

Université Paris Saclay

Prédiction d'arrestations criminelles

Guillaume Abadie, Jérôme Coquisart, Mathis Dupont, Martin Vitani

Année 2021

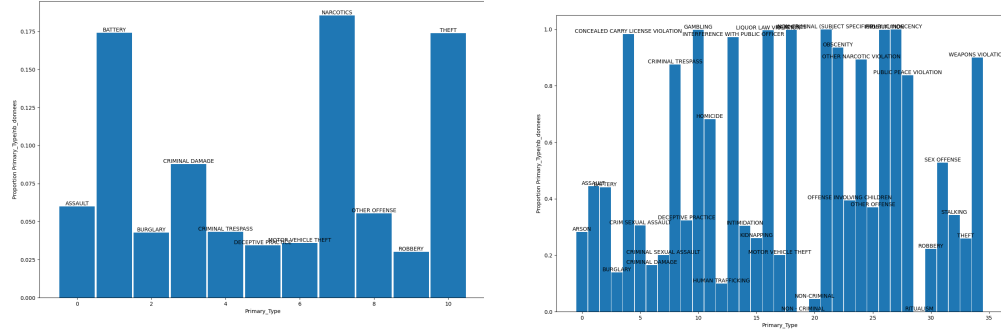
Table des matières

1	Introduction au problème	1
2	Aperçu du dataset	2
3	Définition du problème	2
4	Préprocessing	2
5	Choix d'algorithme	3
6	Comparaison des modèles	4
7	Présentation des résultats	5
8	Conclusion	6

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 donnée 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 donnée.

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 (*theft*).

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.

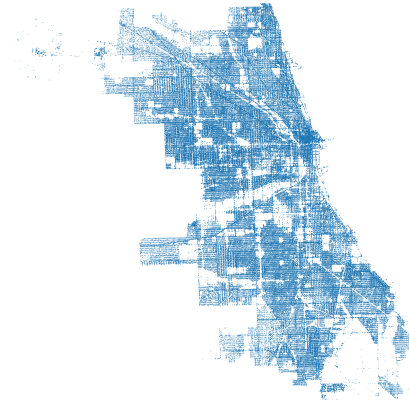


FIGURE 2 – Carte représentant l'ensemble des crimes commis à Chicago

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 arrestations 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 sépare 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]+' | head -n 1)
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 est 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

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.

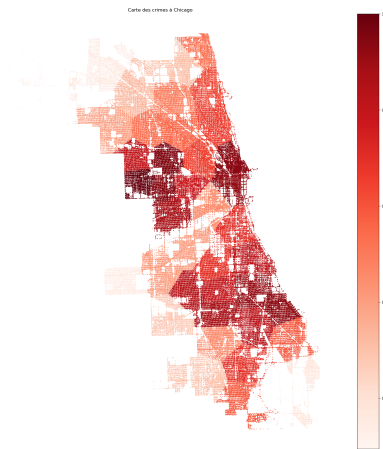
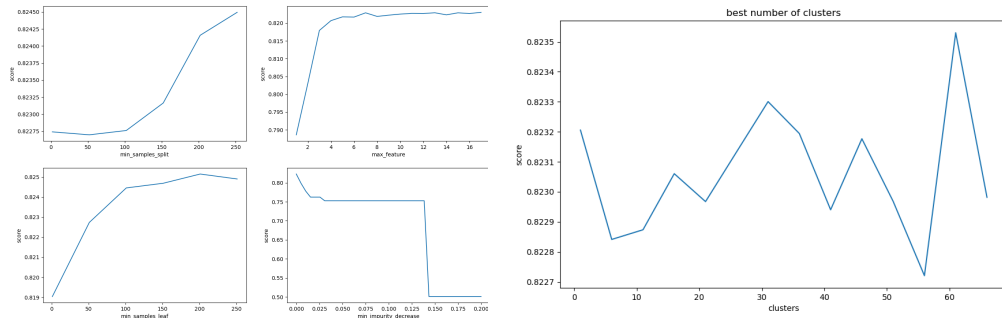


FIGURE 3 – Clusters des crimes de Chicago

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 hyperparamètres 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 DecisionTree, mais avec un temps de calcul deux à trois fois supérieur.

