

CHRU de Tours



## Infection respiratoire aigüe des patients âgés en réanimation : survie selon la trajectoire de soins pré-réanimation, une cohorte PMSI nationale

Lionel TCHATAT WANGUEU, Arthur KASSA-SOMBO, Christophe Gaborit, Lucile Godillon, Antoine Guillon, Leslie Grammatico-Guillon

Congrès ADEL-F-EMOIS - Dijon - 31 mars/1<sup>er</sup> avril 2022



# Liens d'intérêt

▶ **Aucun**

# Contexte

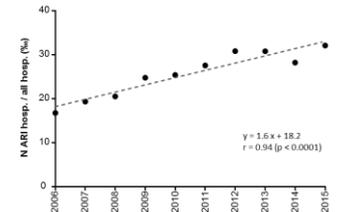
- 80 ans ou plus : 20 % de la population d'ici 2050

*World population ageing, WHO 2019*



- Augmentation d'admission des 80 ans et + en réanimation pour insuffisance respiratoire aigüe (IRA)

*Laporte et al, AIC 2018*



ARI hospitalizations 6751 7716 8089 9641 9841 10568 11744 11568 10567 11896  
Overall hospitalizations 402270 398705 394108 389067 387411 383428 381091 375798 374354 370533

- Mais mortalité substantielle et utilisation des ressources à 1 an importante

*Guillon et al, CCA 2020*



# Introduction

- Cependant certains survivent à distance de la réanimation
  - 25% de décès pendant le séjour, 75% de décès à 1 an
- Se pose la question éthique, voire économique de l'utilisation des ressources sanitaires (surtout en ces temps de pandémie)

*Guidet et al, CCA 2020*



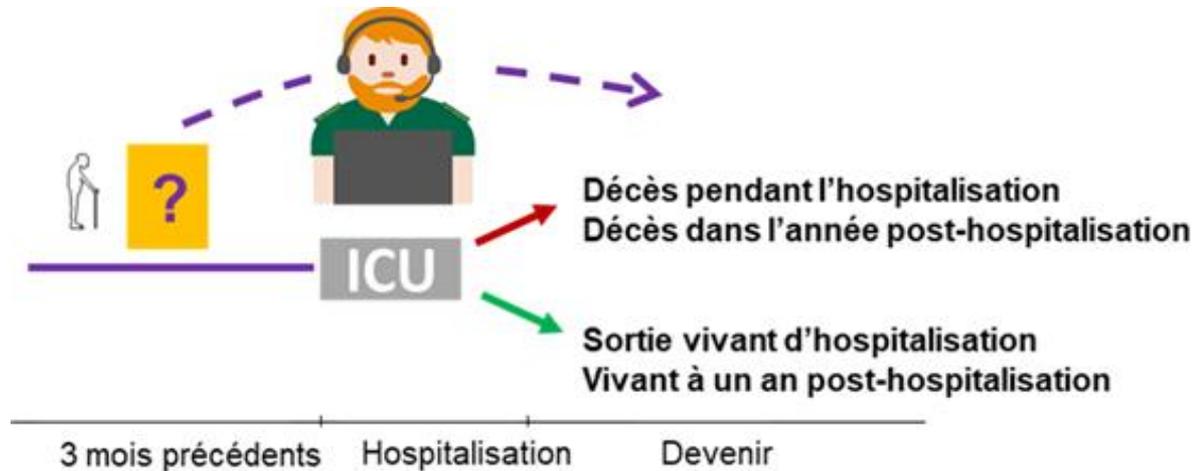
- Prédire à priori le devenir des patients âgés est difficile
  - Score clinique (données d'hospitalisation initiales)
  - Antécédents médicaux sur des années



*Nielson et al, Lancet Dig health 2019*

# Objectif

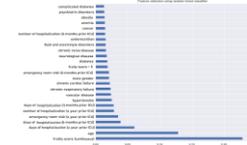
- ▶ Déterminer si la trajectoire de soins (facteurs patients, consommation soins, parcours) du patient 3 mois précédant l'admission en réanimation des patients âgés atteints d'IRA est prédictive de la survie à 1 an



- Cohorte nationale PMSI 2013-2017
  - Patients  $\geq 80$  ans avec IRA (pneumonie communautaire aigüe; décompensation BPCO )
  - Hospitalisés en réanimation
- Collecte des variables PMSI :
  - **Sociodémographiques** : âge, sexe, comorbidités, fragilité PMSI\* et paramètres vitaux à l'admission
  - **Consommation de soins** : passages urgences, hospitalisations (nombre de jours cumulés) **dans les 3 mois précédant l'admission en réanimation,**
  - **Statut vital à un an** (en regardant jusqu'à 3 ans après dans les bases PMSI pour minimiser les perdus de vue)

