

UE Optimisation : Article 4

“A forecasting approach for hospital bed capacity planning using machine learning and deep learning with application to public hospitals”

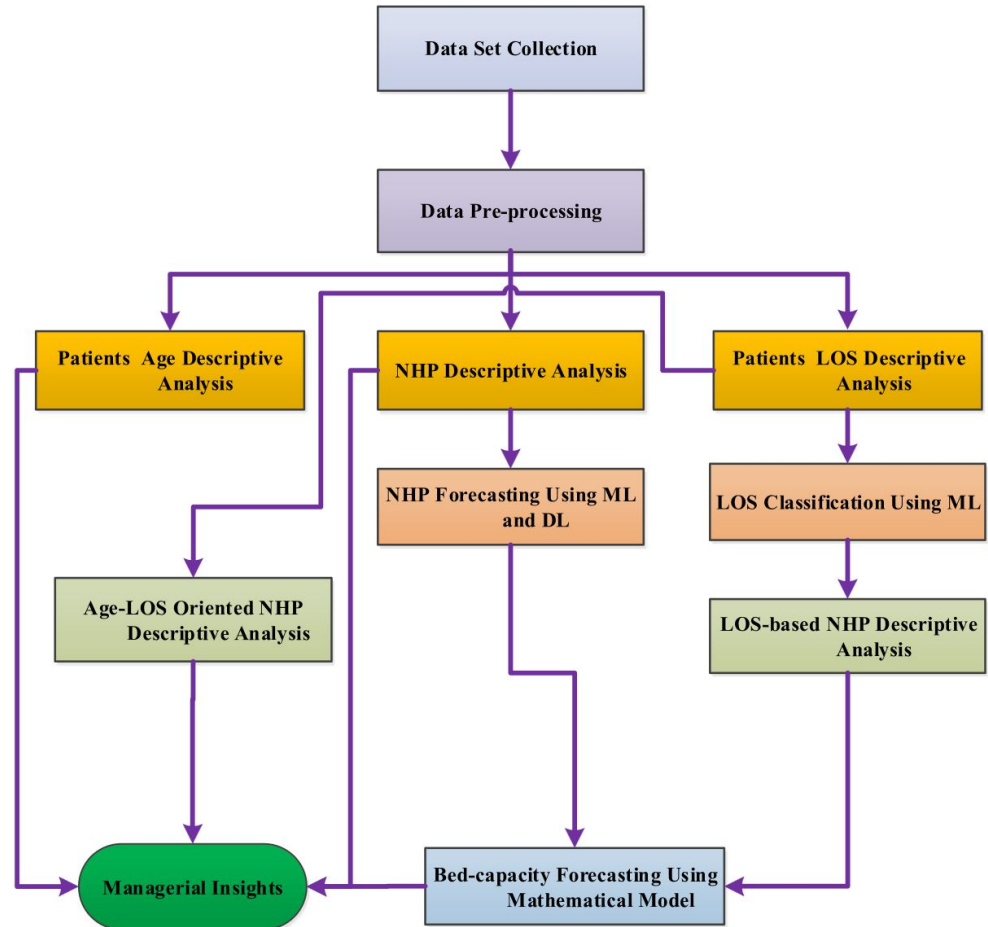
Objectif : prévoir le nombre de lits nécessaires dans un hôpital (cas réel en cardiologie, Iran).

Enjeu : éviter la surcharge ou le gaspillage de ressources.

Contexte : problématique accentuée par le Covid-19.

Méthodes classiques : simulation et programmation mathématique, mais lourdes et basées sur des hypothèses.

Proposition de l'article : approche data-driven avec ML, DL et analyse de données.



Modèle final :

$$\begin{aligned} HBC_j = & \sum_i NHP_{ij} + \sum_{i \geq 2} NHP_{i,j-1} \\ & + \sum_{i \geq 3} NHP_{i,j-2} + \sum_{i \geq 4} \sum_{k=j-4}^{j-3} NHP_{ik} \quad i = 1, 2, \dots, 6; \quad j = 1, 2, \dots, 1825 \\ & + \sum_{i \geq 5} \sum_{k=j-10}^{j-5} NHP_{ik} + \sum_{k=j-20}^{j-11} NHP_{6,k} \end{aligned}$$

où HBC_j est le nombre de lits nécessaires au jour j , et $NHP_{i,j-k}$ est le nombre de patients de la classe de LOS i admis au jour $j-k$.

Pourquoi cette formalisation ?

Approche réaliste : basée sur des données réelles, sans hypothèses fortes.

Modulaire : chaque étape est traitée séparément avec des outils adaptés.

Précise : prend en compte le nombre de patients et la durée de séjour.