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 regarder :

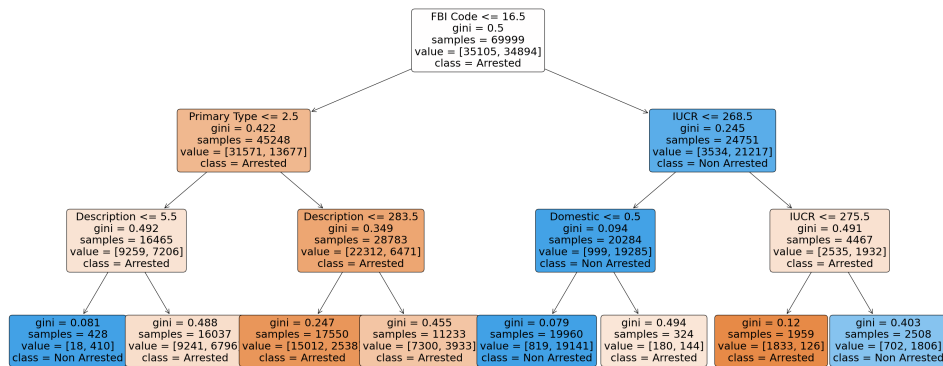


FIGURE 5 – Exemple d'un DecisionTree

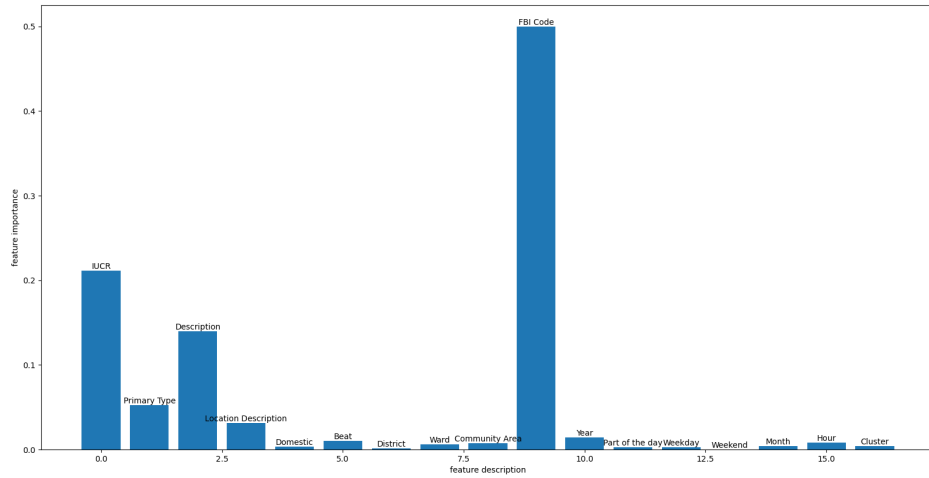
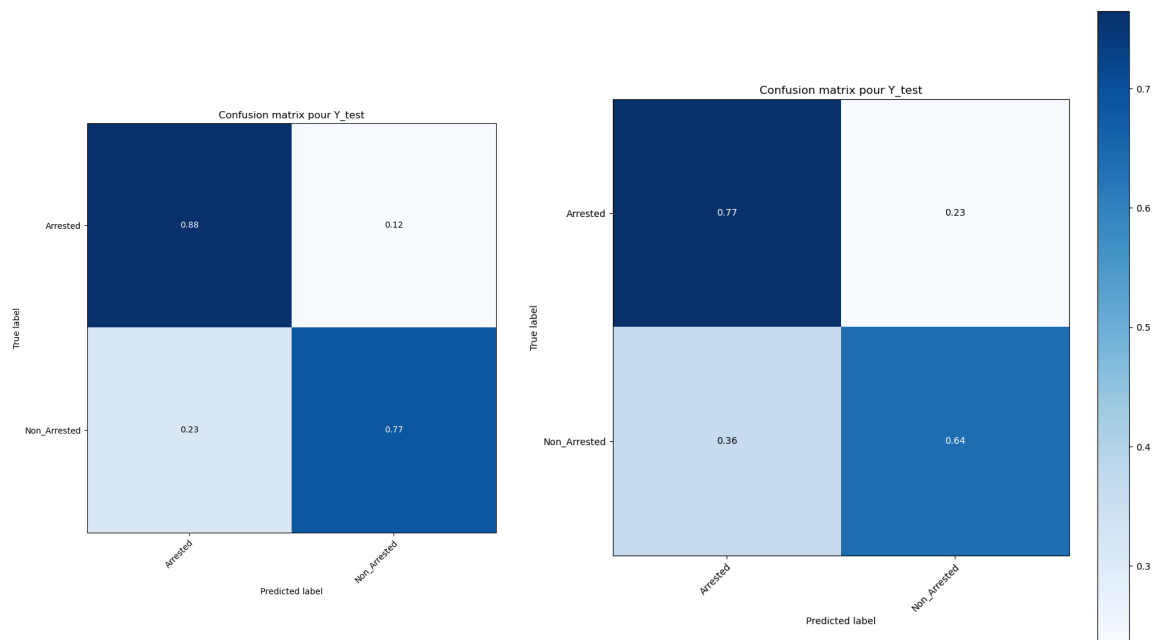


