Rapport projet :

**Présentation du projet :**

Afin de mettre en œuvre ce que nous avons appris dans ce cours, nous avons décidé de travailler sur la détection de *Cyber Troll*.

« *Le terme troll désigne, dans le jargon de l'internet, un personnage malfaisant dont le but premier est de perturber le fonctionnement des forums de discussion* », ainsi, il existe différents types de troll :

* Troll débutant : Le troll débutant (appelé aussi « troll qui s’ignore ») est une manière de troller par ignorance de la *nétiquette* (i.e. les règles de conduite et de politesse) et du fonctionnement technique, sans véritable intention de nuire.
* Troll bête : Persuadé d’avoir une opinion valable sur tout, d’être de bonne foi, le troll bête prend l’apparence d’un message véritable.
* Troll méchant : Son but est, consciemment, de tuer les forums. Il cumule tous les types détaillés plus haut.

Ainsi, la détection de troll est un problème récurrent dans la modération des forums.

Afin de réussir à détecter les trolls, nous avons décider d’utiliser un Neural Network que nous avons entrainé sur un ensemble de données annotées.

**Description des tâches :**

Dans un premier temps, nous avons téléchargé et prétraité l’ensemble des données sur lesquels nous avons choisis de travailler.

Ensuite, nous avons essayé de mettre en place différents « *Classifier* » afin de voir lequel était le plus compétent pour répondre au problème posé.

Enfin, nous pourrions résumer notre travail en 4 parties :

1. Prétraitement
2. Conversion des données en nombres
3. Entrainement du classifier et prédiction
4. Evaluation des modèles

Bien évidemment, nous mettrons aussi en place différents graphiques afin de visualiser les données et les résultats obtenus par nos classifiers.

**Conception et implémentation :**

Dans cette partie nous détaillerons pas à pas les différentes étapes que nous avons suivies lors de notre expérimentation.

Pour commencer, nous avons importé le jeu de données. Et afin de pouvoir le manipuler, nous avons transformé le fichier csv en « *DataFrame* ». Ce qui nous a permis par la suite d’utiliser les méthodes de ***pandas*** afin d’observer et de comprendre les différentes *features* ainsi que d’exploiter le matériel sur lequel nous travaillerons par la suite.

La première partie de notre travail a consisté à supprimer les colonnes/*features* inutiles :

* Nous avons donc commencé par chercher s’il existait des colonnes dont le contenu était nul. Nous en avons trouvé deux : annotation/notes et extras.
* Ensuite nous avons cherché à supprimer les colonnes composées d’une unique valeur. Quatre d’entre elles se sont révélées correspondre à cette description : metadata/sec\_taken, metadata/last\_updated\_by, metadata/status, metadata/evaluation. Elles étaient donc inutiles dans l’algorithme de classification.
* Pour finir nous nous sommes rendu compte que deux autres colonnes n’étaient pas pertinentes : metadata/lastupdates\_at et metadata/first\_done\_at car elles étaient composées uniquement de timestamps.

Lorsque ce tri fut fait, il ne nous restait que 2 colonnes pertinentes pour la classification : content (composée du texte) et annotation/label (composée de 0 [Not Cyber-Troll] ou 1 [Cyber-Troll]).

L’étape suivante de notre projet a été le prétraitement du texte.

Le texte peut contenir des nombres, des caractères spéciaux ou encore des espaces indésirables. C’est pourquoi nous les avons retirés du texte à l’aide de *WordNetLemmatizer*.

Après avoir appliqué notre méthode au contenu, la visualisation nous a permis de confirmer que nous pouvions passer à l’étape suivante.

L’analyse de données nous a permis de convertir le texte afin qu’il soit compréhensible par l’algorithme de classification.

Différentes approches existent. Nous avons choisi d’utiliser le « *Bag of Words Model*» (Sac de mots en français) qui consiste à transformer le texte en représentation numérique.

Pour être plus précis et mieux comprendre son utilisation voici un exemple tiré de notre projet : (en théorie)

1. Phrase extraite du jeu de donnée :

« *i just deleted all the people that i have on my facebook off myspace Damn if everyone switched i could just delete the account* »

1. Liste construite à partir des mots de la phrase :

« *i* », « *just* », « *deleted* », « *all* », « *the* », « *people* », « *that* », « *i* », « *have* », « *on* », « *my* », « *facebook* », « *off* », « *myspace* », « *Damn* », « *if* », « *everyone* », « *switched* », « *i* », « *could* », « *just* », « *delete* », « *the* », « *account* »

1. La liste est représentée en « sacs de mots » : chaque clef est un mot distinct tandis que sa valeur est le nombre d’occurrences du mot dans la phrase (ou groupe de phrases)

{« i » : 3, « just » : 2, « deleted » : 1, « all » : 1, « the » : 2, « people » :1, « that » :1, « have » :1, « on » : 1, « my » :1, « facebook » : 1, « off » :1, « myspace » :1, « Damn » : 1, « if » :1, « everyone » :1, « switched » :1, « could » : 1, « delete » :1, « account » :1}

Dans notre cas, le modèle va tout d’abord définir le vocabulaire (c’est l’ensemble des mots distincts provenant de la phrase extraite et arrangé comme un vecteur).

Ensuite le vecteur de vocabulaire est utilisé pour convertir la phrase en un vecteur de fréquence. (Comme expliqué ci-dessus)

Output: array([3, 2, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1])

Cependant l’utilisation de ce modèle ne suffit pas.

