Université Paris Saclay

Prédiction d'arrestations criminelles

Guillaume Abadie, Jérôme Coquisart, Mathis Dupont, Martin Vitani

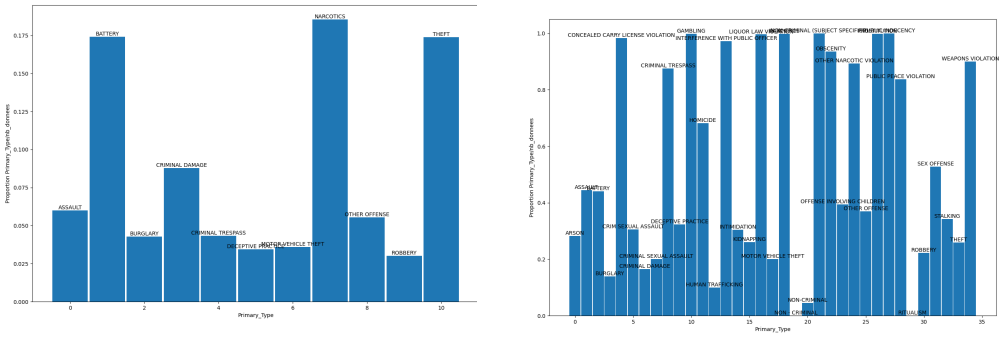
Année 2021

Table des matières

1 Introduction au problème

La ville de Chicago a un ratio de crimes, surtout sur les crimes violents, au dessus de la moyenne nationale des États-Unis. Les crimes dans la ville ont été collectés dès le début du 20ème siècle pour essayer de comprendre pourquoi la ville était sujette à autant de violence. Le dataset correspond aux crimes commis entre 2001 et 2020, et contient environ 7 millions d'entrées. Tous les jours, la police de Chicago alimente la base de données avec les nouveaux crimes commis dans la ville. Parmi les données collectées, on retrouve : cambriolages, agressions, homicides, vols, braquages, intimidations, kidnapping, possession d'arme. . .. Seuls les meurtres ne sont pas comptabilisés dans la base de données.

2 Aperçu du dataset



(a) Pourcentage de crimes en fonction de leurs type

(b) Types de crimes avec le plus d'arrestation

FIGURE 1 – Aperçu

La Figure 1a nous montre que les crimes les plus représentés sont les agressions (*battery*), le trafic de de drogue (*narcotics*) et les vols (*threft*).

D'après la Figure 1b, on voit que certains crimes sont quasiment toujours suivis d'une arrestation, c'est le cas des paris illégaux, du port d'armes dissimulées, des crimes liés à l'alcool et l'obscénité. Cette même Figure nous apprend qu'il y a moins de 20% d'arrestation pour les cambriolages, le trafic d'humains, les braquages et les vols de véhicules motorisés. Enfin, on voit sur la Figure 2 la carte de Chicago se dessiner, où chaque point représente un crime.

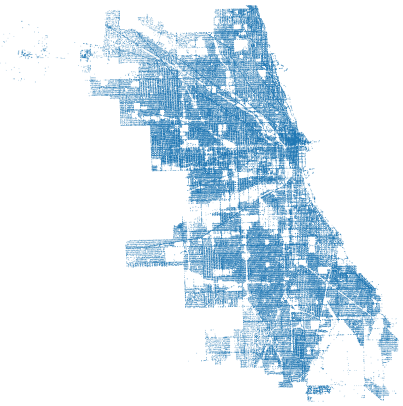


FIGURE 2 – Carte représentant l'ensemble des crimes commis à Chicago

3 Définition du problème

Notre problème sera le suivant. Il s'agira de déterminer si il y aura oui ou non une arrestation à la suite d'un crime. Pour être plus précis, étant donné le lieu, la description et la date du crime, il faudra dire si cela va mener à l'arrestation d'un suspect. C'est une tâche de classification binaire, en apprentissage supervisé.

4 Préprocessing

Comme le dataset contenait peu de features, nous avons effectué plusieurs modifications sur le dataset avant d'entraîner notre modèle. De plus, certaines features étaient uniques pour chacun de nos crimes.

