

## Résumé SFR médical

### Algorithme de *machine-learning* pour la prédiction de l'évolution dans les rhumatismes inflammatoires chroniques : application à la progression radiographique dans les spondyloarthrites axiales récentes

R. Garofoli (1) ; M. Resche-Rigon (2) ; C. Roux (1) ; M. Dougados (1) ; A. Moltó (1)

(1) Rhumatologie, Hôpital Cochin, Paris; (2) Biostatistiques, Université Paris Diderot, Paris

#### Introduction

L'objectif de cette étude était de comparer la performance des modèles de *machine-learning* à des modèles statistiques traditionnels pour prédire la progression structurale dans la spondyloarthrite axiale récente.

#### Patients et méthodes

Nous avons utilisé les données de la cohorte DESIR : cohorte prospective française multicentrique avec 5 ans de suivi, dans laquelle les patients ont bénéficié d'un suivi radiographique (rachis et sacro-iliaques) à M0, M24, M60. Tous les patients de la cohorte ont été inclus dans l'analyse, c'est-à-dire 708 patients présentant une rachialgie inflammatoire depuis plus de 3 mois mais moins de 3 ans, hautement évocatrice de spondyloarthrite axiale.

La progression radiographique était définie comme la progression au rachis (augmentation du score mSASSS d'au moins 1 point en 2 ans) ou aux sacro-iliaques (augmentation d'un grade du score modifié de New-York (mNY) entre 2 visites).

*Modèles traditionnels* : nous avons d'abord créé un modèle de régression logistique (modèle M1) pour prédire la progression radiographique à partir de 15 variables explicatives sélectionnées grâce à l'analyse bivariée. Ces variables étaient les suivantes : âge, genre, statut tabagique, profession physique ou non, antécédent d'enthésite, antécédent de dactylite, CRP, nombre d'enthèses douloureuses, critère mNY (selon la lecture centralisée et selon la lecture locale), score mNY, score mSASSS, sacro-iliite IRM, score SPondyloArthritis Research Consortium of Canada (SPARCC) à l'IRM des sacro-iliaques et du rachis.

Nous avons ensuite utilisée deux méthodes automatiques de sélection des variables explicatives à conserver dans le modèle : la méthode stepAIC (modèle M2) et la méthode LASSO (modèle M3). Nous avons également réalisé une analyse de sensibilité en utilisant une méthode manuelle de sélection des variables explicatives après imputation multiple des données manquantes (modèle M4). *Modèles de machine-learning* : nous avons utilisé le pack "SuperLearner" du logiciel R afin de réaliser les modèles de machine learning, à partir des mêmes 15 variables explicatives retenues initialement.

Nous avons calculé les aires sous la courbe (AUC) par cross-validation de chacun des modèles afin de comparer leurs performances.

#### Résultats

Après cross-validation, les AUC obtenues avec les modèles traditionnels étaient les suivantes : 0,7929 pour le modèle M2, 0,7829 pour le modèle M3. Les AUC par cross-validation des trois meilleurs modèles de machine learning étaient les suivantes : 0,7691 pour le modèle GAM (Generalized Additive Models), 0,7596 pour le modèle DBARTS (Discrete Bayesian Additive Regression Trees Samplers), 0,7437 pour le modèle SuperLearner.

Modèles	AUC par cross validation
<i>Modèles traditionnels</i>	
M2 (step AIC)	0.7929
M3 (LASSO)	0.7829
<i>Machine-learning</i>	
SuperLearner (SL)	0.7437
Discrete Bayesian Additive Regression Trees Samplers (DBARTS)	0.7596
Generalized Additive Models (GAM)	0.7691

#### Conclusion

D'après nos analyses, les modèles statistiques traditionnels présentent une bonne performance (meilleure AUC = 0,79) pour prédire la progression structurale dans notre cohorte de spondyloarthrite axiale récente, meilleure que les modèles de machine learning que nous avons utilisé (meilleure AUC = 0,77). Cependant il n'est pas impossible que ceci soit dû au nombre limité de variables sélectionnées introduites dans le modèle. D'autres études sans sélection de variables, avec d'autres approches d'intelligence artificielle comme le *deep-learning* permettront peut-être de démontrer de meilleures performances que les modèles traditionnels.