

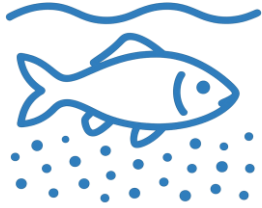
NOUVELLE APPROCHE IA POUR MODÉLISER LA CHARGE EN SUSPENSION, LA TAILLE DES PARTICULES, ET LEUR CONCENTRATION EN ^{137}CS SUR LE RHÔNE

HAMADENE TAHA, VALÉRIE NICOLAUD-GOUIN, MITRA FOULADIRAD

01

INTRODUCTION ET CONTEXTE

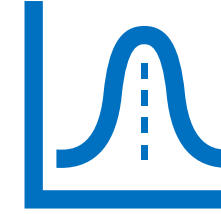
CONTEXTE



Qualité
de l'eau



Polluants



Thèse de
Taha
Hamadene

► Modélisation des particules en suspension et de leurs compositions

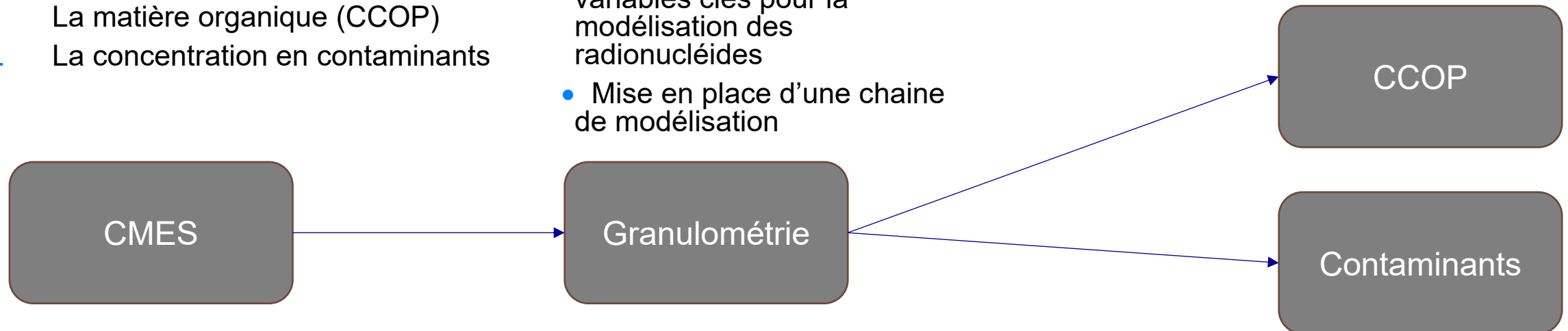
- I. La concentration en matières en suspension (CMES)
- II. La taille des particules
- III. La matière organique (CCOP)
- IV. La concentration en contaminants

► Intérêt et objectif

- Le Rhône est l'une des rivières les plus nucléarisées du monde
- Identifier et faire usage des variables clés pour la modélisation des radionucléides
- Mise en place d'une chaîne de modélisation