On rappelle que notre dataset contient 7 millions d'entrées, on peut se permettre de faire quelques changements. Nous avons tout d'abord supprimé les données qui contenaient des features

vides, et nous avons équilibré le dataset en mettant autant de crimes avec arrestation que de crimes sans arrestation. Cela a été fait avec des commandes shell pour la rapidité et la simplicité. Voici les commandes effectuées.

```
## Nettoyer les données
grep -v -E '(,0,0,2)|(,,)' Crimes2001.csv  > CrimesClean.csv

## Equilibrer les données
# Ici on sépares à l'aide d'expressions régulières les arrested et les non arrested
grep -E '^(([^,]*,)|("[^"]*",)){8}false' CrimesClean.csv > CrimesCleanNonArrested.csv
grep -E '^(([^,]*,)|("[^"]*",)){8}true' CrimesClean.csv > CrimesCleanArrested.csv

# Ici on recombine en n'oubliant pas le header contenant le nom des features
head -n 1 CrimesClean.csv > CrimesEq.csv
n=$(wc -l CrimesCleanArrested.csv | grep -E -o '[0-9]+ ')
cp CrimesCleanArrested.csv tmp.csv
shuf -n $n CrimesCleanNonArrested.csv >> tmp.csv
shuf tmp.csv >> CrimesEq.csv
```

Ici le fichier CrimesEq.csv contient 3,4 millions de crimes, on ne va pas travailler avec autant de données et se limiter 1 million. L'étape suivante a été de supprimer les features uniques et celles qui se répétaient :

- ID
- Case Number
- Block
- Updated On
- Longitude
- Latitude
- Location

À partir de la feature *date*, nous avons extrait les features suivantes

- Part of the day
- Weekday
- Weekend
- Month
- Hour

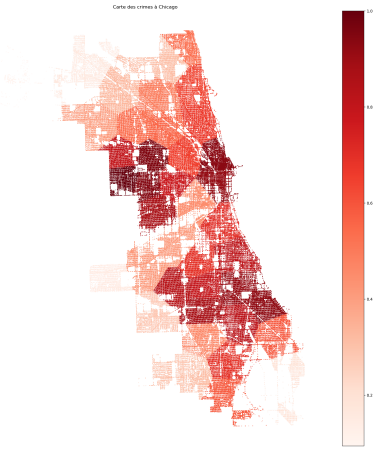
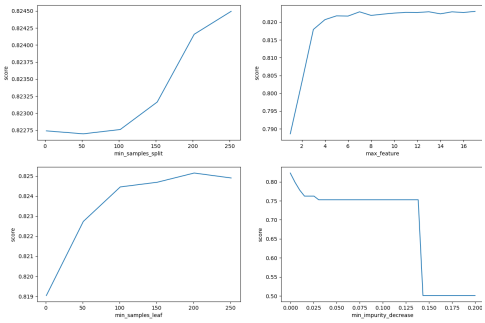


FIGURE 3 – Clusters des crimes de Chicago

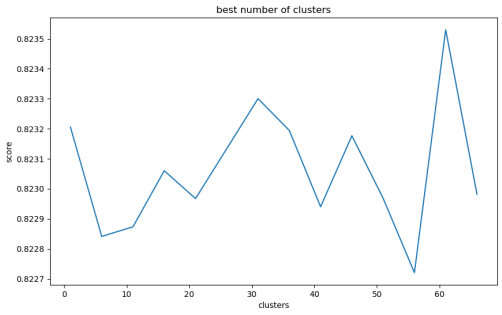
Enfin, à partir des coordonnées géographiques, nous avons appliqué un algorithme de k-moyennes pour séparer les zones de Chicago et en déduire une nouvelle feature *Cluster*. Voici ce que l'on obtient (Figure 3) lorsque l'on affiche la localisation des crimes en fonction de leurs clusters. Sur cette dernière carte, les clusters plus rouges concentrent le plus de crimes.

