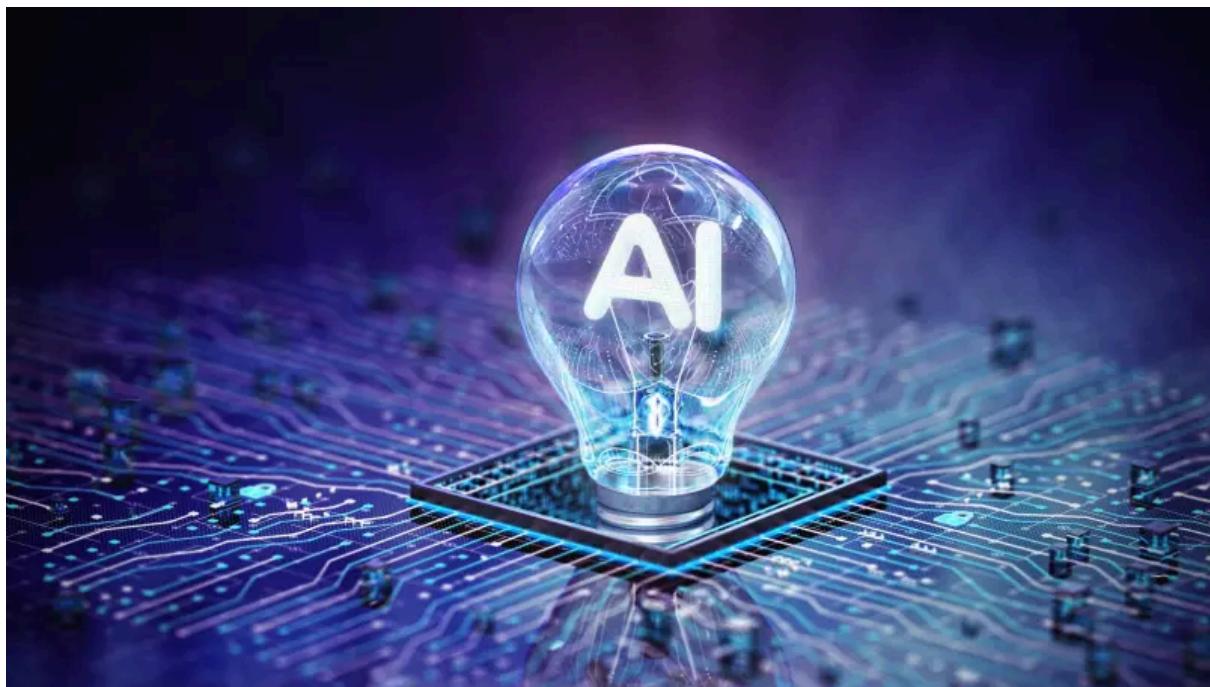


Rapport de SAE : Analyse de Sentiment et Classification des Avis Yelp



Groupe 3
Lucie MASSELIN
Flavien ALCAZAR
Aminata Oumou Rassoul NGOM
Tsinjo Mirantsoa RANDRIANARISON RATSIANDAVANA

Tables des matières

Introduction	3
1. Modèles de Machine Learning Classique : Tsinjo	3
A. LinearSVC (Support Vector Classification)	3
B. Logistic Regression (Régression Logistique)	3
2. Deep Learning & Approches Spatiales : Lucie	5
A. MLP (Multi-Layer Perceptron)	5
B. CNN (Convolutional Neural Network)	6
3. Deep Learning Séquentiel & Attentionnel : Flavien	7
A. LSTM (Long Short-Term Memory)	7
B. BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)	8
4. IA Générative et Modèles de Langage : Aminata	9
A. RoBERTa (Robustly Optimized BERT approach)	9
B. Google T5 (Text-to-Text Transfer Transformer) : flan-t5-base	
	11
Conclusion	12

Introduction

Dans le cadre de cette Situation d'Apprentissage et d'Évaluation (SAE), il nous a été demandé de mettre en place une chaîne complète de traitement de données textuelles (NLP) afin d'analyser les avis clients issus du dataset Yelp. L'objectif principal est de transformer des données brutes en informations structurées, capables de prédire la note d'un établissement (score) et la polarité d'un commentaire (positif, négatif ou neutre).

Bien que notre phase d'exploration ait porté sur l'ensemble du jeu de données (**Business**, **User** et **Review**) pour bien comprendre les corrélations entre les variables, le cœur de notre travail de modélisation s'est concentré sur le fichier **Review.json**, contenant la matière textuelle nécessaire à l'entraînement de nos modèles.

Pour mener à bien ce projet, notre groupe s'est organisé de manière à couvrir tout le spectre des technologies actuelles en IA. Chaque membre a pris la responsabilité de deux approches spécifiques. Cette stratégie nous a permis de ne pas nous disperser et d'approfondir chaque méthodologie (du Machine Learning classique à l'IA Générative) afin de comparer efficacement les performances et la pertinence de chaque modèle face aux attentes pédagogiques.