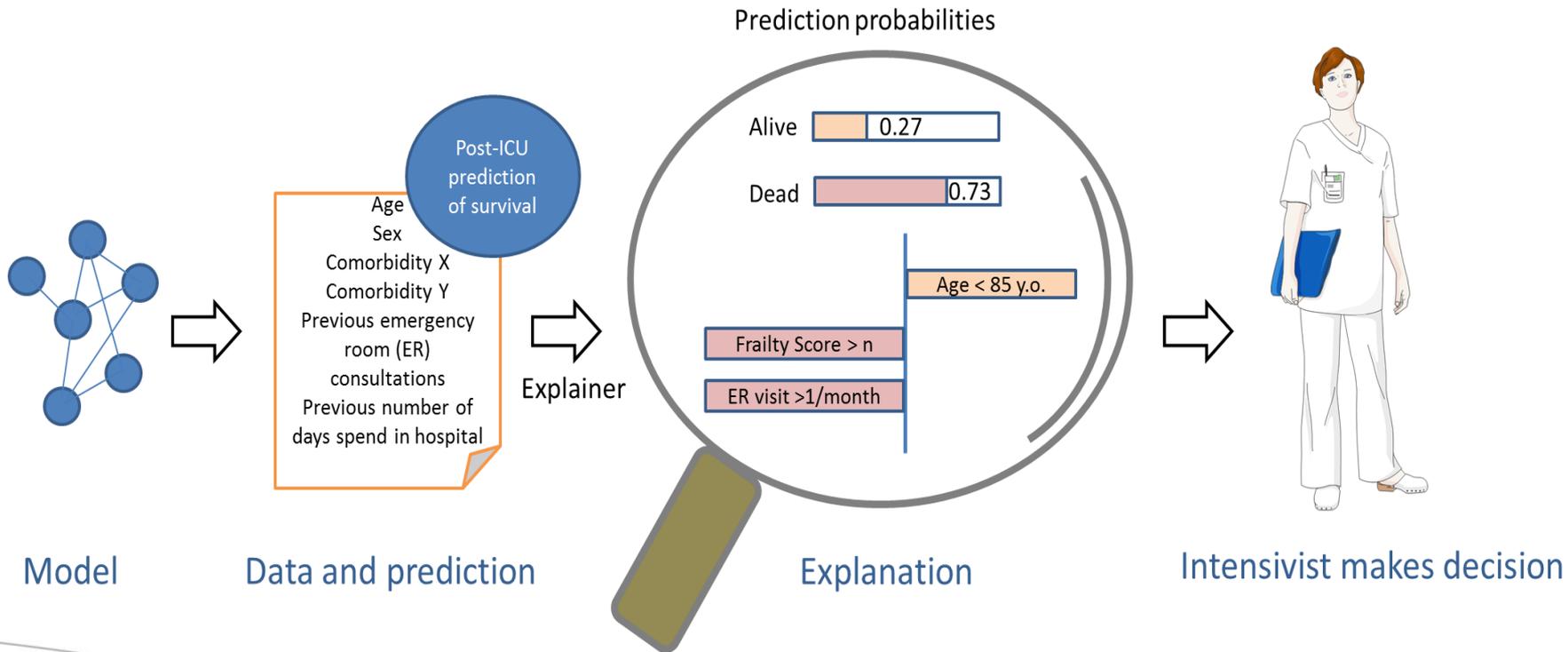
*\*Gilbert et al. Development and validation of a Hospital Frailty Risk Score focusing on older people in acute care settings using electronic hospital records: an observational study. Lancet 2018*

