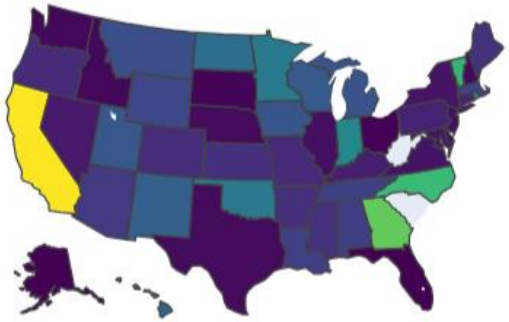
Détection de Fraude des Prestataires de Santé aux États-Unis

Projet Machine Learning en assurance
M2 Actuariat 2024-2025

Groupe ADMW
AMIEL Florian
DJIBRIL OMAR Emma
MOREL-LE GUYADER Julie
WENDLING Solène



Plan

1 | Contexte et problématique

2 | Données

3 | Modèles

4 | Optimisation des hyperparamètres

5 | Conclusion

1 Contexte du projet

- Medicare aux Etats-Unis
- Types de Fraudes et Sanctions
- Visualisation et chiffres principaux
- Problématique

Medicare

- Programme gouvernemental américain d'assurance santé
- Créé en 1965 sous Lyndon B. Johnson
- 4 parties (A, B, C, D) couvrant hospitalisations, soins médicaux, médicaments
- Éligibilité : 65+ ans, résidents américains, cotisations sociales

Force et Défis de Medicare :

- Croissance démographique massive
- Coûts de santé en augmentation
- Risques de fraudes et abus
- Coordination avec d'autres programmes

Types de Fraude en santé

Fraudes par Prestataires de Santé

- Double facturation : Multiplier les réclamations pour un service
- Facturation fictive : Facturer des services jamais réalisés
- Upcoding : Facturer un service plus cher que le réel
- Pots-de-vin : Rémunérations contre recommandations

Impact : Augmentation artificielle des coûts médicaux

Fraudes liées aux prescriptions

- Falsification d'ordonnances
- Détournement : Revente de médicaments
- Doctor shopping : Multiplier les consultations pour obtenir des substances

Danger : Trafic de médicaments, risques sanitaires

Fraude par patients/individus

- Vol d'identité : Utiliser l'assurance d'autrui
- Marketing frauduleux : Collecter des informations personnelles
- Usurpation d'identité professionnelle : Services sans licence

Risque : Atteinte à la vie privée, système de santé

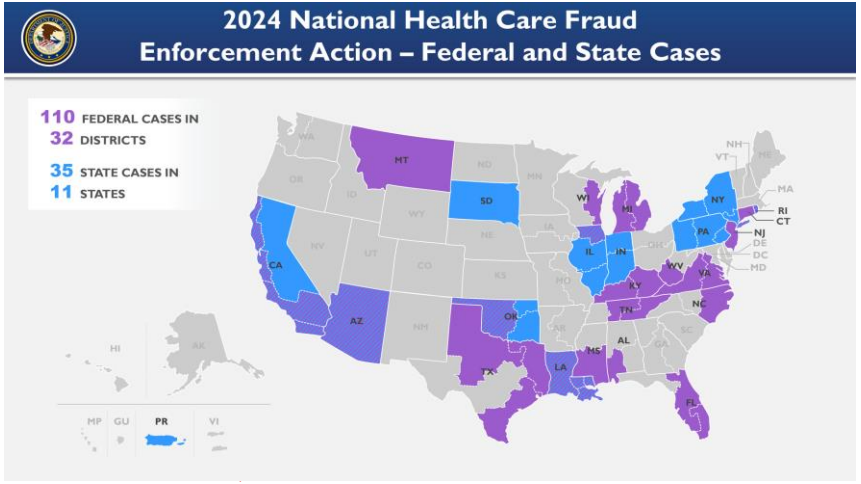
SANCTIONS

- Amendes
- Peines de prison
- Exclusion des programmes publics

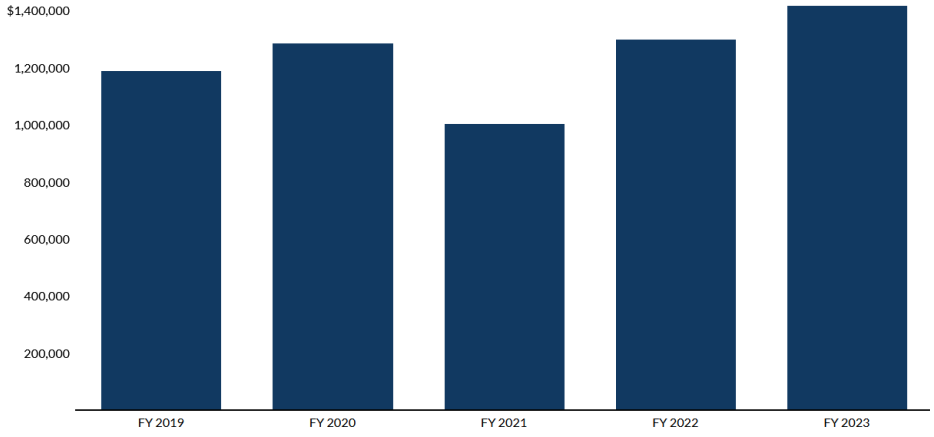
Nécessité : Collaboration public-privé

Visualisation de la fraude

- **Fraude répartie sur l'ensemble des Etats-Unis**
- **Perte moyenne de plus de 1 M$**
- **Plus de 300 personnes condamnées chaque année**