► Techniques de modélisations

- Utilisation des modèles axés sur les données



DONNÉES ET ZONE D'ÉTUDE

• L'objectif est d'étudier l'apport des affluents au Rhône



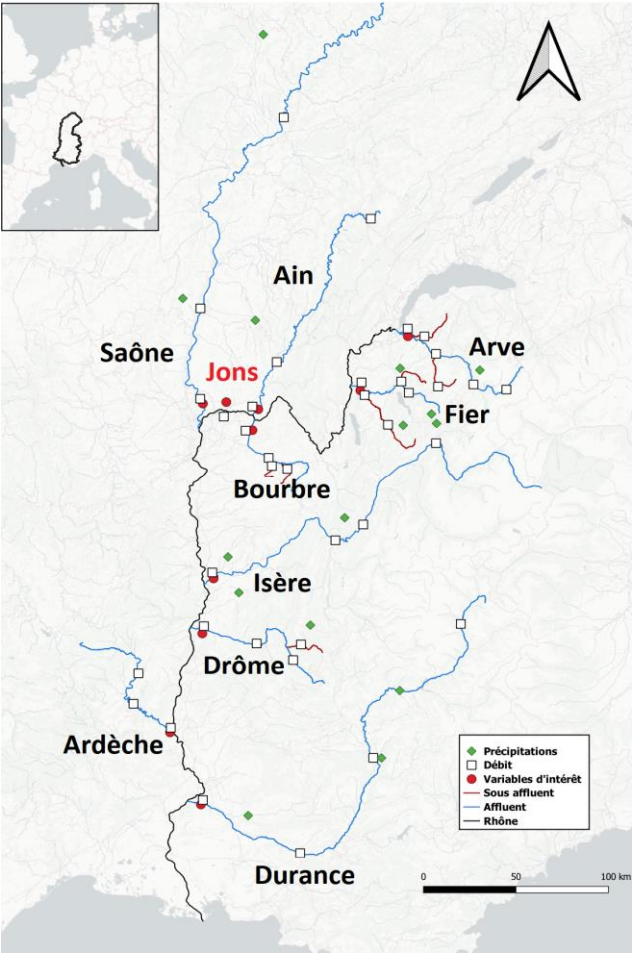
focus de l'étude sur les exutoires des affluents.

• Les débits sont collectés sur hydroportail.fr en pas de temps horaires.

• Les données CMES sont issues de turbidimètres et sont au pas de temps horaires.

• Toutes les autres variables d'intérêt sont issues de pièges à particules.

Variable	Pas de temps	Rivières
Débit	Horaire	Plusieurs stations en amont de la confluence de chaque rivière
CMES	Horaire	Toutes les rivières
Granulométrie	PAP	Rhône (Jons et Arles), Isère, Saône, Fier
CCOP	PAP	Rhône (Jons et Arles), Isère, Saône, Fier
Contaminants	PAP	Rhône (Jons)