# Prédiction de la mortalité

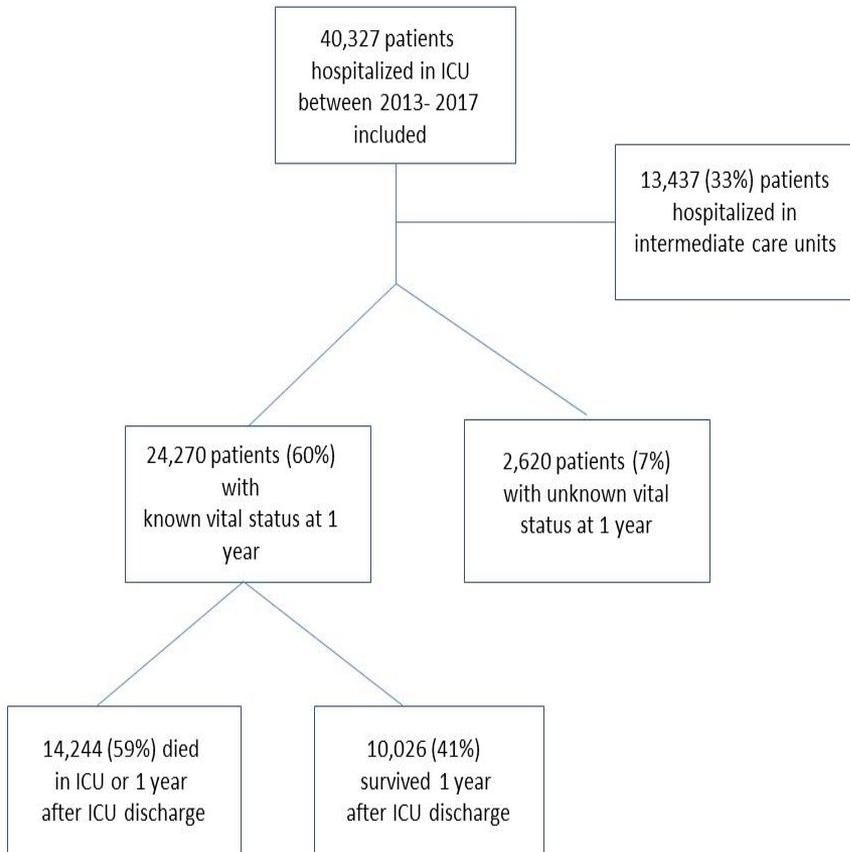


- Sélection variables
  - Random forest /seuil variance/SelectKbest
  - Normalisation et séparation en deux jeux de données pour Machine Learning
    - ❖ 67 % entraînement des modèles (TRAIN) et 33 % évaluation des performances (TEST)
- Evaluation des différents modèles prédictifs
  - Performance : précision, rappel, F1-score ; Discrimination par AUC (courbes ROC)
  - Fiabilité de modèle : calibration plot
- Variables contributives à la prédiction
  - Local Interpretable Model Agnostic Explanations (LIME) : explique les prédictions individuelles en attribuant à chaque caractéristique un poids dans la prédiction
  - Algorithme SHAP : top 10 des facteurs predictifs
- Logiciels : R, Python