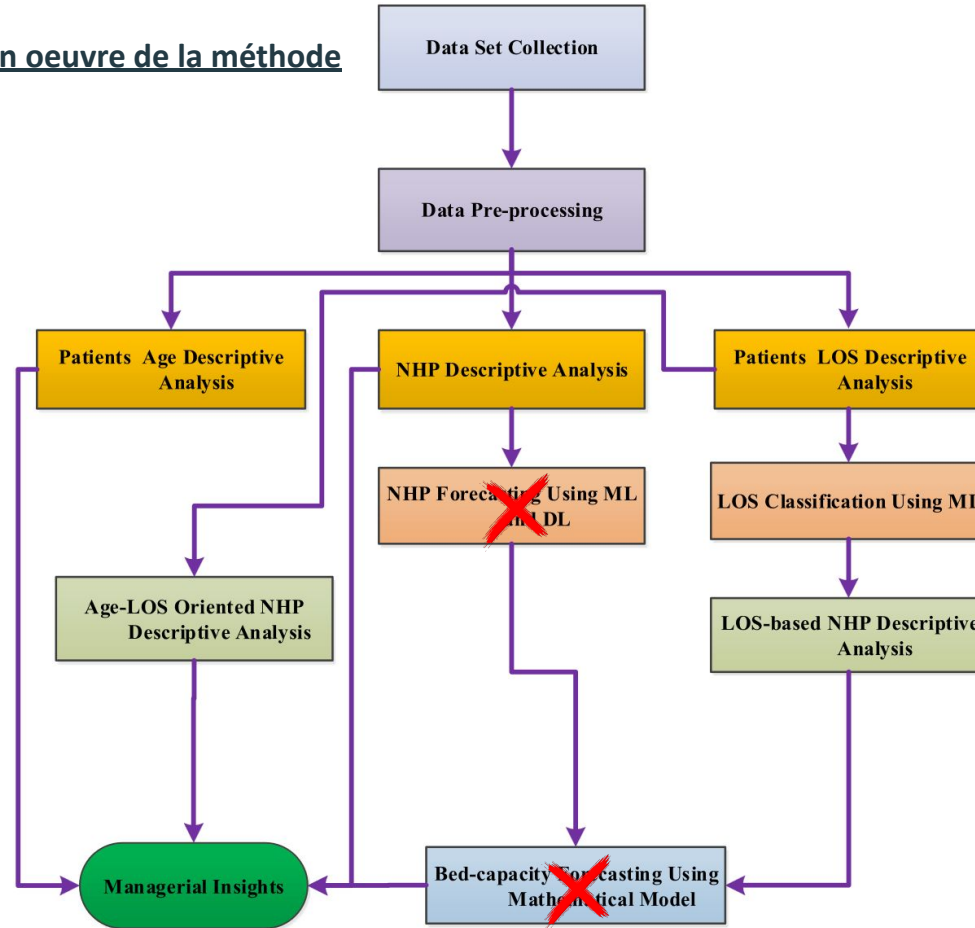
Utile : directement exploitable pour la gestion hospitalière.

Le ML est préféré à la PM car il gère mieux des données complexes et variables.

Les approches classiques (PM/simulation) sont souvent trop rigides ou lourdes.

Le ML est déjà largement utilisé dans le secteur médical.

Mise en oeuvre de la méthode



Datasets :

Origine des données :

- Article : hôpital public en Iran, service de cardiologie.
- Notebook : Hero DMC Heart Institute, en Inde.

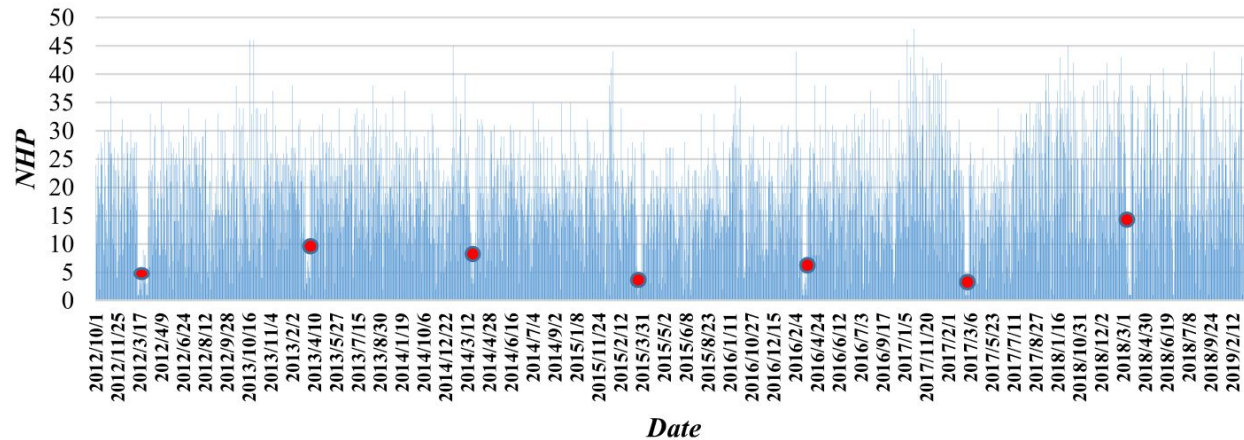
Période couverte :

- Article : données de 2011 à 2018.
- Notebook : avril 2017 à mars 2019.

Volume de données :

- Article : 51 231 admissions.
- Notebook : 14 845 admissions (12 238 patients).

Pre-processing et visualisations



On observe des fluctuations différentes car les fêtes ne sont pas les mêmes entre l'Iran et l'Inde.

Fig. 2. The historical daily NHP in the Heart ward.