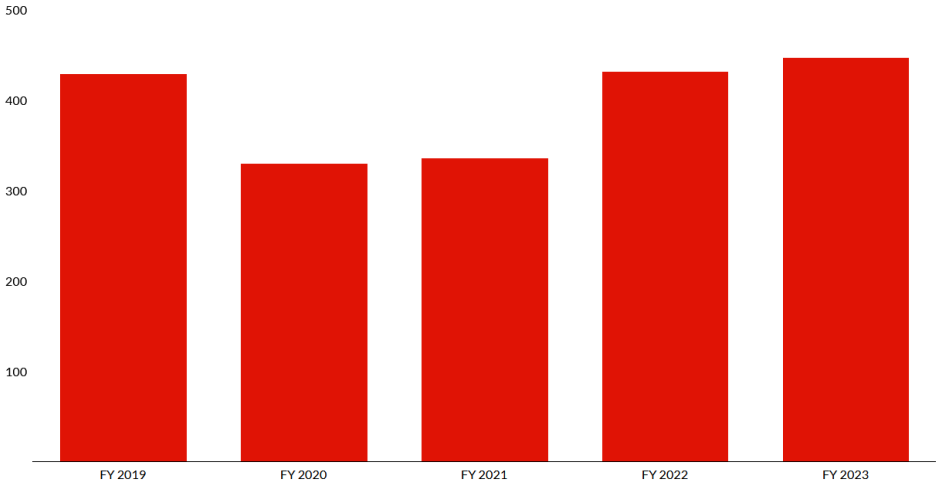


Median Loss for Individuals Sentenced for Health Care Fraud



Cases with incomplete sentencing information were excluded from the analysis.
Source: United States Sentencing Commission, FY 2019 through FY 2023 Datafiles, USSCFY19-USSCFY23. • Get the data • Download PDF

Number of Individuals Sentenced for Health Care Fraud



Source: United States Sentencing Commission, FY 2019 through FY 2023 Datafiles, USSCFY19-USSCFY23. • Get the data • Download PDF

Problématique

Comment peut-on utiliser les données des réclamations médicales pour détecter de manière fiable les comportements frauduleux parmi les prestataires de soins de santé ?

2 | Données

- Présentation des données et Caractéristiques principales
- Data Preprocessing
- Gestion des données manquantes et autres traitements appliqués aux données
- Exploration des données

Données

- **Données réelles : Kaggle**
- **Plusieurs fichiers distincts, regroupés en quatre grandes catégories :** les données sur les prestataires, les bénéficiaires, et les réclamations médicales pour soins hospitaliers ou ambulatoires

Données des Prestataires (Providers) :

- **Identifiant unique du prestataire**
- **Variable cible : Indicateur de fraude**
- **Permet l'entraînement des modèles prédictifs**

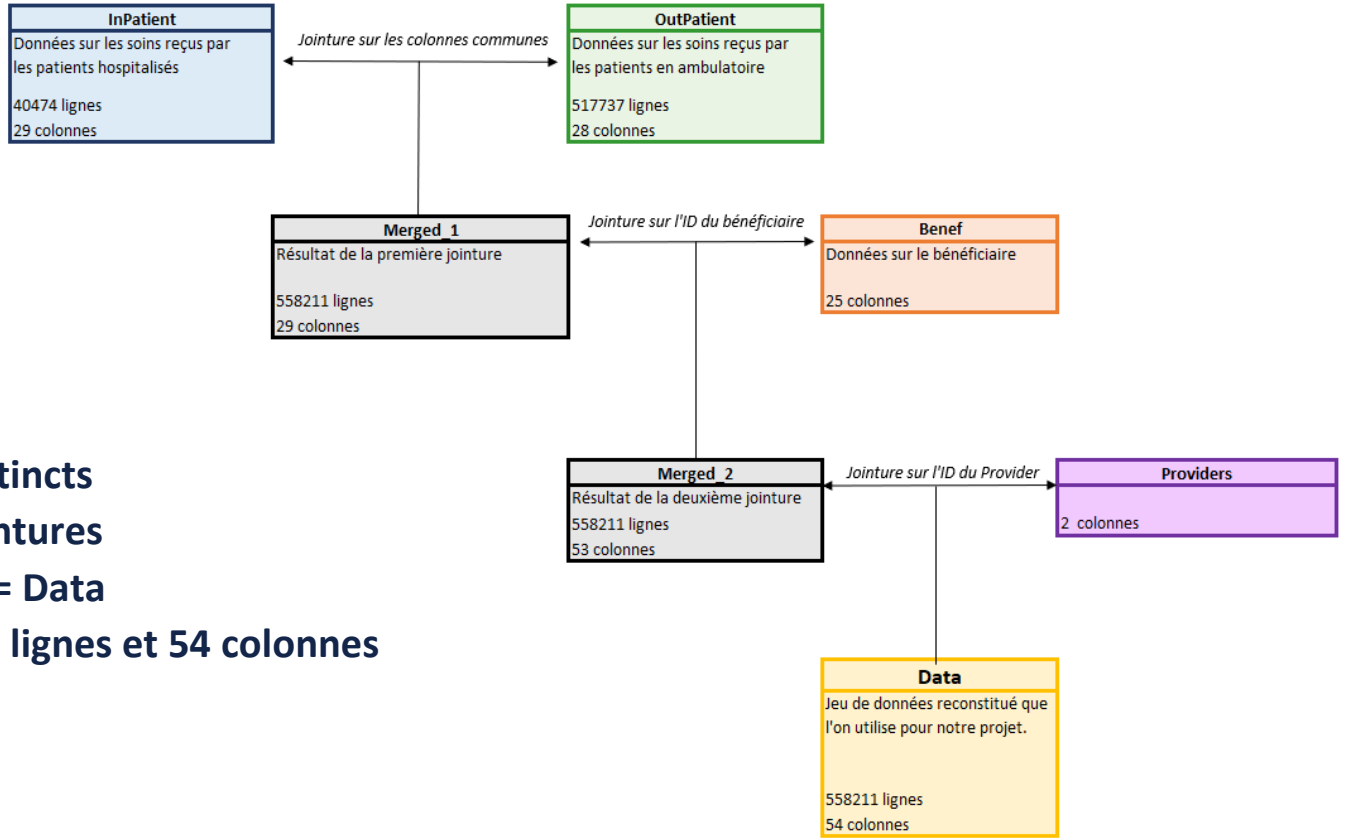
Données des Bénéficiaires (Beneficiaries) :