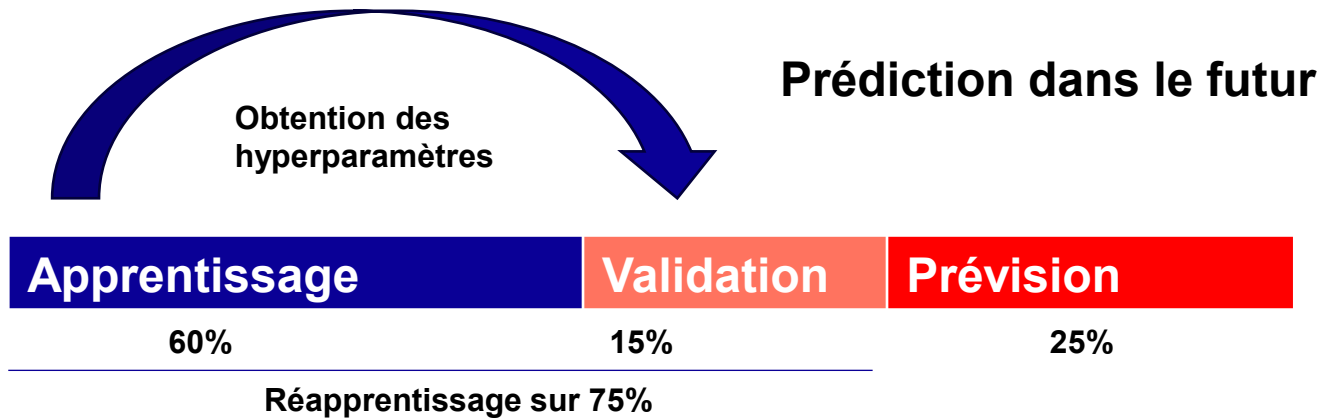


Les stations de mesures : Le Rhône et ses affluents

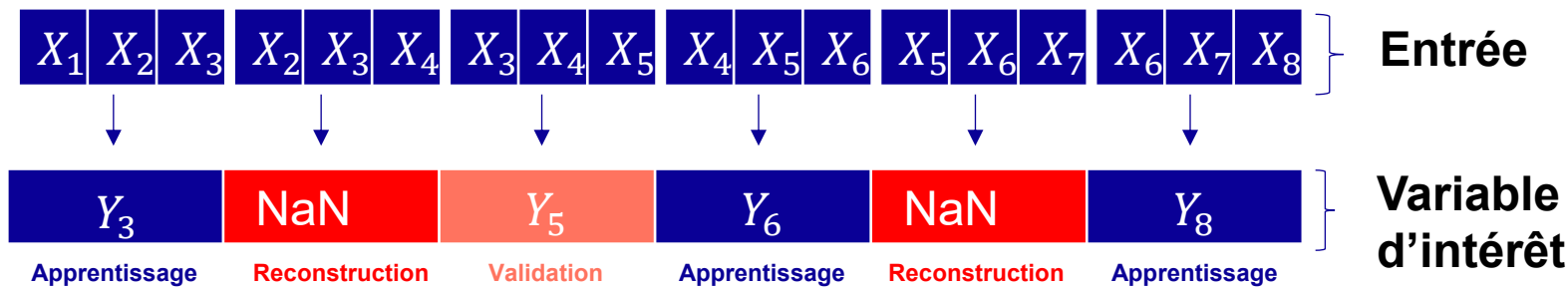
02

MÉTHODOLOGIE

MÉTHODOLOGIE



Reconstruction (CMES)



OBJECTIFS

- I. - Prédiction et évaluation de la capacité des modèles à se généraliser dans des distributions temporelles différentes.
- II. - Reconstruction de la base de données OSR en utilisant les observations passées et futures pour l'apprentissage des modèles.

MODÈLES UTILISÉS

Modèle	Type	Inputs	Application
SiRCA	Modèle Empirique	Un seul débit (en Aval)	Reconstruction et prévision de la CMES
CNN-LSTM	Deep Learning	Plusieurs débits + Leurs temporalités (Historiques)	Reconstruction et prévision de la CMES
Transformer	Deep Learning	Plusieurs débits + Leurs temporalités (Historiques)	Prévision de la CMES
Transformer-LSTM	Deep Learning	Débit, CMES et Température	Prévision de la granulométrie
Transformer-LSTM	Deep Learning	Débit, CMES et Granulométrie	Prévision du CCOP
Transformer-LSTM	Deep Learning	Débit, CMES, Granulométrie et Température	Prévision des concentrations en contaminants
<i>Récapitulatif des différents modèles</i>			

03

RÉSULTATS

RECONSTRUCTION DE LA CMES SUR LES AFFLUENTS :