1. Modèles de Machine Learning Classique : Tsinjo

Tsinjo s'est concentré sur les approches statistiques classiques, qui servent de "baseline" (référence) pour évaluer le gain de performance des modèles plus complexes.

A. LinearSVC (Support Vector Classification)

Le LinearSVC est un modèle de machine learning qui cherche à trouver l'hyperplan séparateur optimal entre les différentes classes (positif/négatif). Il est particulièrement efficace sur des vecteurs de textes de grande dimension (TF-IDF).

B. Logistic Regression (Régression Logistique)

Malgré son nom, c'est un modèle de classification qui estime la probabilité qu'un avis appartienne à une catégorie. C'est un modèle robuste, rapide à entraîner et très interprétable.

```
Résultats modèles de machine learning

1. Prédiction de la polarité des avis (positif, négatif, neutre)

=====
PERFORMANCES BOW
=====
    accuracy  precision  recall  f1-score
lr      0.8255     0.806  0.8255     0.8143
svm     0.8255     0.806  0.8255     0.8143

=====
PERFORMANCES TFIDF
=====
    accuracy  precision  recall  f1-score
lr      0.8255     0.8060 0.8255     0.8143
svm     0.8082     0.7926 0.8082     0.7996

=====
PERFORMANCES NGRAM
=====
    accuracy  precision  recall  f1-score
lr      0.8518     0.8237 0.8518     0.8241
svm     0.8425     0.8144 0.8425     0.8227

=====
PERFORMANCES WORD2VEC
=====
    accuracy  precision  recall  f1-score
lr      0.8200     0.7857 0.8200     0.7922
svm     0.8182     0.7740 0.8182     0.7789
```

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédiction de la polarité

```
2. Prédiction des notes des avis

=====
PERFORMANCES BOW
=====
    accuracy  precision  recall  f1-score
lr      0.6128     0.5955 0.6128     0.6025
svm     0.5728     0.5654 0.5728     0.5683

=====
PERFORMANCES TFIDF
=====
    accuracy  precision  recall  f1-score
lr      0.6445     0.6040 0.6445     0.6117
svm     0.6218     0.5901 0.6218     0.6009

=====
PERFORMANCES NGRAM
=====
    accuracy  precision  recall  f1-score
lr      0.6485     0.6093 0.6485     0.6156
svm     0.6185     0.5895 0.6185     0.5995

=====
PERFORMANCES WORD2VEC
=====
    accuracy  precision  recall  f1-score
lr      0.6225     0.5832 0.6225     0.5905
svm     0.6215     0.5767 0.6215     0.5635
```

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédiction des notes

2. Deep Learning & Approches Spatiales : Lucie

Lucie a exploré les réseaux de neurones profonds en utilisant des représentations vectorielles pour capturer des relations plus complexes que le simple comptage de mots.

A. MLP (Multi-Layer Perceptron)

Le MLP est un réseau de neurones artificiels "dense". Ici, il est utilisé avec un encodage statistique de type BM25 ou TF-IDF. Il permet de classer des données fixes en apprenant des poids sur chaque terme de manière non-linéaire.

```
Deep Learning performance Lucie avec 20 000 dataset
-----
--- Modèle MLP ---
-----
MLP score (étoiles) :
Précision (Accuracy) : 0.6559
F1-Score (ajusté selon la quantité d'avis par étoile) : 0.6502
Perte (Log Loss) : 0.7769

Rapport détaillé :
      precision    recall   f1-score   support
1 étoile       0.75     0.77     0.76     1506
2 étoile       0.39     0.49     0.44      781
3 étoile       0.38     0.44     0.41      933
4 étoile       0.49     0.48     0.49     2109
5 étoile       0.83     0.77     0.80     4660

accuracy          0.66      9989
macro avg        0.57     0.59     0.58     9989
weighted avg     0.67     0.66     0.66     9989
```

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédiction des notes

```
-----
MLP polarité (label) :
Précision (Accuracy) : 0.7890
F1-Score (Ajusté) : 0.8187
Perte (Log Loss) : 0.5013

Rapport détaillé :
      precision    recall   f1-score   support
neutre          0.30      0.70      0.42     1000
négatif         0.86      0.78      0.81    2315
positif         0.97      0.81      0.88    6674

accuracy           0.79
macro avg       0.71      0.76      0.70    9989
weighted avg    0.87      0.79      0.82    9989
```

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédiction de la polarité**B. CNN (Convolutional Neural Network)**