- **Informations démographiques**
- **Contexte médical (âge, sexe, conditions chroniques)**
- **Identifiant du bénéficiaire**

Données Hospitalières (Inpatient) ou Ambulatoires (Outpatient) :

- **Réclamations patients hospitalisés ou non hospitalisés**
- **Trois catégories :**
  - Informations générales
  - Données cliniques
  - Procédures réalisées

Data Preprocessing



- **4 fichiers distincts**
- **Plusieurs jointures**
- **Table finale = Data**
- **Avec 558211 lignes et 54 colonnes**

Gestion des Données manquantes

- **Le traitement des valeurs manquantes = crucial en machine learning**

⇒ **Evite les biais + préserve la capacité de généralisation des modèles.**

- **Les stratégies clés :**
  - imputation
  - suppression
  - transformation

  des colonnes en fonction des motifs spécifiques de ces valeurs manquantes.

Diagnostics (ClmDiagnosisCode) :

- **10 colonnes avec taux de valeurs manquantes > 70%**
- **Action : Suppression des colonnes**
- **Création d'une nouvelle colonne NbDiagnosis**

Procédures (ClmProcedureCode) :

- **5 colonnes avec taux de valeurs manquantes 95-100%**
- **Action : Suppression totale des colonnes**

Montant Déductible (DeductibleAmtPaid) :

- **0,16% de valeurs manquantes**
- **Méthode : Imputation par la médiane**
- **Avantages : robuste face aux valeurs extrêmes (outliers) + distribution de la variable reste cohérente**

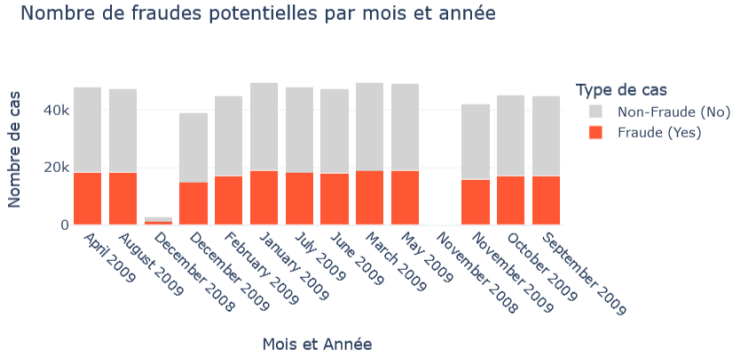
Autres traitements des données

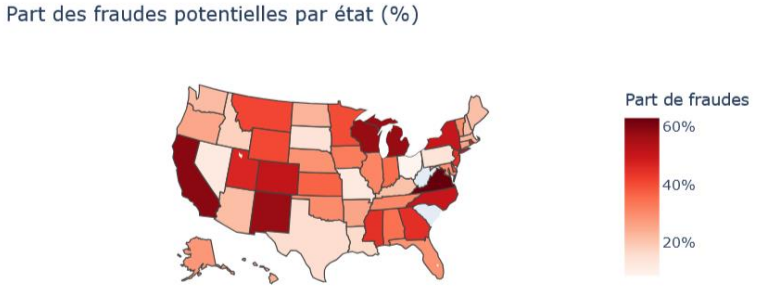
Nouvelles Colonnes :

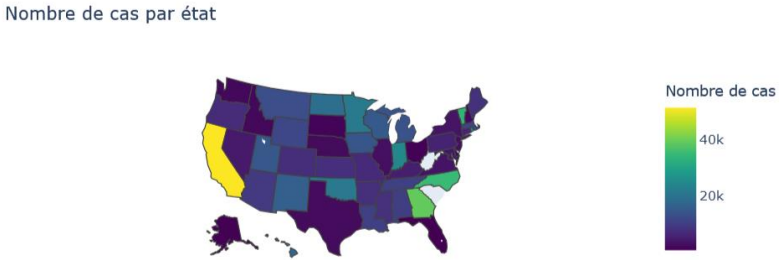
- **PatientType : Différenciation des soins hospitaliers**
- **DureeClaim : Calcul de la durée d'hospitalisation**
- **StateRisk : Classification des États en 4 niveaux de risque :**
  - Formule : Risk_Score = Fraud_Percentage × log(Total_Count + 1)
  - Niveaux : Faible, Modéré, Élevé, Très élevé
- **CountyRisk : Classification des comtés par risque**
- **CodeProvider : Regroupement des identifiants de prestataires**

Transformations de Colonnes

- **PotentialFraud : Conversion Yes/No en 1/0**
- **RenalDiseaseIndicator : Conversion 0/Y en 0/1**