# En synthèse



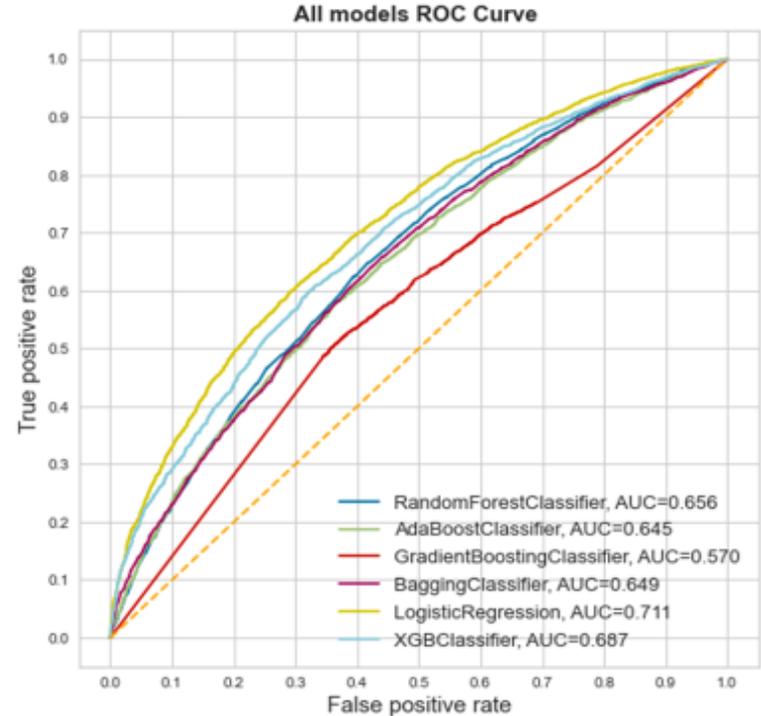
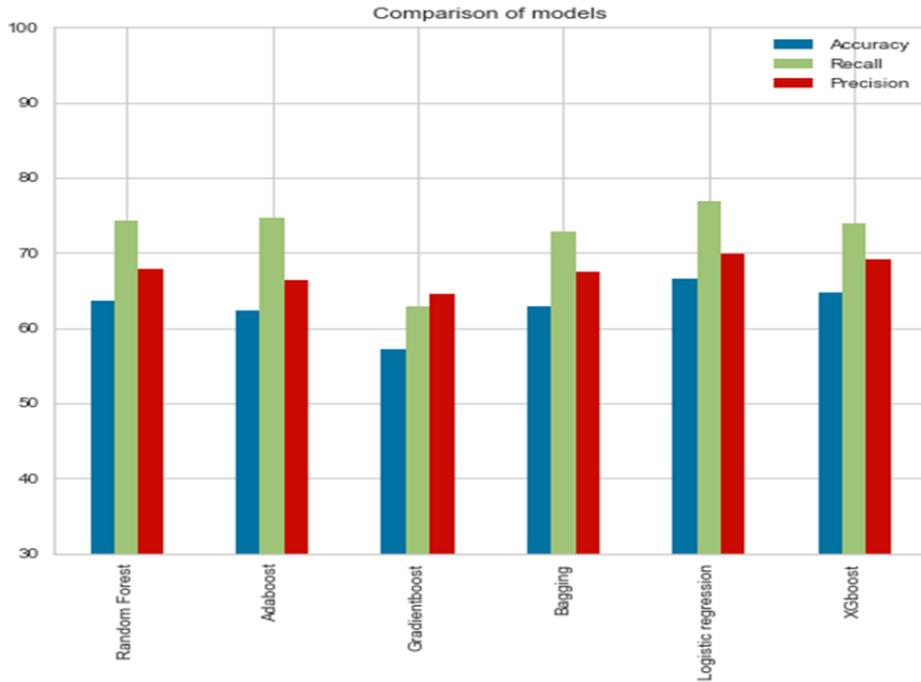
# Population



**Table 1. Characteristics of elderly patients aged 80 years old or more hospitalized in French ICUs for ARI from 2013 to 2017.** Quantitative values are expressed as median and interquartiles.

Variables	All	Survivors	Non survivors
	24,270	10,026	14,244
<b>Age</b>	84 [82-87]	83 [81-86]	84 [82-87]
<b>Sex ratio (M/F)</b>	1.32	1.1	1.5
<b>Frailty score</b>	2.3 [0-9.1]	1.5 [0-7.6]	3 [0-10]
<b>IGS II</b>	49 [39-64]	44 [36-54]	54 [43-71]
<b>LoS in hospital</b>	17 [10-28]	20 [14-30]	15 [7-27]
<b>Comorbidities (n,%)</b>			
0	6,684(27.5%)	3,068(30.6%)	3,616(25%)
1	2,766(11.4%)	1,257(12.6%)	1,509(11%)
2	3,862(15.9%)	1,628(16.2%)	2,234(15.7%)
≥ 3	10,958(45.2%)	4,073(40.6%)	6,885(48.3%)
<b>Hospitalization</b> (3-month period before, cumulative days)	0 [0-4]	0 [0-0]	0 [0-6]
<b>Emergency room visit</b> (3-month period before, number of visit) (n, %)			
0	18,293(75.4%)	7,914(78.9%)	10,379(72.9%)
1	4,591(18.9%)	1,668(16.6%)	2,923(20.5%)
2	1,092(4.5%)	349(3.5%)	743(5.2%)
> 2	294(1.2%)	95(1%)	199(1.4%)
<b>Care supports</b>			
Non invasive ventilation (n,%)	11,279(46.5%)	5,073(50.6%)	6,206(43.6%)
Invasive ventilation (n,%)	9,241(38.1%)	3,009(30%)	6,232(43.8%)
Vassopressors (n,%)	8,605(36.4%)	2,631(26.2%)	5,974(41.9%)
RRT (n,%)	1,198(4.94%)	261(2.6%)	937(6.6%)