Il ne prend pas en compte le fait que le mot peut aussi avoir une fréquence importante dans d’autres cas d’utilisations (d’autres documents).

TFIDF permet de résoudre ce problème en multipliant la fréquence d’un mot par la fréquence inverse du document. C’est pourquoi nous l’avons implémentée.

Lorsque ces étapes ont été réalisées nous avons pu nous attaquer à l’implémentation des différents modèles de classification.

Nous avons décidé de tester 5 modèles différents dans le but de trouver le plus optimal d’entre tous.

En effet, en tentant de répondre à la question « Quel modèle devons-nous utiliser ? », nous nous sommes rendu compte qu’il était impossible de prédire lequel d’entre eux serait le plus efficace sans les expérimenter au préalable.

C’est pourquoi nous avons mis en place les plus connus d’entre eux et ceux qui nous paraissaient les plus appropriés.

Dans l’ordre nous avons testé : *RandomForestClassifier*, *MLPClassifier*, *LogisticRegression*, *KNeighborsClassifier* et finalement *LinearSupportVectorMachineClassifier*.

* Nous avons donc débuté par l’implémentation de RandomForestClassifier.

Pour rappel, ce modèle est composé d’un ensemble d’arbres de décision issu d’un sous ensemble sélectionné de manière aléatoire et à partir d’un ensemble d’apprentissage (le train set). Il fait la moyenne des scores des différents arbres afin de choisir la classe finale de l’objet testé (le test set).

L’un des avantages de Random Forest c’est qu’il est capable d’estimer quelles features/variables sont les plus importantes lors de la classification.

Il donne généralement une grande précision et permet de contrôler l’over-fitting (sur-apprentissage en français dont la définition pourrait être la suivante : *modèle prédictif trop spécialisé qui s’adapte trop bien au training set mais qui ne se généralise que trop peu*)

En adaptant les données à un modèle basique avec les hyperparamètres réglés par défaut (un hyperparamètre est un paramètre du modèle utilisé. Ces derniers sont définis avant le processus d’apprentissage), on obtient une classification avec une précision de 0.92 environ.

Ensuite afin d’optimiser ces résultats nous avons tenter de trouver quels seraient les meilleurs hyperparamètres.

Pour ce faire nous avons utilisé RandomizedSearchCV.

Cependant il est intéressant de noter qu’au fil de notre développement nous n’avons pas toujours utiliser cette méthode.

En effet, il existe aussi GridSearchCV mais aussi d’autres méthodes de cross-validation plus appropriée selon le modèle étudié.

Avant de rappeler la différence entre ces deux méthodes il semble important d’expliquer ce qu’est la cross-validation (validation croisée en français).

La validation croisée permet d’évaluer les performances de l’estimateur.

Apprendre les paramètres de prédiction d’une fonction et les tester sur le même jeu de données pose un problème. Le modèle ne ferait que répéter les labels qu’il a vu et un score parfait serait obtenu sur le train set alors qu’il n’arriverait à prédire aucune nouvelle donnée. (Cf overfitting)

Pour éviter cela, on garde une partie des données pour le test set ce qui permettra au modèle de s’entrainer sur de nouvelles données.

Pour revenir aux principales méthodes d’estimations, ces dernières implémentent toutes les deux des méthodes visant à optimiser par cross validation les résultats obtenus lors de la recherche des hyperparamètres.

GridSearchCV ne va pas tester tous les paramètres contrairement à RandomizedSearchCV mais va plutôt le faire sur un nombre donné de paramètres (n\_iter).

En comparant les deux on se rend compte que GridSearchCV obtient un meilleur score final mais a besoin de plus de temps d’exécution alors que RandomizedSearchCV sera plus rapide mais avec une estimation plus faible.

C’est pourquoi parfois il sera plus intéressant d’utiliser l’un plutôt que l’autre.

* Ensuite nous avons mis en place le MLPClassifier.

Ce modèle a pour but d’optimiser la fonction log-loss en utilisant différentes méthodes (LBGFGS ou la descente de gradient stochastique)

La précision obtenue est de 0.84 avec les paramètres de base.

* La régression logistique est le modèle de classification que nous avons choisis de concevoir par la suite.

Il s’agit d’un modèle statistique prenant en compte les probabilités d’obtenir une certaine classe plutôt qu’une autre.

Ici nous avons comparé le GridSearchCV et la méthode de cross-validation spécifique proposée par scikit-learn : LogisticRegressionCV.

La GridSearchCV permet d’obtenir un résultat plus précis (0.87) mais la LogisticRegressionCV permet quant à elle d’obtenir un résultat presque aussi précis (perte de 0.01) en un temps plus court.

* KneighborsClassifier se base sur la méthode des k plus proches voisins.
* Pour finir LinearSupportVectorMachineClassifier est un algorithme de classification qui trouve les hyperplans permettant de différencier les classes.

Sources :

Jeu de données : <https://dataturks.com/projects/abhishek.narayanan/Dataset%20for%20Detection%20of%20Cyber-Trolls>

Définition du cyber troll : <https://www.commentcamarche.net/faq/3610-qu-est-ce-qu-un-troll-informatique>

Inspirations : <https://stackabuse.com/text-classification-with-python-and-scikit-learn/>

Randomized Search VS Grid Search : <https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/model_selection/plot_randomized_search.html>