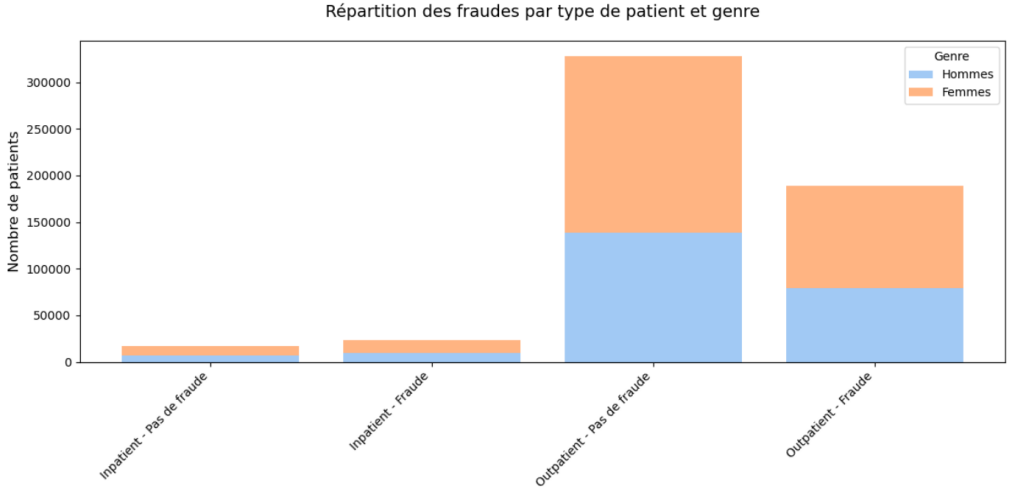


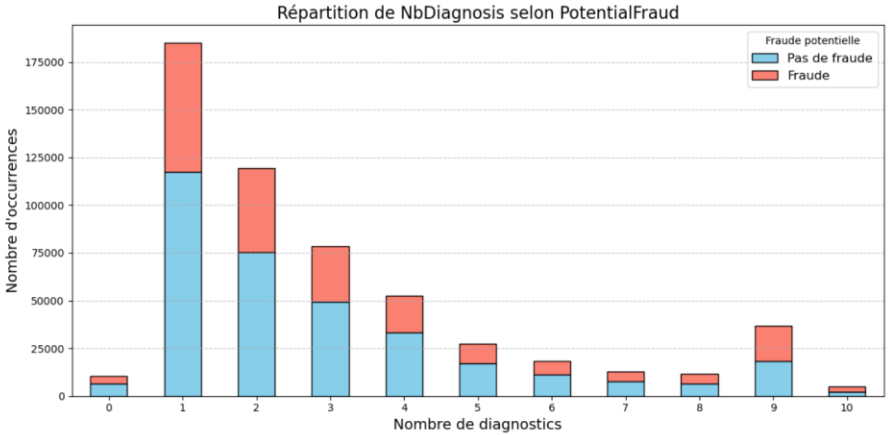




Exploration des données

- Majorité des cas observés dans nos données : **Outpatient**
- Proportion plus élevée de **femmes**