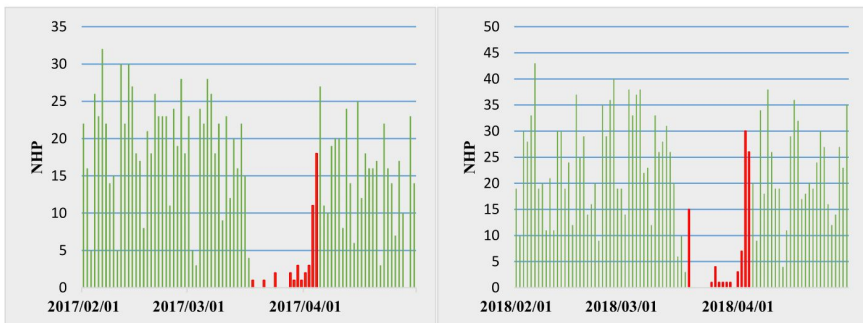
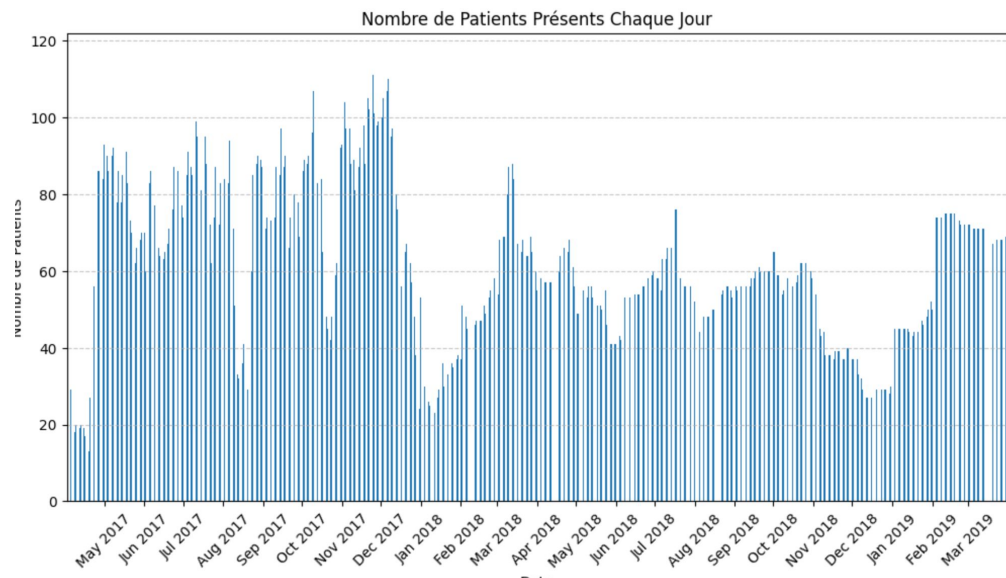


Fig. 3. The details of significant decreases in NHP in March per year.



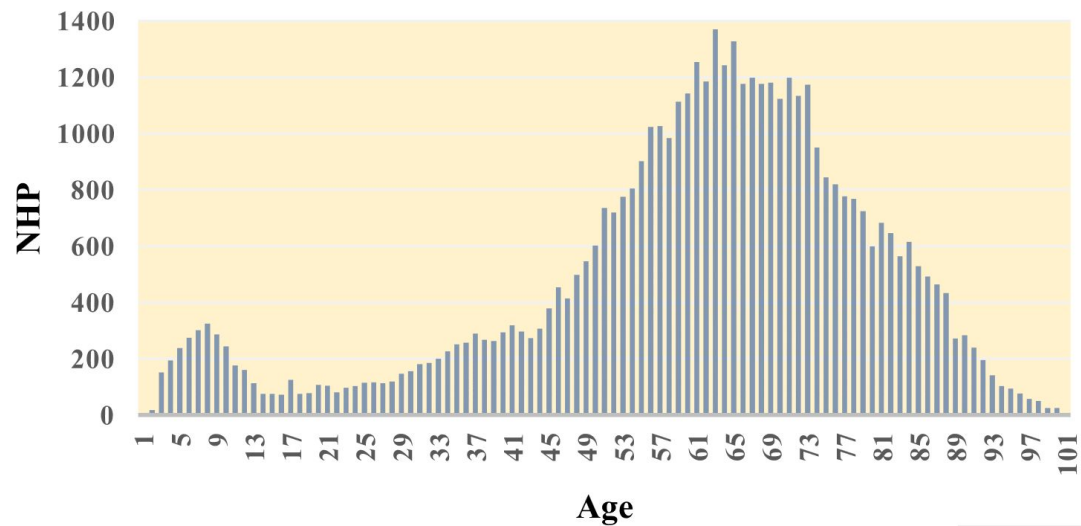


Fig. 4. The age-based distribution of NHP.