Habituellement utilisé pour l'image, le CNN est ici appliqué au texte pour son aspect spatial. Il utilise des filtres pour repérer des "n-grammes" (groupes de mots) clés, un peu comme il repérerait des formes ou des objets dans une image.

```
-----
--- Modèle CNN ---
-----
CNN score (étoiles) :
Précision (Accuracy) : 0.6159
F1-Score (Ajusté selon la quantité d'avis par étoile) : 0.6239
Perte (Log Loss) : 0.9109

Rapport détaillé :
      precision    recall   f1-score   support
1 étoile        0.78      0.69      0.73     1527
2 étoile        0.34      0.48      0.40      764
3 étoile        0.31      0.53      0.39      917
4 étoile        0.42      0.32      0.36     2065
5 étoile        0.81      0.76      0.78     4718

accuracy           0.62
macro avg       0.53      0.56      0.53    9991
weighted avg    0.64      0.62      0.62    9991
```

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédiction des notes

```
-----
CNN polarité (label) :
Précision (Accuracy) : 0.8194
F1-Score (ajusté selon la quantité d'avis par étoile) : 0.8291
Perte (Log Loss) : 0.4732

Rapport détaillé :
      precision    recall   f1-score   support
Négatif        0.33     0.49     0.40      388
  Neutre        0.87     0.72     0.78      953
  Positif       0.91     0.90     0.91     2656

accuracy          0.82      --      0.82     3997
  macro avg       0.70     0.71     0.70     3997
weighted avg     0.85     0.82     0.83     3997
```

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédiction de la polarité

3. Deep Learning Séquentiel & Attentionnel : Flavien

Flavien a travaillé sur les architectures de pointe basées sur le contexte et l'ordre des mots, utilisant notamment les technologies de type "Transformer".

A. LSTM (Long Short-Term Memory)

Le LSTM est une architecture de réseau de neurones récurrents (RNN) conçue spécifiquement pour résoudre le problème de la "perte de mémoire" sur les textes longs.

- **Fonctionnement :** Grâce à un système de "portes" (gates), le modèle décide quelles informations de l'avis sont importantes à conserver et lesquelles peuvent être oubliées.
- **Utilité :** C'est un encodeur très efficace pour comprendre la structure d'une phrase complexe où le sens d'un mot peut dépendre d'un autre mot situé beaucoup plus tôt dans le texte.

--- RAPPORT DE CLASSIFICATION POLARITE LSTM ---				
	precision	recall	f1-score	support
Négatif	0.72	0.74	0.73	1333
Positif	0.80	0.69	0.74	1334
Neutre	0.57	0.63	0.60	1333
accuracy			0.69	4000
macro avg	0.70	0.69	0.69	4000
weighted avg	0.70	0.69	0.69	4000

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédition de la polarité

--- Rapport de classification LSTM (5 classes) ---				
	precision	recall	f1-score	support
1 étoile	0.64	0.57	0.60	800
2 étoiles	0.39	0.50	0.44	800
3 étoiles	0.38	0.41	0.40	800
4 étoiles	0.44	0.37	0.40	800
5 étoiles	0.62	0.55	0.58	800
accuracy			0.48	4000
macro avg	0.49	0.48	0.48	4000
weighted avg	0.49	0.48	0.48	4000

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédition des notes

B. BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)

BERT est un modèle attentionnel. Contrairement aux modèles précédents, il lit le texte dans les deux sens simultanément. Il encode le sens profond et contextuel de chaque mot (par exemple, il distingue le sens du mot "avocat" selon le contexte).

--- RAPPORT DE CLASSIFICATION POLARITE BERT ---				
	precision	recall	f1-score	support
Négatif	0.87	0.82	0.84	659
Positif	0.89	0.82	0.86	704
Neutre	0.68	0.78	0.73	637
accuracy			0.81	2000
macro avg	0.81	0.81	0.81	2000
weighted avg	0.82	0.81	0.81	2000

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédiction de la polarité

--- Rapport de classification BERT (5 classes) ---				
	precision	recall	f1-score	support
1 étoile	0.78	0.70	0.74	402
2 étoiles	0.53	0.62	0.57	392
3 étoiles	0.53	0.49	0.51	397
4 étoiles	0.58	0.59	0.58	406
5 étoiles	0.76	0.76	0.76	403
accuracy			0.63	2000
macro avg	0.64	0.63	0.63	2000
weighted avg	0.64	0.63	0.63	2000

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédiction des notes

4. IA Générative et Modèles de Langage : Aminata

Aminata a exploré l'utilisation des modèles de langage de pointe (LLM) pour évaluer leur capacité à traiter les avis Yelp sans nécessiter un ré-entraînement lourd, en s'appuyant sur le transfert d'apprentissage.