5 Choix d'algorithme

Comme notre dataset est assez conséquent, nous avons utilisé les algorithmes de la bibliothèque *scikit-learn*. Pour classifier nos crimes, nous utilisons le DecisionTree et le modèle Gaussien Naïf. Différentes fonctions dans le fichier main.py nous ont permis de déterminer les meilleurs hyper-paramètres à choisir pour le DecisionTree.



(a) Cross-validation pour le DecisionTree



(b) Choix du meilleur nombre de clusters

Les hyper-paramètres qui ont été testés sont le *min_ sample_ split*, le *min_ sample_ leaf*, le *max_ features*, le *min_ impurity_ decrease*, le nombre de clusters et le nombre de données.

Nous avons également essayé d'utiliser un RandomForestClassifier. Le score était substantiellement identique au DecsionTree, mais avec un temps de calcul deux à trois fois supérieur. On pense que c'est du au fait que avons déjà beaucoup de données sur lesquelles nous entraîner, et que le RandomForest serait plus adapté pour un dataset plus restreint.

6 Comparaison des modèles

L'arbre de décision est un algorithme de classification qui nous aide à prendre des décisions : selon le type de crime, selon le lieu, le moment etc., y a-t-il eu arrestation ou pas ? Pour chaque feature, il essaye de répondre à des questions sur celles-ci afin de les séparer en différentes catégories : Le crime a-t-il eu lieu sur la place publique ou dans un appartement ? (on peut voir sur la Figure 6 que *location description* est une feature importante à la décision, car la question posée sur cette feature est pertinente). L'arbre de décision que nous avons obtenu est vraiment grand, car beaucoup de features, mais nous avons créé un DecisionTree avec une partie restreinte de nos features afin de pouvoir le visualiser :