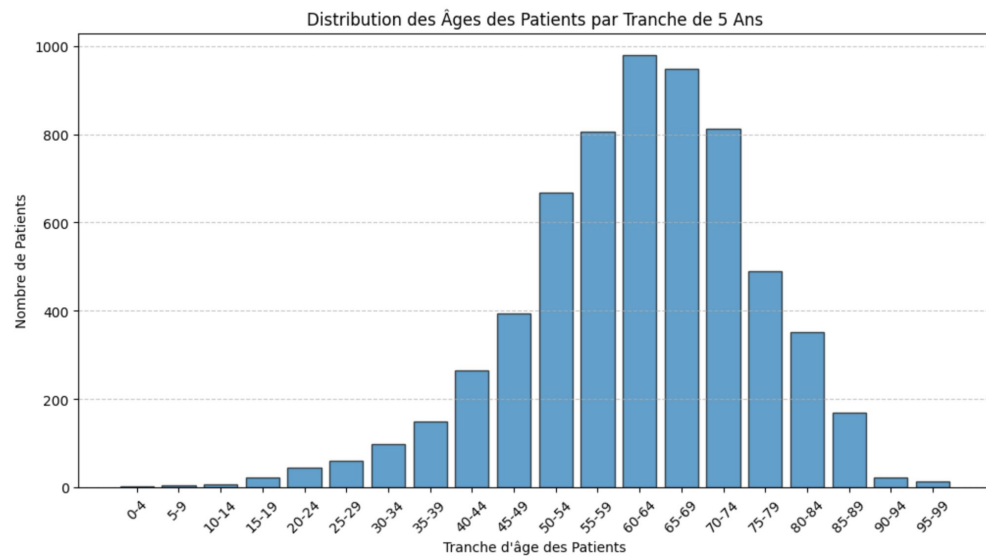


Table 6

The proportion of NHP in each age class.

No of Class	1	2	3	4	5	6
Age Range	0–15	15–30	30–45	45–60	60–85	85–99
NHP	2641	1617	3994	11745	24266	3342
Proportion	0/06	0/03	0/08	0/25	0/51	0/07
Cumulative	0/06	0/09	0/17	0/42	0/93	1

	0-14	15-29	30-44	45-59	60-74	75-98
NHP (Number Hospital Patients)	14.000	127.000	510.000	1867.000	2742.000	1044.000
Proportion	0.002	0.020	0.081	0.296	0.435	0.166
Cumulative Proportion	0.002	0.022	0.103	0.399	0.834	1.000

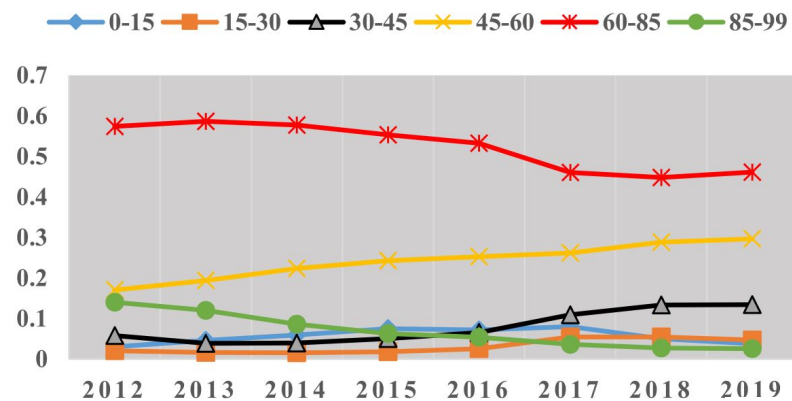


Fig. 5. The NHP-share trend per Age class.

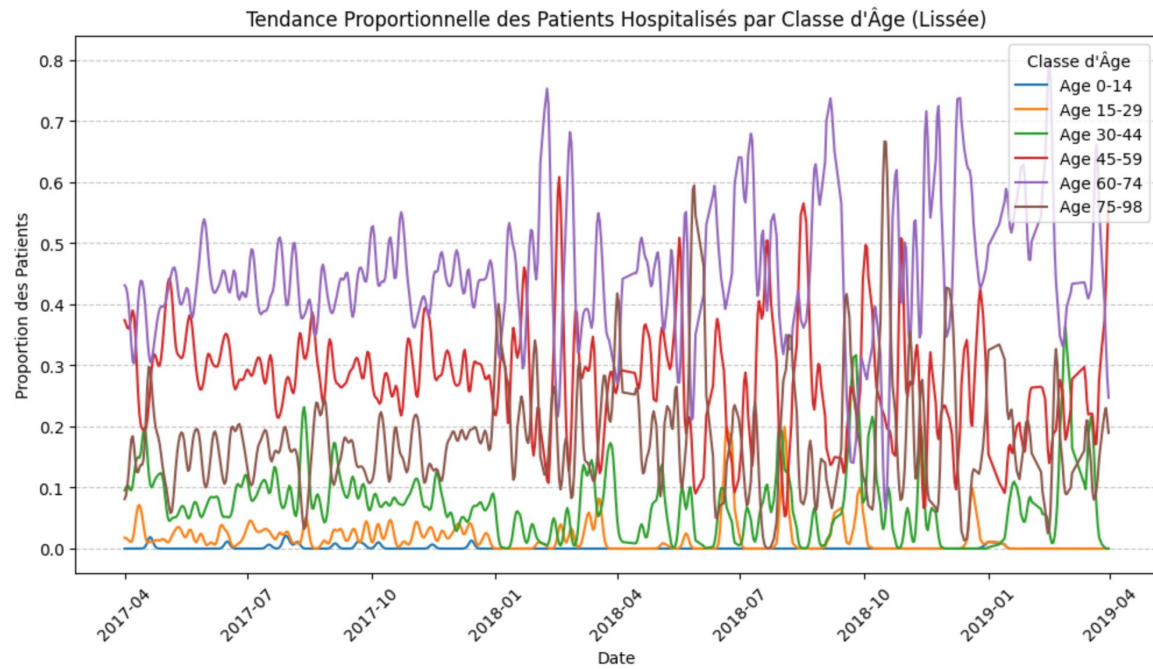


Table 9

The proportion of NHP per LOS classes.