# Performance des modèles



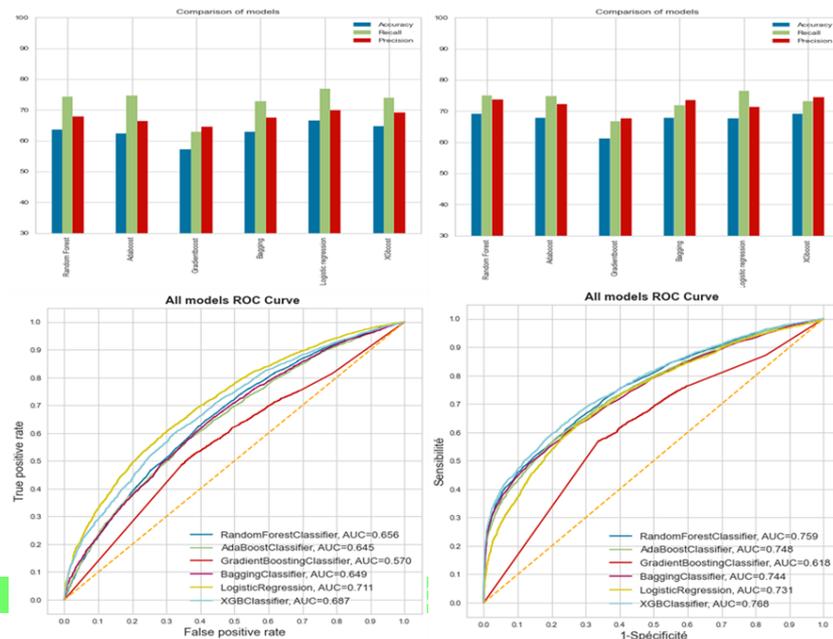
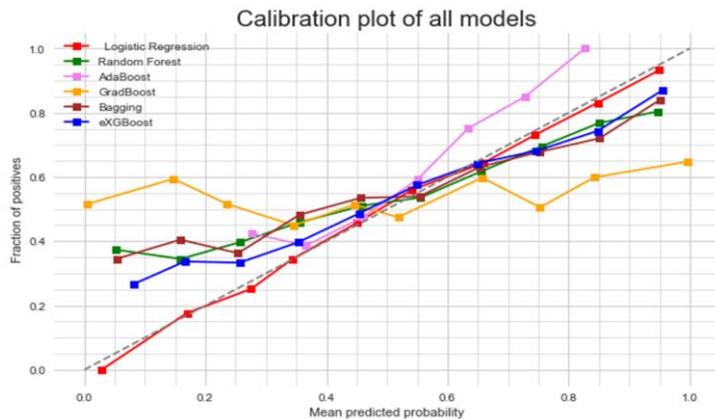
Modèle	AUC	accuracy	précision	sensibilité
Logistic regression	0.71	0.66	0.70	0.77
Random forest	0.65	0.64	0.68	0.74
XGboost	0.68	0.65	0.69	0.74

• *Algorithme XGboost était capable de discriminer le statut vital avec une AUC de 0,69*

# Fiabilité des différents modèles

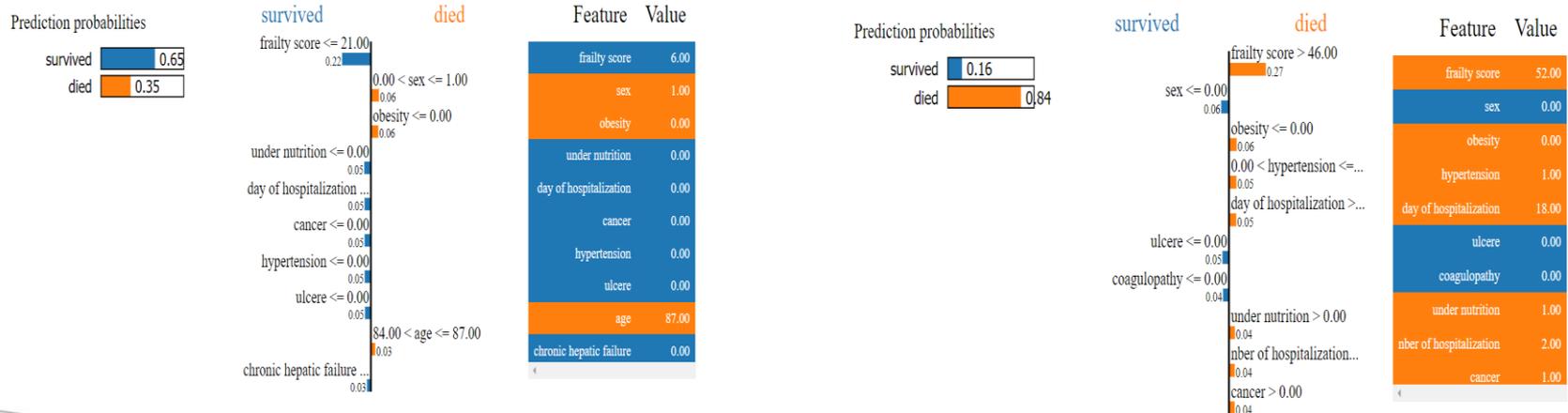
- A partir de l'ensemble des données pertinentes dans les 3 mois précédents l'admission, les différents modèles ont pu prédire la survie à un an

- Comment la prédiction est-elle améliorée si ajout informations du séjour en réa ?



