment Neutre (rta\_neu)** : 18,492 occurrences
- **Sentiment Négatif (rta\_neg)** : 9,607 occurrences

Cela indique que la majorité des avis ont été prédits comme ayant un sentiment positif par RoBERTa, suivi par les avis neutres, et une proportion plus faible d'avis négatifs. Cette distribution offre un aperçu de la tendance générale des sentiments dans votre ensemble de données, telle qu'interprétée par le modèle RoBERTa.

### 3.3 Distribution des Sentiments ROBERTA selon les Scores

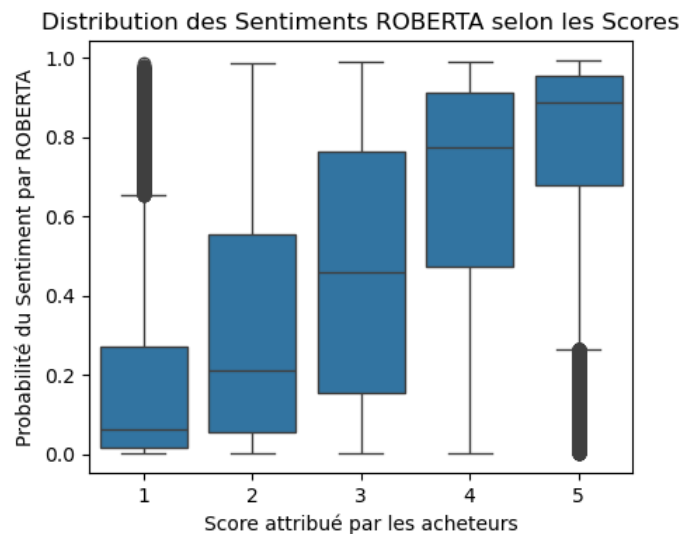


FIGURE 14 – Distribution des Sentiments ROBERTA selon les Scores

On Constate que la distribution des prédictions de sentiment générées par le modèle ROBERTA, classées selon les scores attribués par les acheteurs. Les scores plus élevés tendent à avoir des prédictions de sentiment positif plus élevées, tandis que les scores plus bas montrent une variabilité plus large des prédictions. Ces informations offrent un aperçu de la corrélation entre les évaluations des acheteurs et les sentiments prédits par le modèle.

### 3.4 Diagramme circulaire des proportions de sentiments

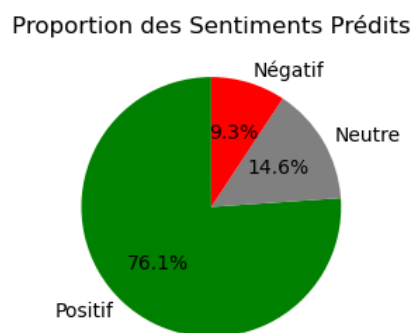


FIGURE 15 – Diagramme circulaire des proportions de sentiments

L'analyse des prédictions de sentiments révèle une tendance marquée vers des sentiments positifs, avec une majorité écrasante de 76.1% des prédictions appartenant à cette catégorie. En revanche, les prédictions neutres sont moins fréquentes,



représentant seulement 14.6% du total. Les prédictions négatives, bien que moins prédominantes, constituent tout de même 9.3% de l'ensemble des observations.