No	LOS range	NHP	Proportion	Cumulative
1	1	22787	0/48	0/48
2	2	6589	0/14	0/62
3	3	4187	0/09	0/71
4	[4,6]	5607	0/12	0/83
5	[7,15]	5299	0/11	0/94
6	[16,730]	3136	0/06	1

	LOS Range	NHP (Number Hospital Patients)	Proportion	Cumulative Proportion
0	1-2	1279	0.202887	0.202887
1	3-4	1464	0.232234	0.435121
2	5-6	738	0.117069	0.552189
3	6-7	587	0.093115	0.645305
4	7-8	492	0.078046	0.723350
5	9-10	706	0.111992	0.835343
6	10+	1038	0.164657	1.000000

Table 7
The share of each LOS in terms of NHP.

LOS	NHP	Proportion	Cumulative
1	22787	<u>0.478668</u>	<i>0.478668</i>
2	6589	<u>0.13841</u>	<i>0.617078</i>
3	4187	<u>0.087953</u>	<i>0.705031</i>
4	2526	0.053062	0.758093
5	1762	0.037013	0.795106
6	1319	0.027707	<i>0.822813</i>
7	1109	0.023296	0.846109
8	805	0.01691	0.863019
9	707	0.014851	0.87787
10	598	0.012562	0.890432

LOS	NHP	Proportion	Cumulative
11	539	0.011322	<i>0.901754</i>
12	462	0.009705	0.911459
13	400	0.008402	0.919861
14	397	0.008339	0.928201
15	282	0.005924	0.934125
16	232	0.004873	0.938998
17	214	0.004495	0.943493
18	219	0.0046	0.948094
19	194	0.004075	0.952169
20	140	0.002941	0.95511

	LOS (Days)	NHP (Number Hospital Patients)	Proportion	Cumulative Proportion
0	1	328	0.053100	0.053100
1	2	951	0.153958	0.207058
2	3	751	0.121580	0.328638
3	4	713	0.115428	0.444067
4	5	738	0.119475	0.563542
5	6	587	0.095030	0.658572
6	7	492	0.079650	0.738222
7	8	411	0.066537	0.804760
8	9	295	0.047758	0.852517
9	10	231	0.037397	0.889914
10	11	176	0.028493	0.918407
11	12	118	0.019103	0.937510
12	13	99	0.016027	0.953537
13	14	68	0.011009	0.964546
14	15	73	0.011818	0.976364
15	16	36	0.005828	0.982192
16	17	34	0.005504	0.987696
17	18	28	0.004533	0.992229
18	19	25	0.004047	0.996277
19	20	23	0.003723	1.000000

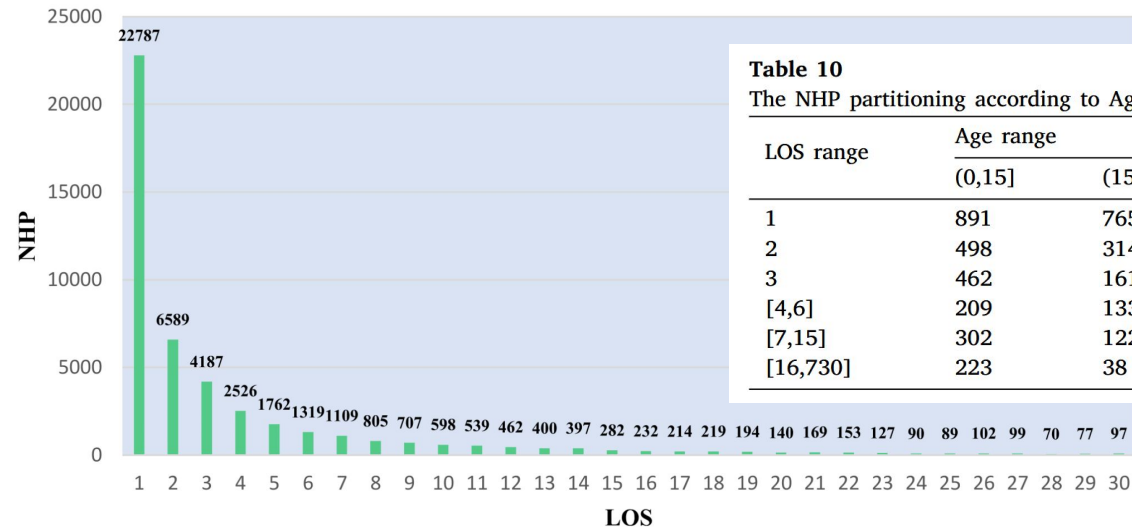
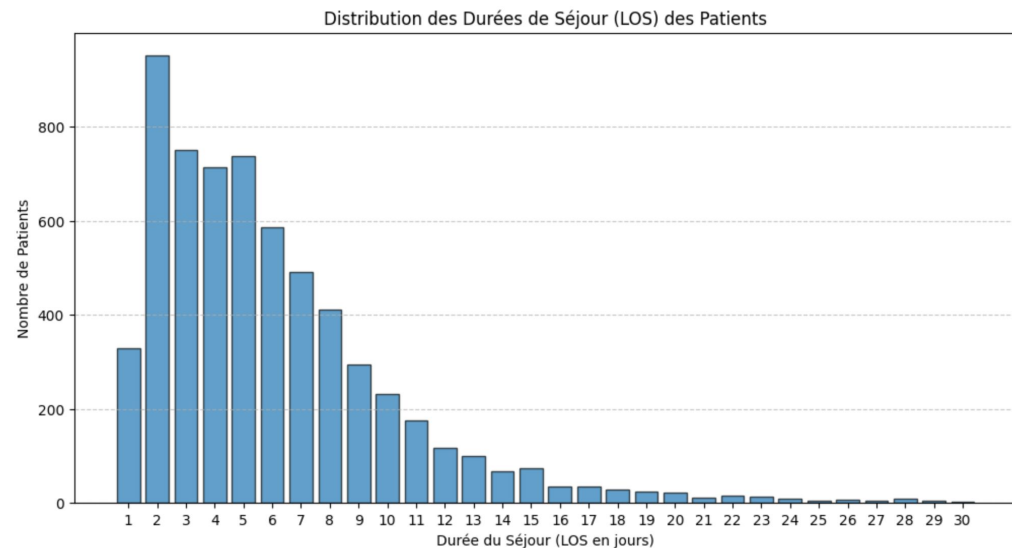