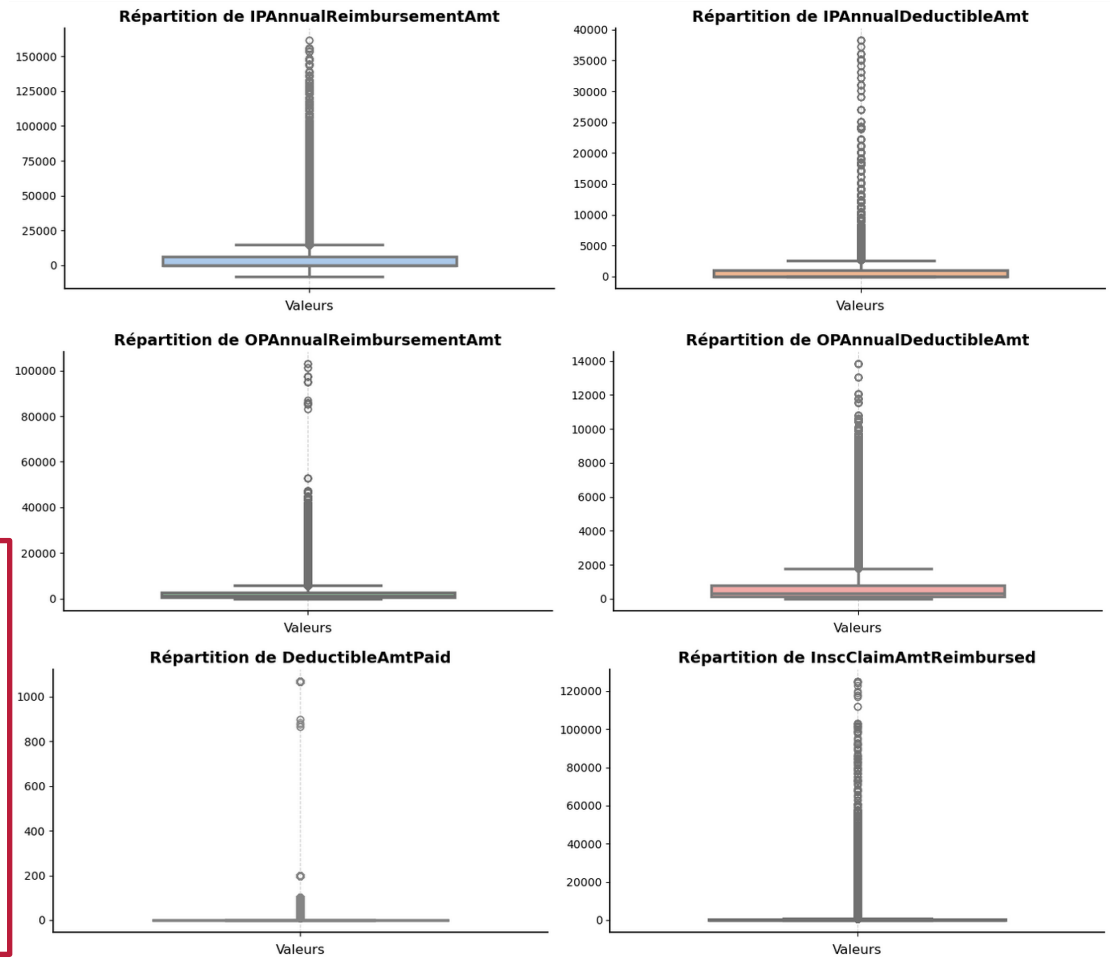




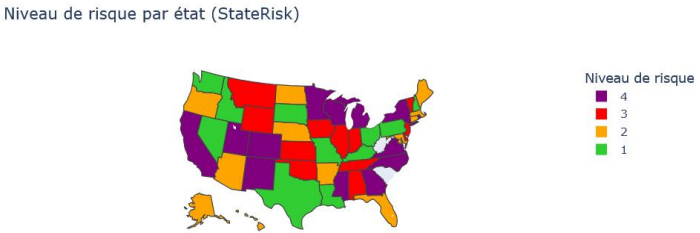
- Majorité des réclamations pour un faible nombre de diagnostics : non-fraude
- Réclamations avec nombre élevé de diagnostics corrélé avec risque de fraude

Exploration des données

Répartition des valeurs pour les 6 variables relatives aux montants payés et remboursés



Répartition des niveaux de risque à travers les Etats-Unis

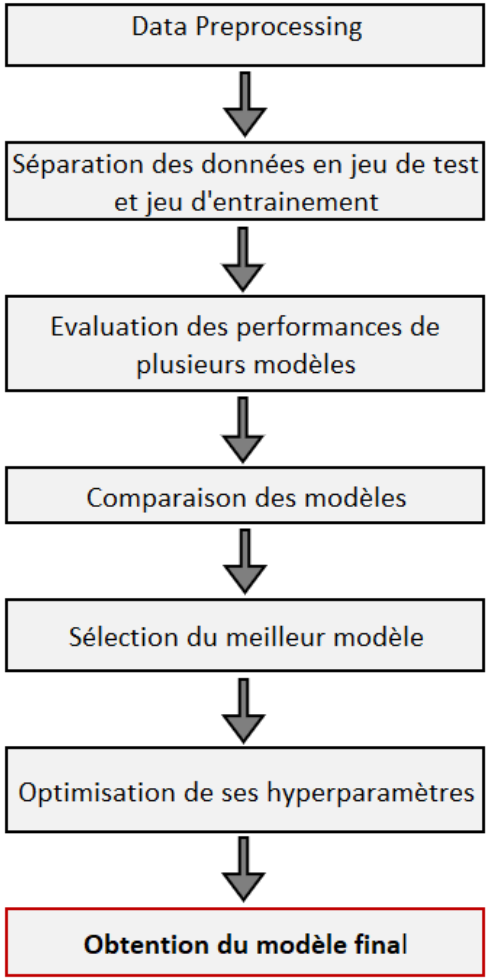


3 | Modèle

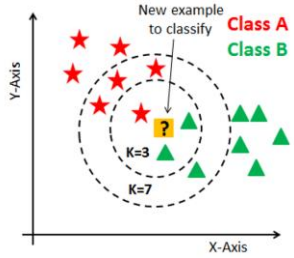
- Démarche
- Présentation des modèles
- Comparaison des modèles

Démarche

- **Rappelons les différentes étapes du projet**
- **Utilisation de la bibliothèque Scikit-learn**

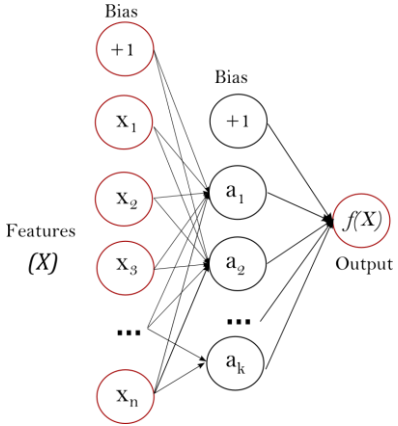


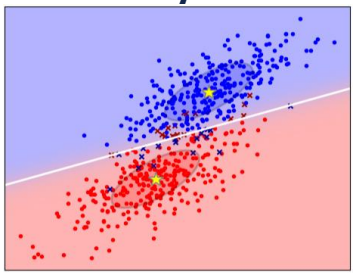
Modèles

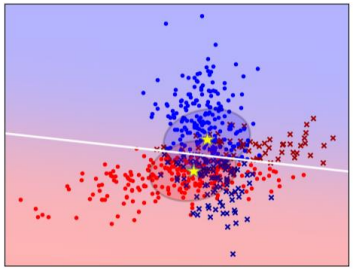


7 Modèles

- K-Nearest Neighbors
- Régression linéraire
- Arbre de décision
- Linear Discriminant Analysis LDA
- Neural Network
- Random Forest
- XGBoost





