

Problématique

- ✗ Le nombre d'admissions dans les hôpitaux a augmenté considérablement, en particulier avec la pandémie de CoVid-19,
- ✗ Les ressources matérielles et humaines pour la prise en charge des patients sont insuffisantes,
- ✗ Le processus actuellement utilisé et adopté n'est pas optimisé, ce qui entraîne des temps d'attente très longs.

Objectifs

Le but principal est de créer une plateforme utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique et d'analyse de données pour diagnostiquer les patients en se basant sur leurs signaux physiologiques et antécédents médicaux. Cette approche permettra d'évaluer :

- Le risque de mortalité → *outcome in hospital mortality*,
- Si le patient doit être hospitalisé → *outcome hospitalization*.

Les sous objectifs sont le suivants :

- ✓ Générer des sous-ensembles des bases de données **MIMIC-IV** et **MIMIC-IV ED** (*département d'urgence*),
- ✓ Définir les prétraitements nécessaires à appliquer,
- ✓ Évaluer les performances de trois algorithmes de classification.

Méthodologie suivie

Le diagramme de fonctionnement du système proposé est défini par la Figure 1.

1. Extraction des données

- À partir de **MIMIC-IV** et **MIMIC-IV ED**, un sous-ensemble de données [2] est généré,
- Chaque patient [1] sélectionné doit avoir plus de cinq admissions.