Table 10
The NHP partitioning according to Age and LOS classes.

LOS range	Age range					
	(0,15]	(15,30]	(30,45]	(45,60]	(60,85]	(85,99]
1	891	765	2082	6841	11365	843
2	498	314	667	1551	3185	374
3	462	161	288	736	2134	406
[4,6]	209	133	358	1072	2963	872
[7,15]	302	122	228	1097	3101	449
[16,730]	223	38	145	592	1895	243

Fig. 7. The NHP with a LOS of less than 31 days.

Age Classes	LOS Classes (Durée du Séjour)						
	1-2	3-4	5-6	6-7	7-8	9-10	10+
0-14	2	0	7	1	2	2	0
15-29	23	37	12	17	10	11	17
30-44	115	143	63	58	41	40	50
45-59	400	451	242	186	127	197	264
60-74	560	628	310	241	215	319	469
75-98	179	205	104	84	97	137	238



Machine Learning

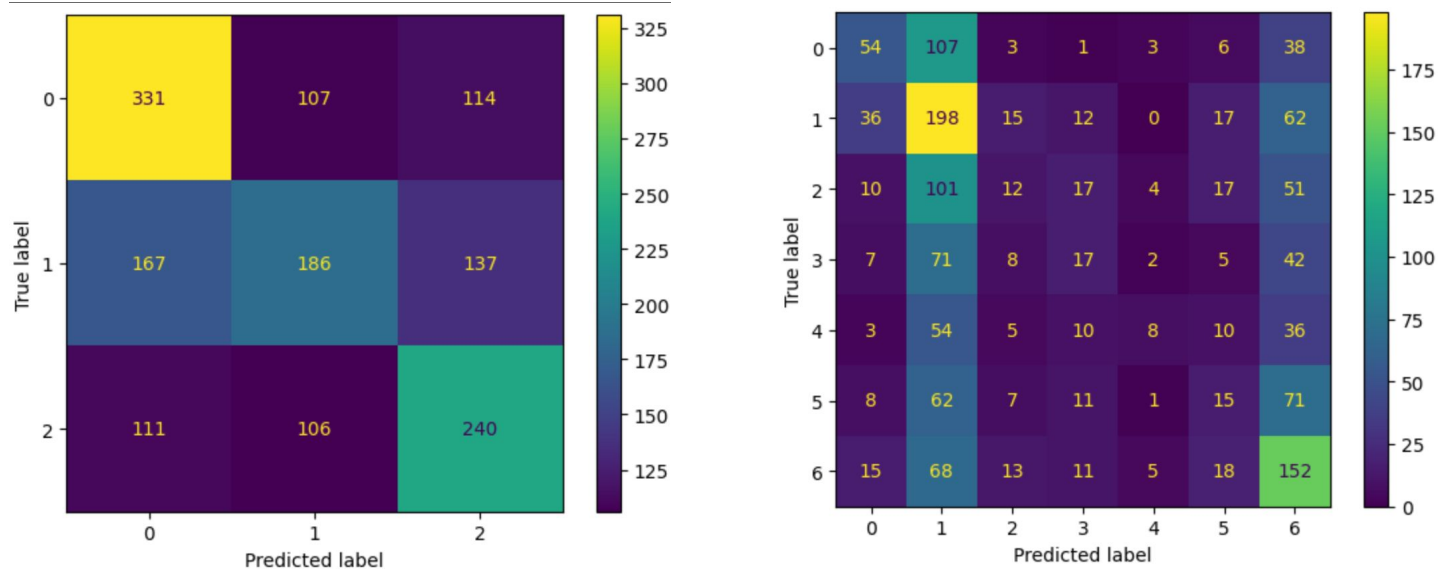
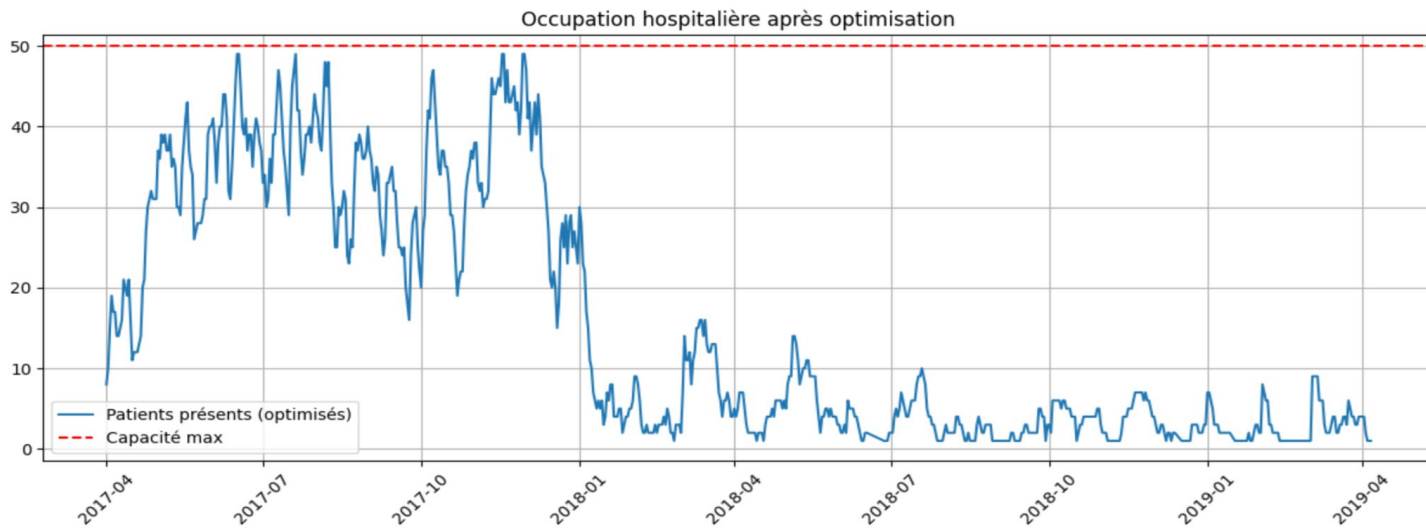
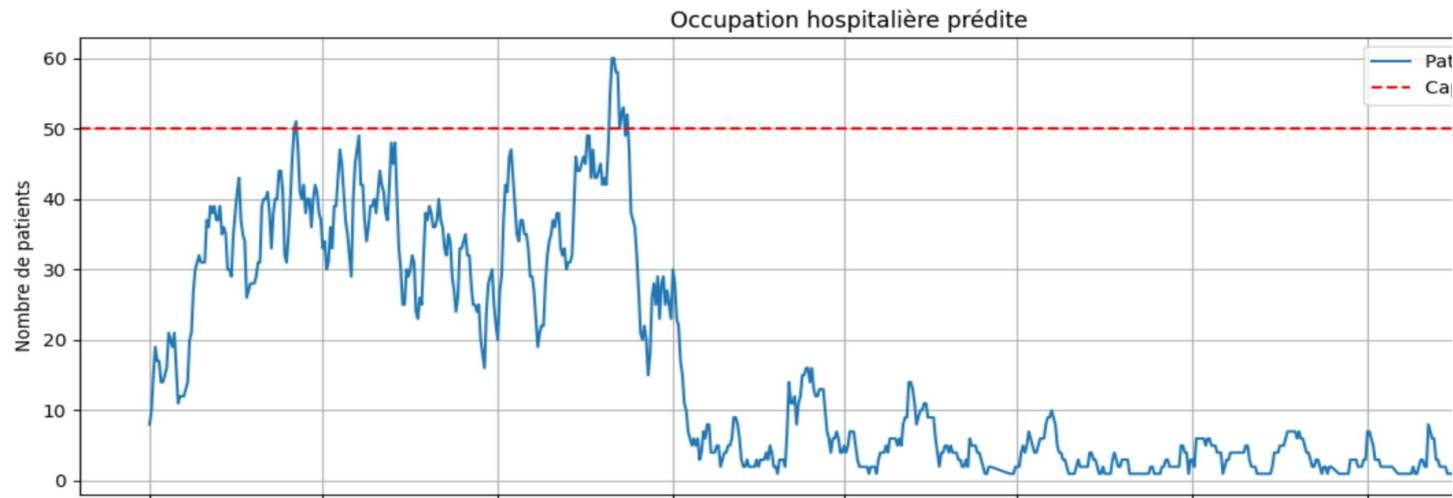


Table 8
The accuracy of LOS classifiers.