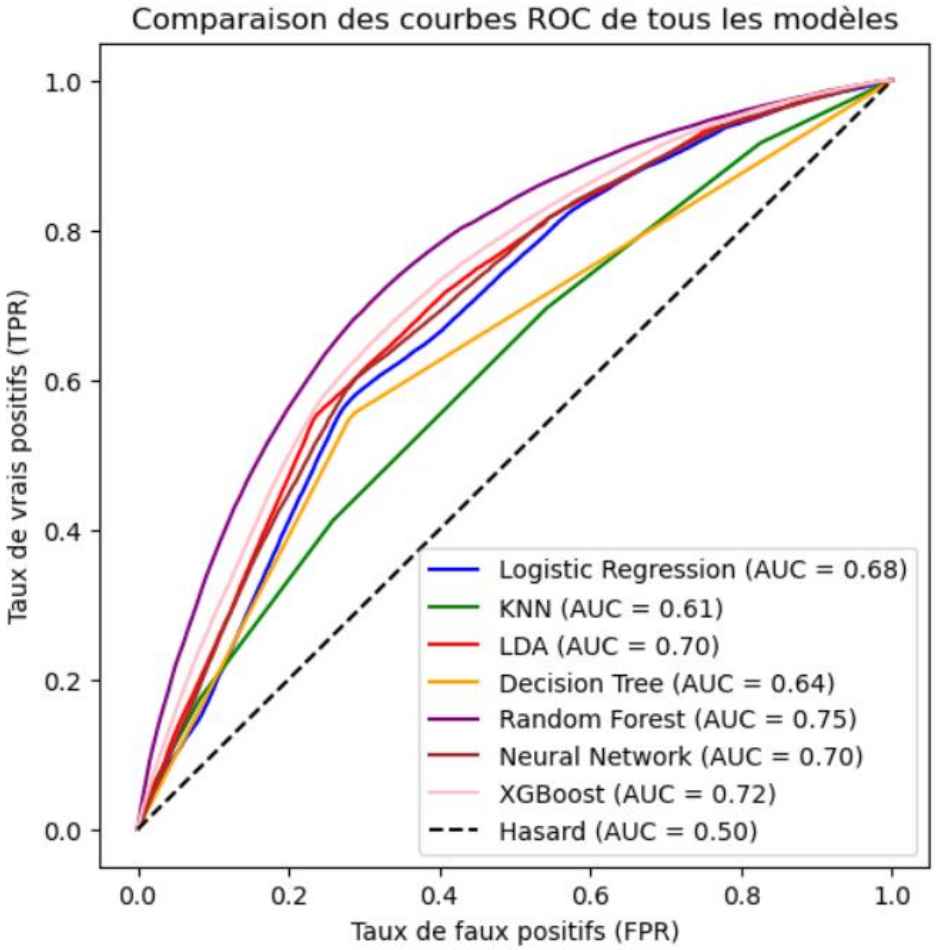


Comparaison des modèles

Métriques utilisées :

- **Précision globale (Accuracy)**
- **Précision et rappel spécifiques**
- **Aire sous la courbe ROC accompagnée des valeurs de l'AUC (Aire sous la courbe)**

Random Forest
XGBoost
LDA et Neural Network
KNN et Decision Tree



Comparaison des modèles

	AUC	AUC PR	Précision	Rappel	F1-score	Temps d'inférence moyen par échantillon
KNeighborClassifier	0.61	0.50	0.495	0.412	0.450	1038.31 µs
LDA	0.70	0.55	0.592	0.538	0.564	0.22 µs
Régression Linéaire	0.68	0.52	0.527	0.153	0.238	0.19 µs
Decison Tree	0.64	0.63	0.546	0.547	0.547	0.88 µs
Random Forest	0.75	0.64	0.635	0.562	0.596	70.45 µs
Neural Network	0.70	0.54	0.561	0.603	0.581	1.74 µs
XGBoost	0.72	0.58	0.599	0.544	0.570	1.42 µs

Analyse des performances des modèles :

- **AUC et AUC PR**
  - Random Forest : meilleures AUC et AUC PR
  - XGBoost et LDA : performances élevées aussi
  - KNeighborClassifier : AUC la plus faible
- **Précision et Rappel**
  - Random Forest : modèle le plus équilibré

  suivi par :
  - XGBoost et LDA : performances proches

- **F1-Score**
  - Random Forest : score le plus élevé
  - Neural Network : 2ème
  - XGBoost : 3ème
- **Temps d'Inférence**
  - LDA et Régression Linéaire : les plus rapides
  - KNeighborClassifier : le plus lent

Random Forest le plus performant

4 | Optimisation des hyperparamètres

- Objectif
- Approche adoptée
- Résultats de l’optimisation

Hyperparamètres

Définition des Hyperparamètres :

- Paramètres définis avant l'entraînement du modèle
- Influencent directement la performance du modèle
- Impactent la capacité de généralisation

Hyperparamètres Clés de Random Forest :

- Nombre d'arbres (n_estimators)
- Profondeur maximale (max_depth)
- Échantillons pour diviser un nœud (min_samples_split)
- Échantillons dans une feuille (min_samples_leaf)
- Variables par division (max_features)
- Pondération des classes (class_weight)

Objectif maximiser la performance prédictive

Optimisation

Méthodes d'Optimisation :

- Recherche par grille (Grid Search)
- Recherche aléatoire (Random Search)
- Exploration systématique de l'espace des hyperparamètres

Validation Croisée :

- Division des données en sous-ensembles
- Évaluation sur des partitions indépendantes
- Prévention du surapprentissage