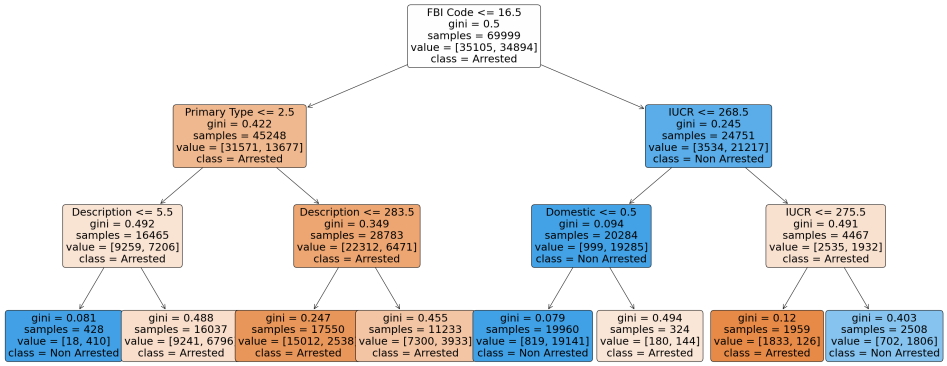


FIGURE 5 – Exemple d'un DecistionTree

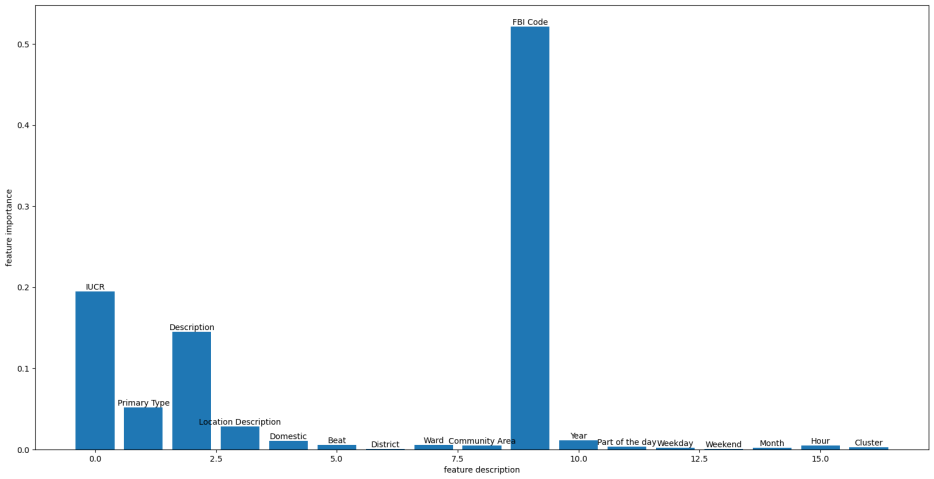
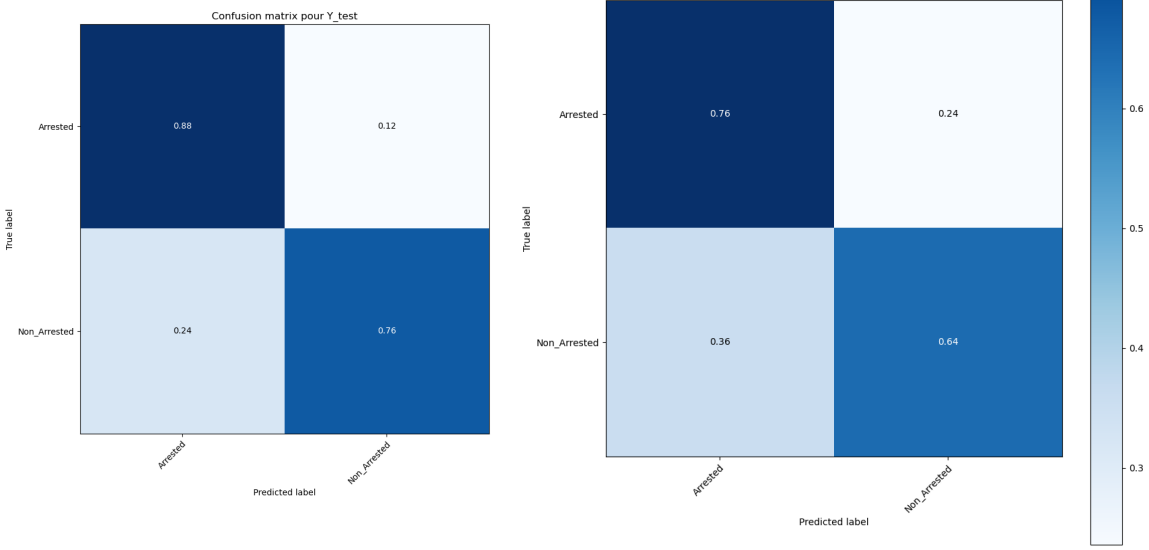


FIGURE 6 – Importance des features pour le DecisionTree

Le modèle bayésien naïf est un modèle basé sur l'EMV (Estimateur du Maximum de Vraisemblance). Le but est simple, maximiser la vraisemblance. Cependant une hypothèse importante de ce modèle est l'indépendance de chaque donnée, ce que l'on ne peut pas garantir dans le cadre de notre projet. Ainsi, on peut prévoir une score moyen pour ce modèle avec nos données.

Comme nous avons beaucoup de données (1M pour les calculs des scores), le bayésien naïf va avoir du mal, alors que cela ne change pas grand chose pour le DecisionTree.

7 Présentation des résultats



(a) Matrice de confusion du DecisionTree

(b) Matrice de confusion du Bayésien Naïf

Voici les matrices de confusion générées pour le DecisionTree et le modèle Bayésien Naïf, entrainés sur nos 1 millions de données. On peut voir que ces deux modèles arrivent mieux à valider le fait qu'il y ait arrestation que le fait qu'il n'y ait pas d'arrestation.

Après optimisation des paramètres, les scores obtenus pour nos deux modèles sont :

```
Score GaussNB :  0.703753
Score DecisionTree :  0.82345
```

La comparaison des modèles nous a donné raison, l'arbre de décision nous donne un meilleur score que le bayésien naïf.