### 3.5 Analyse des Relations entre les Probabilités Prédites et les Scores Utilisateur

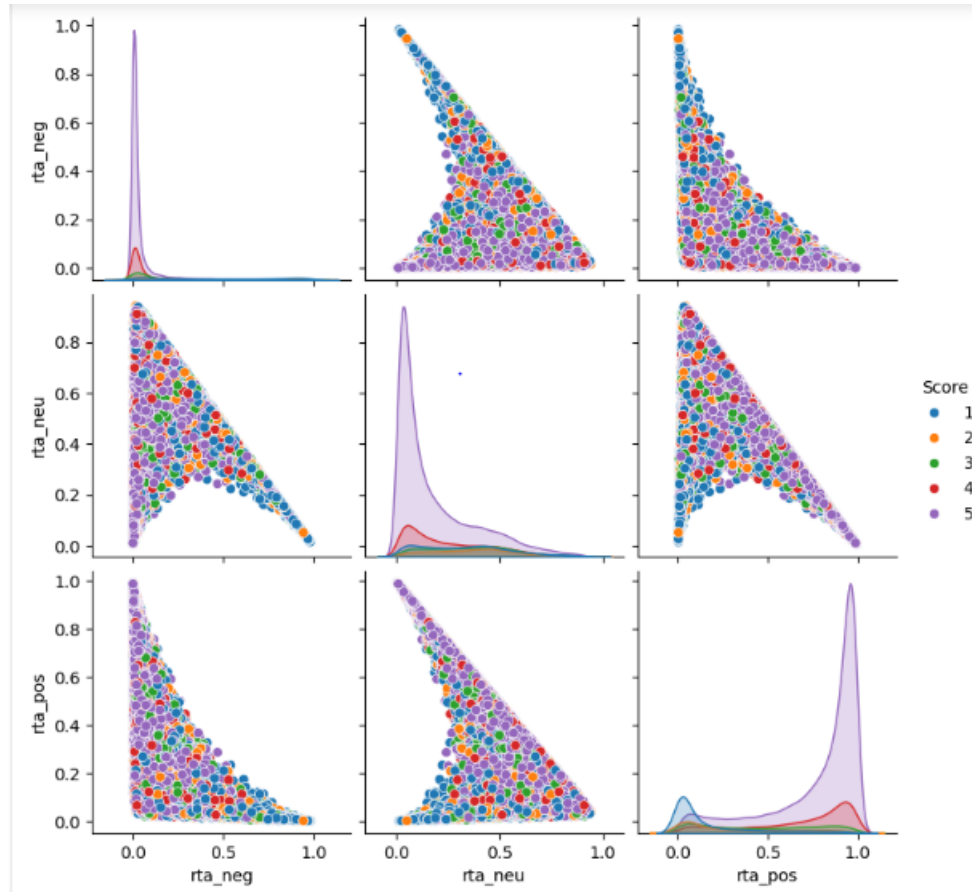


FIGURE 16 – Relation entre les Probabilités Prédites et les Scores Utilisateur

L'analyse des résultats met en évidence la distribution des probabilités prédites pour chaque sentiment (négatif, neutre, positif) en fonction des scores attribués par les utilisateurs. Voici quelques observations clés :

#### 3.5.1 Sentiment Négatif (rta\_neg) :

- La probabilité moyenne de sentiment négatif augmente à mesure que le score utilisateur diminue.
- Les avis avec un score de 1 ont la plus grande probabilité moyenne de sentiment négatif, suivis par ceux avec un score de 2, et ainsi de suite.

- ### 3.5.2 Sentiment Neutre (rta\_neu) :

- ### 3.5.3 Sentiment Positif (rta\_pos) :

- En résumé, le modèle RoBERTa semble bien capter la relation entre les probabilités prédites de chaque sentiment et les scores attribués par les utilisateurs. La corrélation entre la prédiction du modèle et les scores utilisateur suggère une performance raisonnable du modèle dans la classification des sentiments en fonction des avis.

### 3.6 Nuage de mots des avis positifs et négatifs

### 3.6.1 Nuage de Mots pour les Avis PositifsNuage de Mots pour les Avis Positifs

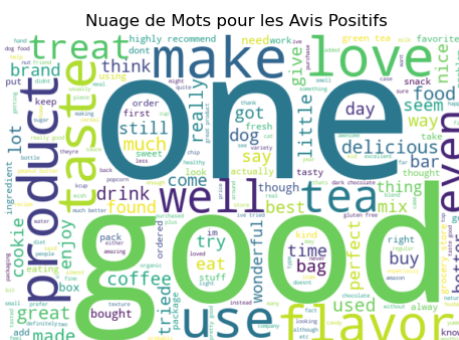


FIGURE 17 – Nuage de Mots pour les Avis Positifs

Ce nuage de mots met en lumière les termes les plus fréquemment associés aux avis considérés comme positifs, tels que "good," "love," "taste," "flavor," "well,"

"great," et d'autres expressions positives. Ces mots reflètent les caractéristiques appréciées par les utilisateurs dans les produits alimentaires. Cette visualisation simplifiée offre un aperçu immédiat des aspects positifs saillants identifiés par le modèle dans les commentaires positifs, aidant ainsi à comprendre les tendances et les préférences des utilisateurs.

### 3.6.2 Nuage de Mots pour les Avis Négatifs

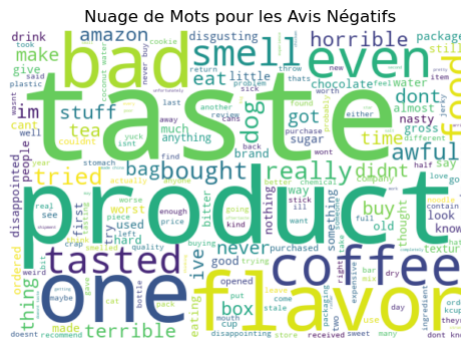


FIGURE 18 – Nuage de Mots pour les Avis Négatifs

De manière similaire, le nuage de mots ci-dessus représente les termes les plus fréquemment associés aux avis considérés comme négatifs par le modèle RoBERTa. Certains de ces mots incluent "bad," "dont," "didn't," "horrible," "tasted," "wast money," et d'autres expressions négatives. L'analyse de ces termes permet de saisir les aspects critiques soulevés par les utilisateurs dans les avis négatifs, offrant ainsi des informations sur les points faibles perçus des produits alimentaires. Cette visualisation facilite la compréhension des motifs et des préoccupations exprimées par les utilisateurs lorsqu'ils donnent des avis négatifs.