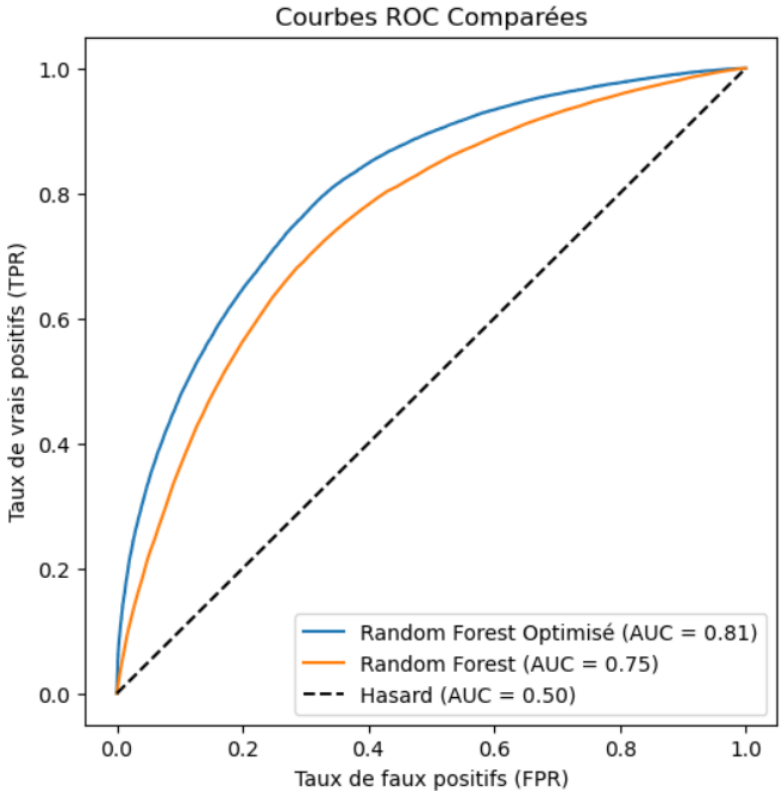
Généralisation des performances observées

Résultats de l'optimisation

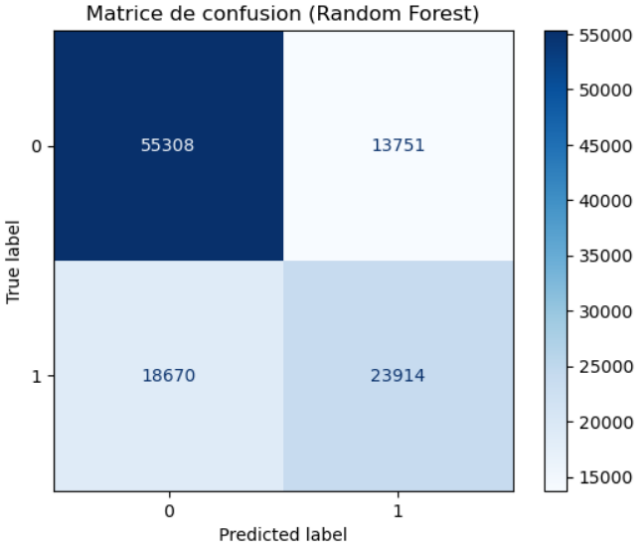
- **Recherche par grille + validation croisée à 3 plis**
- **432 combinaisons d'hyperparamètres**

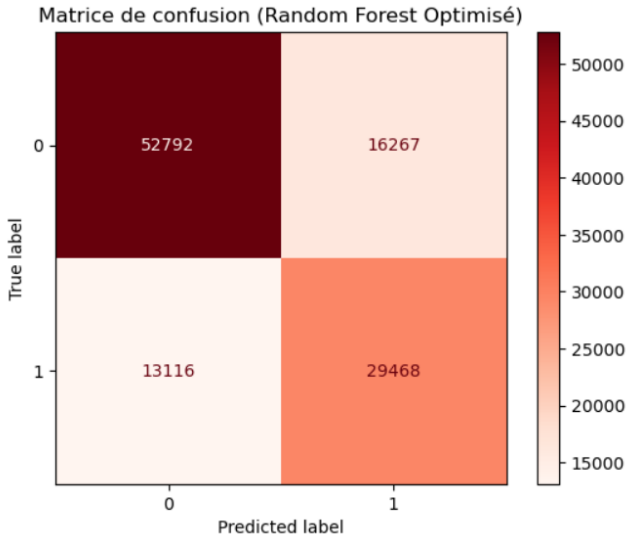
Meilleurs hyperparamètres trouvés :

- class_weight : balanced
- max_depth : None
- max_features : sqrt
- min_samples_leaf : 4
- min_samples_split : 10
- n_estimators : 200