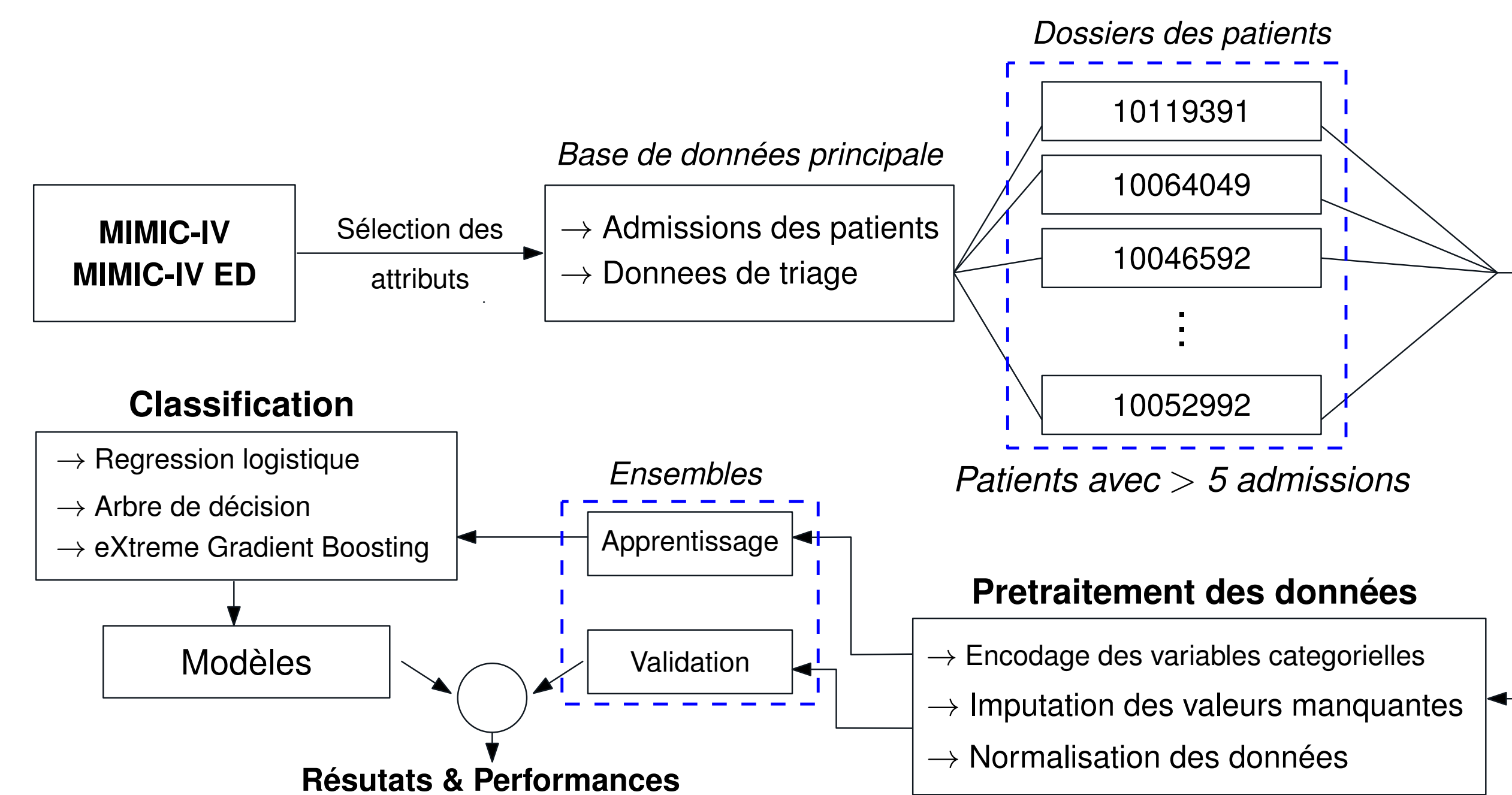


FIGURE 1 – Diagramme global du système proposé.

2. Prétraitements

- Encodage des variables catégorielles pour faciliter l'apprentissage,
- Imputation des données manquantes avec l'algorithme des plus proches voisins ou *k-NN*,
- Normalisation des valeurs entre 0 et 1.

3. Classification

- Utilisation d'algorithmes d'apprentissage *supervisés*, et deux sous-ensembles : *apprentissage* et *validation*,
- Les algorithmes utilisés sont : arbre de décision (**DT**), régression logistique (**LR**) et le boosting d'arbres extrêmement généralisés (**XGBoost** ou **XGB**).
- Les deux classes (*binaires*) à prédire :
 - *outcome in hospital mortality*
 - *outcome hospitalization*

Évaluation

- Les deux bases de données utilisées sont **MIMIC-IV** et **MIMIC-IV ED** récupérées à partir de <https://physionet.org/>
- Les métriques utilisées pour les mesures de performances sont les suivantes : le *taux de reconnaissance* (*accuracy*), la *précision*, le *rappel* (*recall*) et le *score F1*.

Résultats

La Figure 2 présente le classement par importance des quinze premiers attributs utilisés.