## 4 Discussion

### 4.1 Points forts de RoBERTa :

1. **Compréhension fine des sentiments** : RoBERTa, en tant que modèle de traitement du langage naturel (NLP) avancé, excelle dans la compréhension fine des sentiments exprimés dans les avis. Il peut distinguer entre les sentiments positifs, négatifs et neutres, ce qui est essentiel pour analyser les opinions des clients.

2. **Capacité à identifier les tendances** : RoBERTa peut être efficace pour découvrir les tendances émergentes dans les avis, y compris les préférences alimentaires, les aspects spécifiques appréciés ou critiqués, et les évolutions au fil du temps. Sa capacité à capturer des informations subtiles dans le langage peut être précieuse pour cette tâche.

**3. Analyse de mots clés et d'expressions fréquemment utilisés :** RoBERTa peut aider à déterminer les aspects les plus importants pour les clients en analysant les mots clés et les expressions fréquemment utilisés dans les avis. Cela permet d'identifier les points forts et les faiblesses des produits alimentaires.

## 4.2 Limites de RoBERTa :

**1. Dépendance aux données d'entraînement :** RoBERTa dépend fortement des données sur lesquelles il a été formé. Si les avis alimentaires contiennent des spécificités linguistiques ou des subtilités qui ne sont pas bien représentées dans les données d'entraînement, le modèle peut ne pas être aussi précis.

**2. Interprétation des résultats :** Les modèles de NLP complexes comme RoBERTa peuvent être difficiles à interpréter. Il peut être complexe de comprendre comment le modèle arrive à certaines conclusions, ce qui peut rendre délicate l'interprétation des résultats.

**3. Besoin de ressources informatiques importantes :** RoBERTa est un modèle de grande envergure, nécessitant des ressources informatiques importantes pour son utilisation. L'inférence sur de grands ensembles de données peut être gourmande en temps et en puissance de calcul.

**4. Des Textes mal Classés :** Même si la plupart des textes sont correctement classés, il y aura toujours quelques phrases ambiguës et mal classées. Parfois, elles peuvent sembler positives, mais en réalité, elles sont négatives. De la même manière, des phrases positives peuvent parfois sembler négatives.

## 4.3 Suggestions et améliorations possibles du projet :

**1. Exploration de sous-catégories alimentaires :** Il pourrait être intéressant d'explorer les sentiments dans des sous-catégories spécifiques de produits alimentaires pour obtenir des informations plus détaillées sur les préférences des clients.

**2. Enrichissement du modèle avec des données spécifiques au domaine :** Envisager l'utilisation de données supplémentaires spécifiques au domaine alimentaire pour enrichir le modèle, améliorant ainsi sa capacité à comprendre les subtilités du langage dans ce contexte.

**3. Intégration de la rétroaction des entreprises :** Inclure des mécanismes pour permettre aux entreprises de répondre aux avis et d'ajouter leurs commentaires pourrait offrir une perspective plus complète sur la satisfaction du client.

**4. Analyse de la dynamique temporelle :** Investiguer plus en profondeur les tendances au fil du temps en analysant les changements mensuels dans les avis, comme anticipé dans les objectifs du projet.

**5. Comparaison avec d'autres modèles NLP :** Effectuer des comparaisons avec d'autres modèles NLP tels que BERT, GPT-3, etc., pour évaluer la performance relative et identifier le modèle le plus approprié pour cette tâche spécifique.

#### 4.4 Implications et conclusions tirées des résultats obtenus :

1. **Tendance positive globale** : La distribution des scores suggère une tendance positive globale dans les avis des clients sur les produits alimentaires d'Amazon. Cela peut indiquer une satisfaction générale des utilisateurs.
2. **Importance des avis avec des scores élevés** : La majorité des scores sont entre 4 et 5, soulignant l'importance des avis positifs. Les entreprises devraient se concentrer sur ce qui plaît aux clients pour améliorer leurs produits.
3. **Prévalence des évaluations positives** : La fréquence élevée des évaluations positives, en particulier avec un score de 5, peut indiquer une propension des utilisateurs à partager leurs expériences positives.