A. RoBERTa (Robustly Optimized BERT approach)

RoBERTa est une version améliorée et plus robuste du modèle BERT. Contrairement au BERT classique, il a été entraîné sur des volumes de données beaucoup plus vastes et avec des séquences plus longues. Aminata l'a utilisé pour sa grande précision dans la compréhension du contexte global d'un avis, ce qui permet de capter des nuances de langage (ironie, doubles négations) que des modèles plus simples pourraient manquer lors de la prédiction de la polarité.

```
Accuracy polarité : 0.914

Classification report (polarité) :

precision    recall   f1-score   support
negative      0.96      0.82      0.88      28
neutral        0.00      0.00      0.00       0
positive       0.97      0.95      0.96      65

accuracy          0.91
macro avg       0.64      0.59      0.62      93
weighted avg    0.97      0.91      0.94      93
```

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédition de la polarité

```
Accuracy globale des notes : 0.61

Classification report détaillé par nombre d'étoiles :

precision    recall   f1-score   support
1            0.731      0.950      0.826      20
2            0.000      0.000      0.000       8
3            0.167      0.143      0.154       7
4            0.000      0.000      0.000      22
5            0.603      0.953      0.739      43

accuracy          0.610
macro avg       0.300      0.409      0.344      100
weighted avg    0.417      0.610      0.494      100
```

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédition des notes

La subjectivité du neutre

L'analyse des premiers résultats a révélé une difficulté majeure : la classe "neutre" n'est absolument pas traitée de manière efficace par les modèles, avec une précision tombant à 0.00. En approfondissant les recherches sur le dataset, il apparaît que la neutralité est une notion extrêmement subjective.

Ce phénomène s'explique par plusieurs facteurs observés lors de l'entraînement :

- **Ambiguïté sémantique** : Des expressions comme "*the food can be better*" sont interprétées différemment selon le contexte ; pour certains, cela traduit une attente non comblée (négatif), pour d'autres, une simple observation constructive (neutre).
- **Instabilité des notes intermédiaires** : Le modèle peine à se stabiliser sur les notes pivots. Il a une forte tendance à basculer vers les extrêmes : il prédit plus facilement

un 1 qu'un 2, et un 5 qu'un 4. La note 3, censée représenter le neutre, devient un "no man's land" statistique où le modèle ne parvient pas à trancher.

Face à ce constat, nous avons pris la décision stratégique de supprimer la catégorie neutre. Cette étape a permis de supprimer le bruit généré par ces avis ambigus afin de maximiser la performance du modèle sur les pôles positif et négatif, garantissant ainsi une classification beaucoup plus fiable et une extraction d'aspects plus nette.

B. Google T5 (Text-to-Text Transfer Transformer) : flan-t5-base

Pour l'extraction d'aspects et la classification, Aminata a utilisé le modèle **flan-t5-base**. Ce modèle se distingue par son approche "Text-to-Text" : chaque tâche (qu'il s'agisse de donner une note ou d'extraire un sentiment) est formulée comme une instruction textuelle générant une réponse textuelle.

1. L'approche Zero-shot

Dans cette configuration, nous soumettons l'avis au modèle accompagné d'une commande directe (ex: "*Is the sentiment of this review positive or negative?*"). Le modèle utilise ses connaissances pré-entraînées pour répondre sans avoir jamais vu d'exemples spécifiques à notre dataset Yelp.

2. L'approche Few-shot

Ici, nous intégrons dans le "prompt" (la requête) deux ou trois exemples d'avis déjà annotés. Cette méthode est cruciale pour **flan-t5-base** car elle lui "apprend" en temps réel le format de sortie souhaité. Cependant, même après, nous observons quasiment le même comportement, montrant réellement que ce modèle n'est pas adapté aux tâches qu'on lui propose.

Accuracy polarité : 0.699				
Classification report (polarité) :				
	precision	recall	f1-score	support
negative	0.00	0.00	0.00	28
positive	0.70	1.00	0.82	65
accuracy			0.70	93
macro avg	0.35	0.50	0.41	93
weighted avg	0.49	0.70	0.58	93

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédiction de la polarité

Accuracy globale des notes : 0.20				
Classification report détaillé par nombre d'étoiles :				
	precision	recall	f1-score	support
1	0.20	1.00	0.33	20
2	0.00	0.00	0.00	8
3	0.00	0.00	0.00	7
4	0.00	0.00	0.00	22
5	0.00	0.00	0.00	43
accuracy			0.20	100
macro avg	0.04	0.20	0.07	100
weighted avg	0.04	0.20	0.07	100

Résultat des performances du modèle par rapport à la prédiction des notes

Conclusion

Ce travail collaboratif nous a permis de constater l'évolution des performances en fonction de la complexité des modèles. Si le Machine Learning classique reste très performant pour de la classification binaire simple, les modèles de Deep Learning (BERT, GRU) et l'IA Générative apportent une finesse de compréhension indispensable pour l'extraction d'aspects et l'analyse de nuances complexes dans les commentaires Yelp. La complémentarité de nos recherches nous offre aujourd'hui une vision globale des solutions NLP applicables au monde du business.