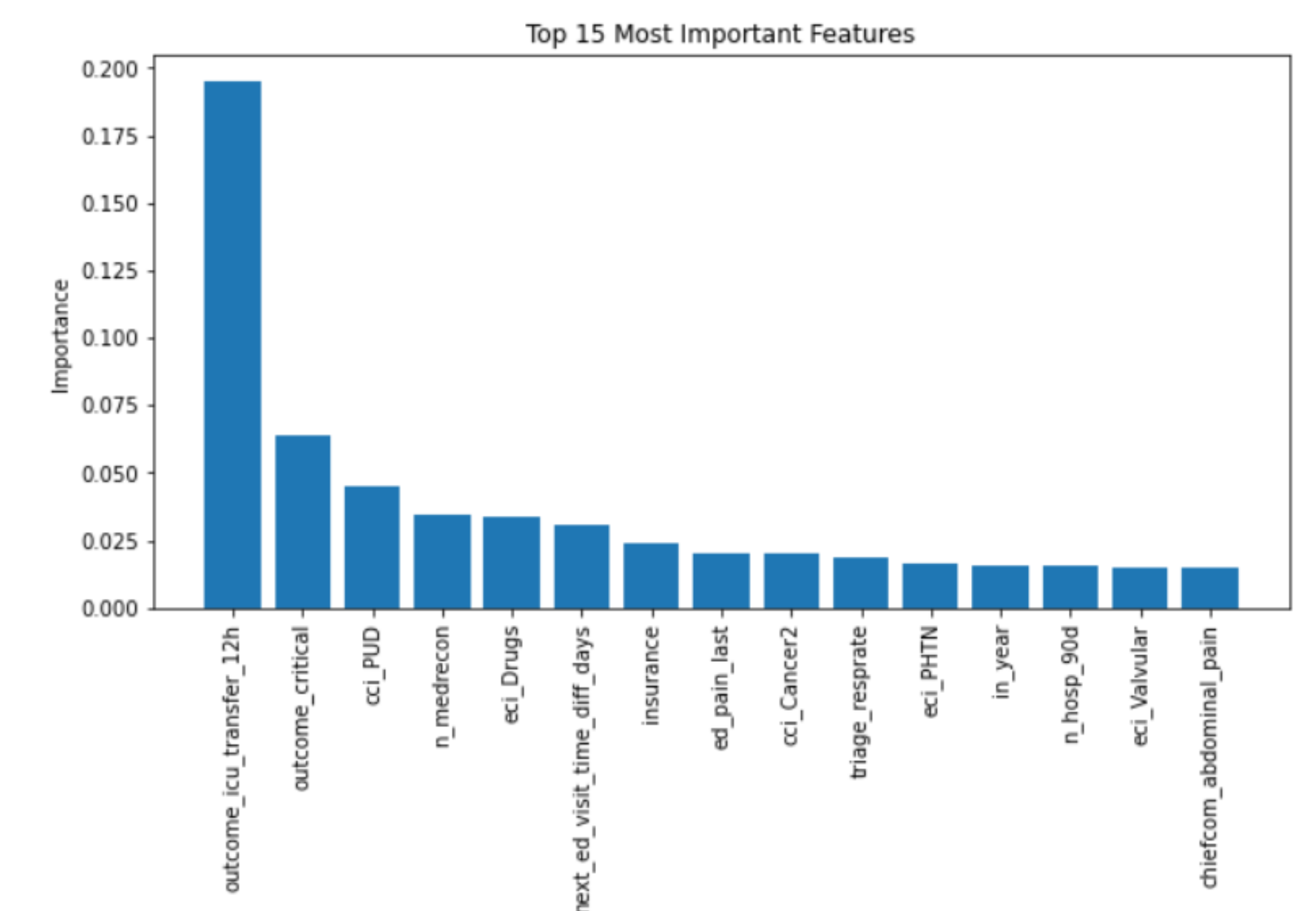


FIGURE 2 – Importance des attributs.

Les tableaux ci-dessous (Table 1 et 2) présentent les résultats préliminaires obtenus pour les deux problématiques adressées. Les trois algorithmes de classification sont comparés et les meilleures performances sont atteintes avec le DT et XGB.

TABLE 1 – Outcome in hospital mortality.

	LR	DT	XGB
Accuracy	0.87	0.92	0.92
Precision	0.87	0.93	0.93
Recall	0.87	0.92	0.92
F1-Score	0.87	0.92	0.92

TABLE 2 – Outcome hospitalization.

	LR	DT	XGB
Accuracy	0.99	0.99	0.99
Precision	0.99	0.99	0.99
Recall	0.99	0.99	0.99
F1-Score	0.99	0.99	0.99

Conclusion

- ✓ Le système a produit des résultats préliminaires encourageants en évaluant le risque de mortalité et en déterminant si une hospitalisation est nécessaire pour le patient,
- ✓ En perspective, il est envisagé de prendre en compte les séries temporelles des données de laboratoire pour améliorer l'évaluation de la gravité des cas de patients.

Références

- [1] Nasir Hayat, Krzysztof J Geras, and Farah E Shamout. Med-fuse : Multi-modal fusion with clinical time-series data and chest x-ray images. *arXiv preprint arXiv :2207.07027*, 2022.
- [2] Feng Xie, Jun Zhou, Jin Wee Lee, Mingrui Tan, Siqi Li, Logan S/O Rajnthern, Marcel Lucas Chee, Bibhas Chakraborty, An-Kwok Ian Wong, Alon Dagan, et al. Benchmarking emergency department prediction models with machine learning and public electronic health records. *Scientific Data*, 9(1) :658, 2022.