# Variabiles prédictives

- Variables les plus influentes de la prédiction (SHAP)
  - score de fragilité, hospitalisation 3 mois avant admission, sexe masculin et hypertension
- Prédiction individuelle (aide à la décision) : LIME

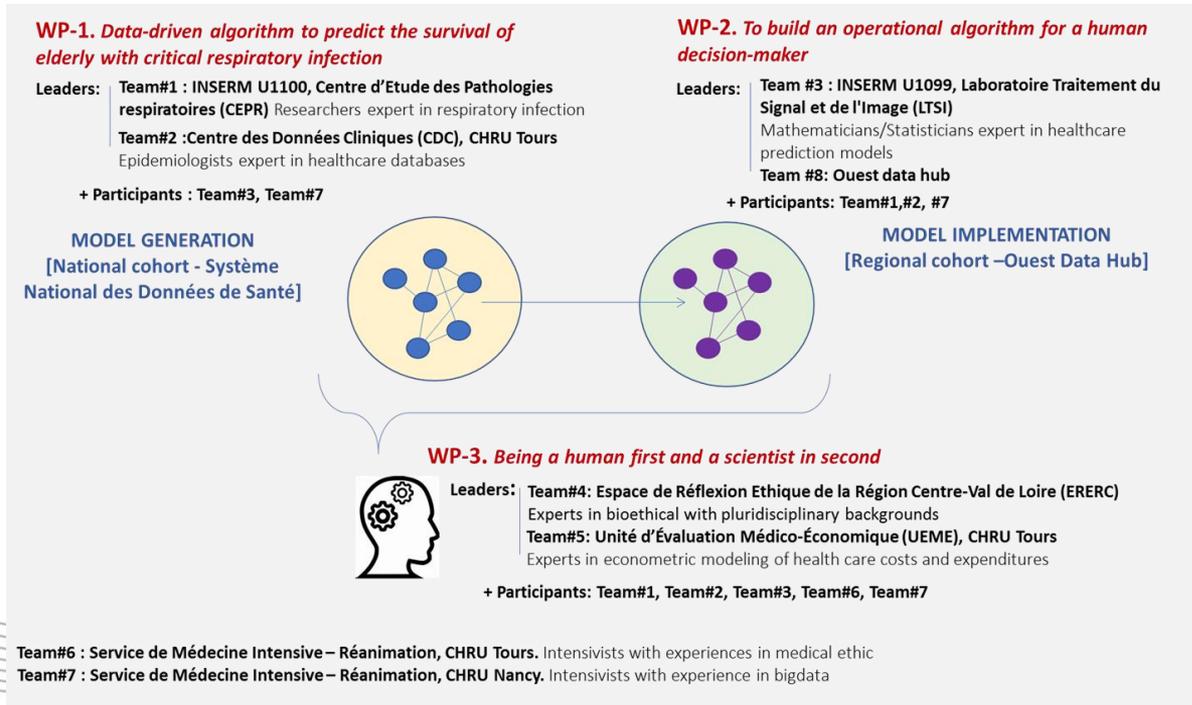


# Discussion

- Approche intégrative d'apprentissage automatique sur données hospitalières pourrait aider à la décision d'admission des patients âgés avec IRA
  - l'objectif étant l'aide à l'admission ou pas : données AVANT la réanimation!
  - A noter : majorité prédiction survie à un an associée aux caractéristiques patients et non aux caractéristiques en réa => non intégration des données de réanimation
  - Pas d'information sur les patients non admis en réanimation, mais les patients admis sont de fait « triés », ajouter les non-admis améliorerait probablement les performances
- Prochaine étape : renforcer modèle (+ informations) et outil logiciel
  - Mais Enjeux éthiques et sociétaux avant une prochaine étape

# Genially (MESSIDORE 2023)

- Développement logiciel d'aide et d'homogénéisation du processus de prise de décision pour l'admission des personnes âgées en réanimation



# Merci de votre attention



Épidémiologie des Données cliniques Centre-Val de Loire