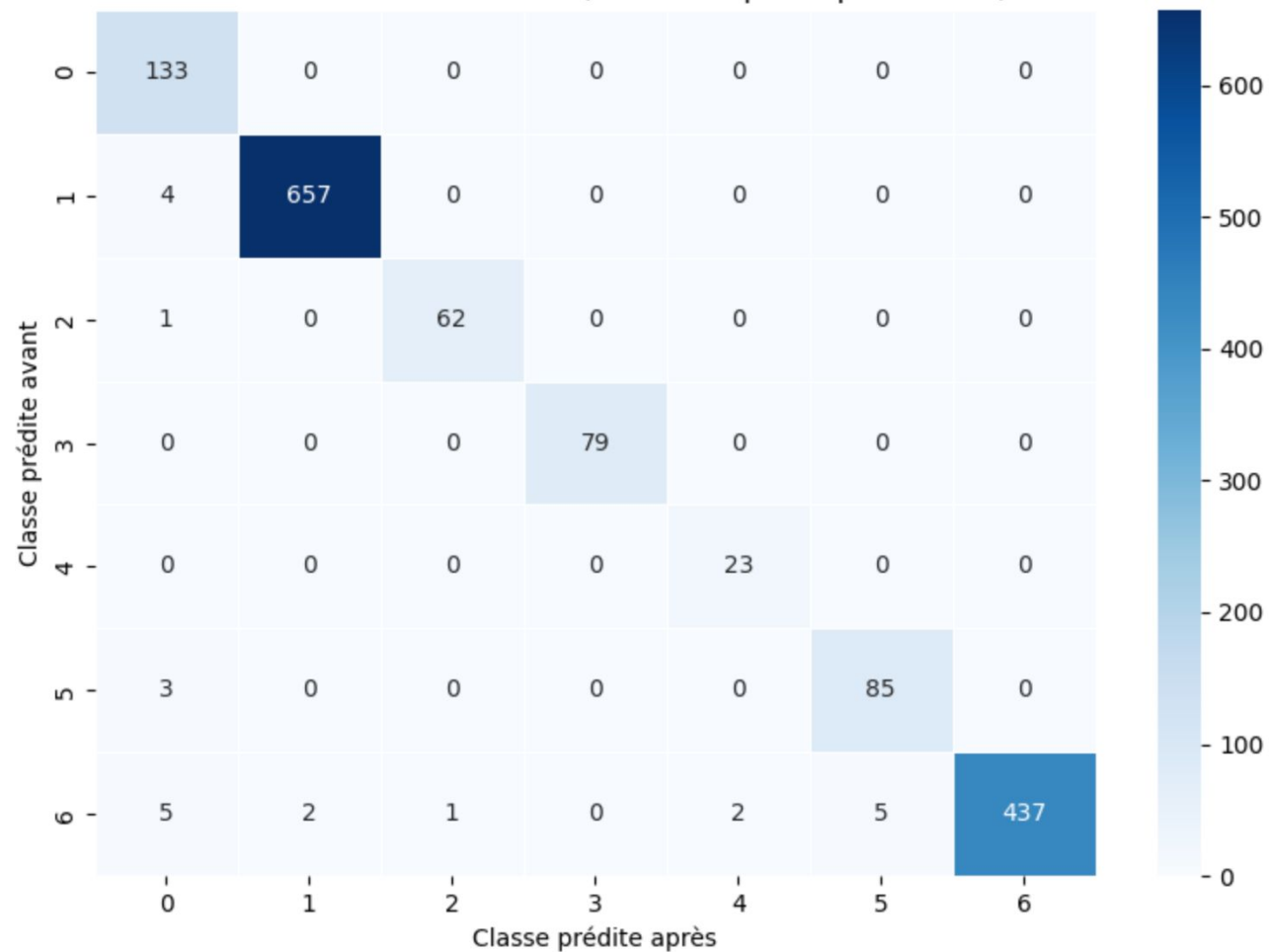
Classifier	Number of classes				
	4	5	6	7	8
SVM	63%	55%	71%	48%	51%
DT	64%	49%	69%	46%	49%
LR	52%	43%	48%	40%	42%
KNN	46%	43%	47%	42%	42%
BN	40%	36%	39%	35%	40%

Résumé des performances :		
Modèle	Nb de classes	Accuracy (test)
Random Forest	3	50 %
Random Forest	7	30 %
K-Nearest Neighbors	3	40 %
K-Nearest Neighbors	7	20 %

Optimisation



Transitions des classes LOS (Avant vs Après Optimisation)



Conclusion

- Le projet nous a permis d'appliquer des méthodes de ML à un cas concret : la gestion des lits hospitaliers.
- L'article montre comment combiner analyse de données, classification et prévision pour anticiper les besoins.
- Notre réimplémentation prouve que le ML fonctionne bien sur des données hospitalières réelles.
- L'ajout d'une couche d'optimisation met en évidence l'intérêt de la Programmation Mathématique.
- La PM n'est pas en opposition au ML, mais agit comme un bon complément pour intégrer des contraintes concrètes.
- L'alliance ML + PM ouvre la voie à des outils d'aide à la décision plus efficaces et réalistes.

Merci !