Résultats de l'optimisation

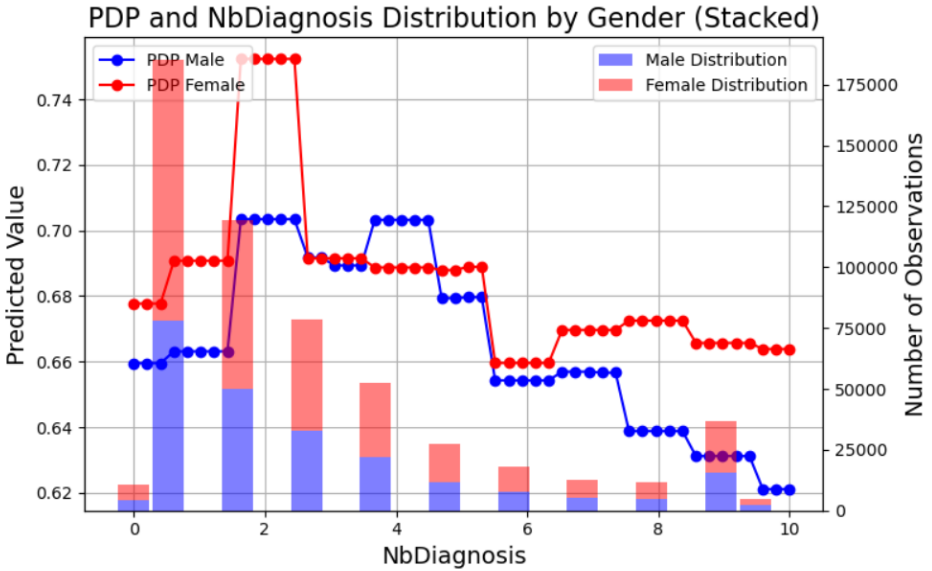


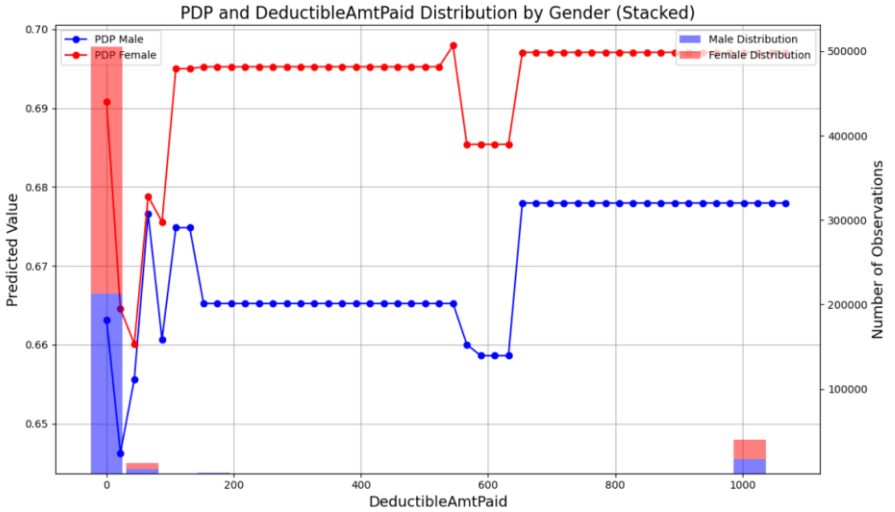


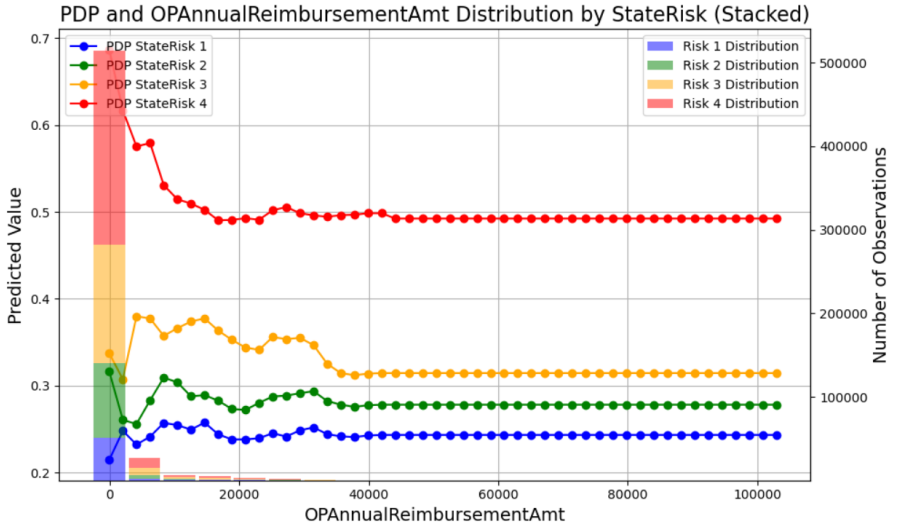
- **Amélioration de la précision**
- **Amélioration de la capture des cas positifs**
- **Meilleur équilibre précision/rappel**

	Précision	Rappel	F1-score
Random Forest	0.635	0.562	0.596
Random Forest Optimisé	0.644	0.692	0.667

Résultats de l’optimisation







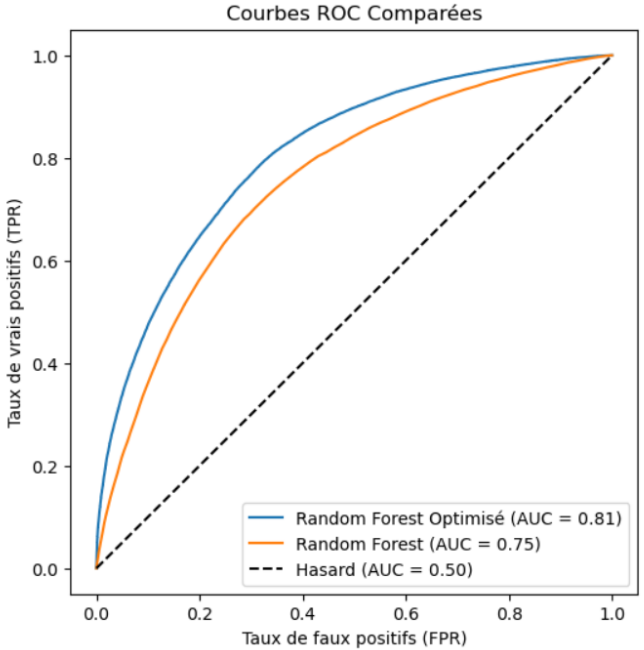
5 | Conclusions

Bénéfices majeurs :

- Réduction significative des pertes financières
- Protection du système de santé
- Identification proactive des comportements frauduleux

Modèle retenu :

- Random Forest
- AUC de 0.75
- Meilleur équilibre précision/rappel



Merci pour votre attention