Voici quelques exemples concrets de nos prédictions, sur l'ensemble de test.

```
Le crime BURGLARY: UNLAWFUL ENTRY à 04Ah 2004 dans RESIDENCE-GARAGE
 est bien classé: 96% pas d'arrestation
Le crime ASSAULT: SIMPLE à 05h 2003 dans CURRENCY EXCHANGE
 est mal classé: 56% pas d'arrestation
Le crime BATTERY: DOMESTIC BATTERY SIMPLE à 15h 2001 dans APARTMENT
 est bien classé: 58% arrestation
Le crime THEFT: RETAIL THEFT à 06h 2005 dans GAS STATION
 est mal classé: 90% arrestation
Le crime OTHER OFFENSE: OTHER WEAPONS VIOLATION à 05h 2001 dans AIRPORT/AIRCRAFT
 est bien classé: 84% pas d'arrestation
Le crime THEFT: OVER $500 à 04Ah 2001 dans STREET
 est bien classé: 98% pas d'arrestation
Le crime ROBBERY: ARMED: HANDGUN à 16h 2009 dans SIDEWALK
 est bien classé: 82% pas d'arrestation
Le crime WEAPONS VIOLATION: UNLAWFUL USE OTHER DANG WEAPON à 05h 2003 dans RESIDENCE-GARAGE
 est bien classé: 79% arrestation
Le crime NARCOTICS: MANU/DELIVER:CRACK à 05h 2001 dans VEHICLE NON-COMMERCIAL
 est bien classé: 100% arrestation
Le crime ASSAULT: SIMPLE à 13h 2005 dans APARTMENT
 est mal classé: 51% pas d'arrestation
Le crime NARCOTICS: POSS: CANNABIS 30GMS OR LESS à 04Ah 2001 dans STREET
 est bien classé: 100% arrestation
Le crime BATTERY: DOMESTIC BATTERY SIMPLE à 12h 2007 dans APARTMENT
 est mal classé: 74% pas d'arrestation
Le crime THEFT: $500 AND UNDER à 04Bh 2008 dans VEHICLE NON-COMMERCIAL
 est bien classé: 99% pas d'arrestation
Le crime THEFT: OVER $500 à 16h 2004 dans STREET
 est bien classé: 98% pas d'arrestation
Le crime NARCOTICS: POSS: HEROIN(WHITE) à 08Ah 2003 dans STREET
 est bien classé: 100% arrestation
Le crime ASSAULT: AGGRAVATED: HANDGUN à 02h 2007 dans STREET
 est bien classé: 64% pas d'arrestation
Le crime NARCOTICS: POSS: CRACK à 04Bh 2001 dans STREET
 est bien classé: 100% arrestation
Le crime THEFT: $500 AND UNDER à 05h 2001 dans STREET
 est bien classé: 100% pas d'arrestation
Le crime NARCOTICS: POSS: CANNABIS 30GMS OR LESS à 07h 2008 dans RESIDENCE PORCH/HALLWAY
 est bien classé: 100% arrestation
```

FIGURE 8 – Exemples de prédictions avec les pourcentages

8 Conclusion

Dans ce projet, nous avons pu comparer différents modèles de classification. Ce qui nous a particulièrement plu, c'était de travailler sur le dataset avant d'entraîner le modèle. En effet, nos données contenaient peu de features et n'étaient pas très bien équilibrée. Néanmoins, nous obtenons un score très correct, nous pouvons prédire à plus de 80% si pour un crime donné, il y aura une arrestation ou non.

Pour aller plus loin, il aurait été intéressant d'ajouter des features externes au dataset, telles que des données météorologiques, des évènements sociaux ou politique. Cela nous aurait demandé de créer un nouveau dataset, mais il aurait été très intéressant de voir à quel point on peut augmenter notre score de cette manière.

Enfin, notre modèle a quelques limites. Tous les crimes du dataset sont relevés par la police de Chicago. Donc certains de ces crimes sont forcements suivis d'une arrestation. C'est par exemple le cas de la détention de drogue, qui est un crime flagrant. De plus, on peut facilement imaginer que l'ensemble des crimes commis dans la ville ne sont pas répertoriés. Le dataset est donc biaisé sur ce point.