## 5 Conclusion

Le projet a été entrepris dans le but d'explorer les avis des consommateurs sur les produits alimentaires d'Amazon en utilisant des outils avancés tels que le modèle RoBERTa pour l'analyse des sentiments. Les principales conclusions et résultats du projet peuvent être récapitulés comme suit :

### 5.1 Récapitulation des Principaux Résultats :

1. **Tendance Globale Positive** : L'analyse des scores des avis suggère une tendance globale positive, avec une prédominance d'évaluations élevées, principalement de 4 et 5.
2. **Identification de Tendances Alimentaires** : RoBERTa a été utilisé avec succès pour identifier des tendances émergentes dans les avis, notamment des préférences alimentaires, des aspects appréciés ou critiqués spécifiques, et des évolutions au fil du temps.
3. **Importance des Avis Positifs** : Les avis positifs avec des scores élevés sont prédominants, indiquant que la satisfaction des clients est généralement élevée.

### 5.2 Réponse à la Question Initiale :

La question initiale visait à comprendre les avis des clients sur les produits alimentaires d'Amazon. Les résultats obtenus suggèrent que la majorité des clients expriment des sentiments positifs envers ces produits. La satisfaction semble être élevée, ce qui peut être une information précieuse pour les entreprises cherchant à améliorer leurs produits.

### 5.3 Contributions du Projet à la Connaissance du Domaine :

1. **Analyse Fine des Sentiments** : L'utilisation de RoBERTa a permis une analyse fine des sentiments exprimés dans les avis, offrant une compréhension approfondie

des opinions des clients.

2. Identification de Tendances et de Préférences : Le projet a contribué à l'identification de tendances émergentes et de préférences alimentaires, offrant ainsi des informations utiles pour les entreprises cherchant à répondre aux attentes du marché.

3. Utilisation de Données Réelles d'Amazon : En utilisant un ensemble de données provenant des avis réels des clients sur Amazon, le projet a contribué à une analyse basée sur des données concrètes, renforçant ainsi la validité des résultats.

En conclusion, ce projet a fourni des informations précieuses sur les sentiments des clients à l'égard des produits alimentaires d'Amazon, mettant en lumière des tendances, des préférences et des points forts. Ces connaissances peuvent être exploitées par les entreprises pour améliorer leurs produits et satisfaire davantage leurs clients.

## Références

- [1] Xinyue Zhao et Yuandong Sun. (2022). "Amazon Fine Food Reviews with BERT Model." *Procedia Computer Science*, Volume 208, Pages 401-406. DOI : 10.1016/j.procs.2022.10.056. Elsevier B.V. Available online at : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050922030215>.
- [2] Hugging Face. (2022). Documentation Transformers - Modèle RoBERTa. [https://huggingface.co/docs/transformers/model\\_doc/roberta](https://huggingface.co/docs/transformers/model_doc/roberta).
- [3] Mulla, R. (2022). Projet d'analyse de sentiment en Python avec NLTK et Transformers. Classifiez les critiques d'Amazon!! [Vidéo]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=QpzMWQvxXWk>.
- [4] Robikscube. (2022). Analyse de sentiment en Python [Didacticiel sur YouTube]. Kaggle. <https://www.kaggle.com/code/robikscube/sentiment-analysis-python-youtube-tutorial/notebook>.

## Table des figures

1	Les elements d'un avis . . . . .	5
2	Les information sur la DataSet . . . . .	6
3	Statistiques descriptives pour l'attribut Score . . . . .	7
4	Détection d'Incohérences et de Manques de Données . . . . .	8
5	Verifier les valeurs uniques dans chaque colonne . . . . .	8
6	La distrubution des scores . . . . .	9
7	Distribution des Sentiments Positifs, Neutres et Négatifs . . . . .	10
8	initialisation de model RoBERTa . . . . .	11
9	Fonction d'Évaluation des Scores de RoBERTa . . . . .	12
10	Applique la fonction sur l'ensemble des donnees . . . . .	12
11	Stocker les resultats du model . . . . .	13
12	Distribution des Sentiments Prédits . . . . .	13
13	Distribution des Sentiments Prédits par ROBERTA . . . . .	14
14	Distribution des Sentiments ROBERTA selon les Scores . . . . .	15
15	Diagramme circulaire des proportions de sentiments . . . . .	15
16	Relation entre les Probabilités Prédites et les Scores Utilisateur . . . . .	16
17	Nuage de Mots pour les Avis Positifs . . . . .	17
18	Nuage de Mots pour les Avis Négatifs . . . . .	18