FIGURE 6 – Importance des features pour le DecisionTree

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 données, 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 pas changer grand chose pour le DecisionTree.

7 Présentation des résultats



Voici les matrices de confusion générée pour le DecisionTree et le modèle Bayésien Naïf, entraînés 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 NARCOTICS: POSS: CRACK à 03h dans RESIDENCE PORCH/HALLWAY
est bien classé: 100% arrestation
Le crime BURGLARY: UNLAWFUL ENTRY à 04Ah dans RESIDENCE
est bien classé: 94% pas d'arrestation
Le crime THEFT: OVER $500 à 01Bh dans STREET
est bien classé: 85% pas d'arrestation
Le crime NARCOTICS: POSS: HEROIN(WHITE) à 15h dans RESTAURANT
est bien classé: 100% arrestation
Le crime CRIMINAL DAMAGE: TO VEHICLE à 12h dans PARKING LOT/GARAGE(NON.RESID.)
est bien classé: 98% pas d'arrestation
Le crime DECEPTIVE PRACTICE: CREDIT CARD FRAUD à 12h dans GAS STATION
est bien classé: 90% pas d'arrestation
Le crime SEX OFFENSE: PUBLIC INDECENCY à 04Bh dans LAKEFRONT/WATERFRONT/RIVERBANK
est bien classé: 60% arrestation
Le crime NARCOTICS: POSSESSION OF DRUG EQUIPMENT à 04Ah dans STREET
est bien classé: 100% arrestation
Le crime NARCOTICS: MANU/DELIVER: HEROIN (WHITE) à 04Bh dans STREET
est bien classé: 100% arrestation
Le crime THEFT: $500 AND UNDER à 13h dans RESIDENCE
est bien classé: 82% pas d'arrestation
Le crime THEFT: $500 AND UNDER à 09h dans VEHICLE NON-COMMERCIAL
est bien classé: 82% pas d'arrestation
Le crime BATTERY: SIMPLE à 07h dans GAS STATION
est mal classé: 72% pas d'arrestation
Le crime PUBLIC PEACE VIOLATION: RECKLESS CONDUCT à 10h dans SIDEWALK
est bien classé: 100% arrestation
Le crime BURGLARY: UNLAWFUL ENTRY à 15h dans OTHER RAILROAD PROP / TRAIN DEPOT
est mal classé: 98% pas d'arrestation
Le crime BURGLARY: FORCIBLE ENTRY à 08Ah dans RESIDENCE-GARAGE
est bien classé: 89% pas d'arrestation
Le crime NARCOTICS: POSS: CRACK à 04Bh dans SIDEWALK
est bien classé: 100% arrestation
Le crime DECEPTIVE PRACTICE: THEFT OF LABOR/SERVICES à 07h dans CTA PLATFORM
est bien classé: 90% arrestation
Le crime WEAPONS VIOLATION: UNLAWFUL POSS OF HANDGUN à 12h dans VEHICLE NON-COMMERCIAL
est bien classé: 100% arrestation
Le crime MOTOR VEHICLE THEFT: AUTOMOBILE à 16h dans STREET
est bien classé: 92% pas d'arrestation
Le crime THEFT: OVER $500 à 05h dans OTHER
est bien classé: 69% pas d'arrestation
```

FIGURE 8 – Exemples de prédictions avec les pourcentages

8 Conclusion

Dans ce projet, nous avons pu comparer différents modèles de classification. 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.