CNN-
LSTM

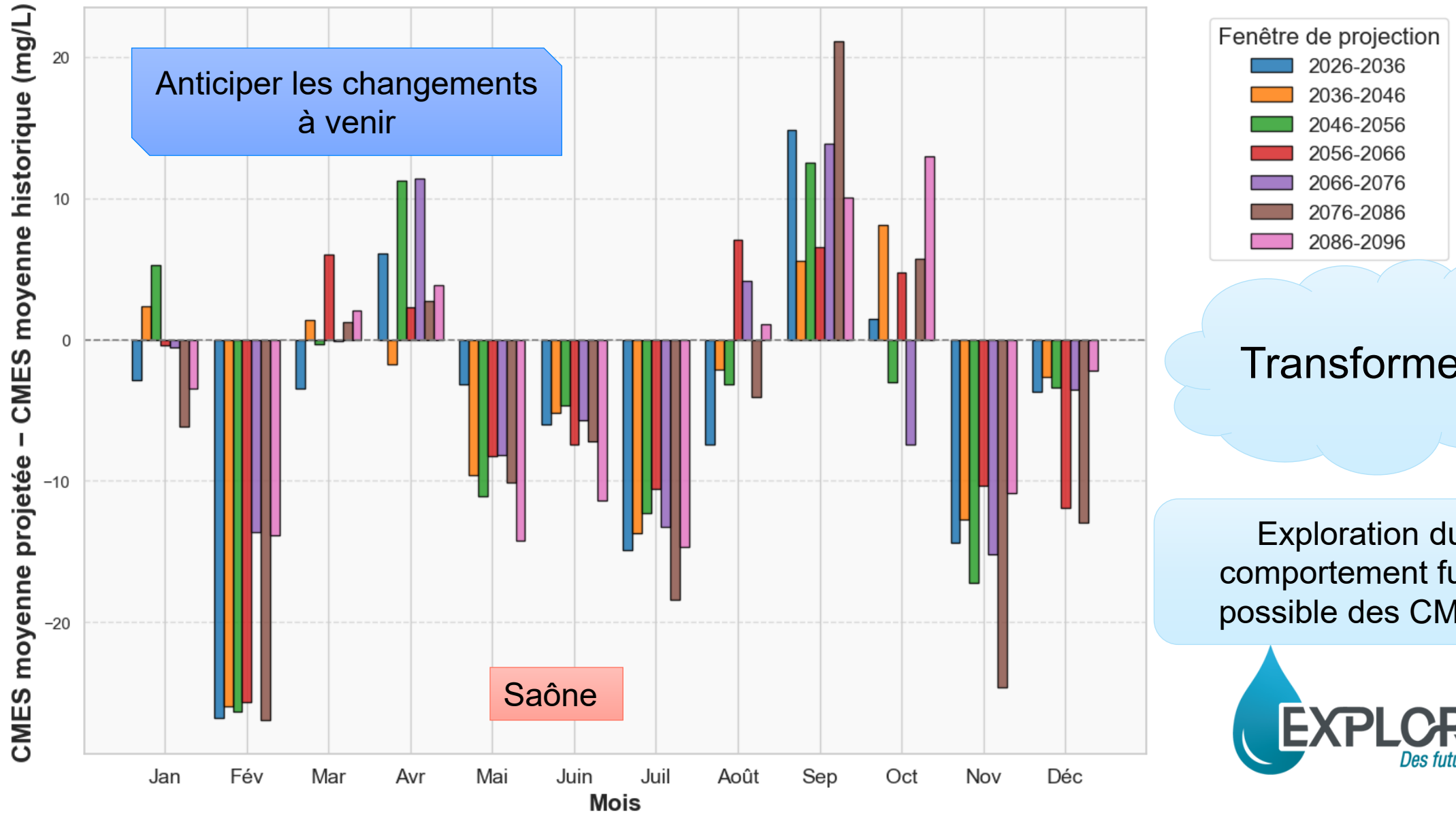
Données
passées
reconstituées
au pas de
temps horaire

Fleuves	Modèles	R2	RMSE	MAE
Durance	SiRCA	0,61	473	91
	CNN-LSTM	0,95	134	54
Saône	SiRCA	0,61	12,8	7,4
	CNN-LSTM	0,97	3,6	2,4
Isère	SiRCA	0,11	597	98
	CNN-LSTM	0,83	250	54
Drôme	SiRCA	0,4	364	75
	CNN-LSTM	0,95	104	33
Fier	SiRCA	0,61	57	13
	CNN-LSTM	0,95	19	7
Ain	SiRCA	0,66	9,6	5,8
	CNN-LSTM	0,94	4	2,7
Bourbre	SiRCA	0,24	49	27
	CNN-LSTM	0,85	22	14
Arve	SiRCA	0,32	229	91
	CNN-LSTM	0,90	88	40

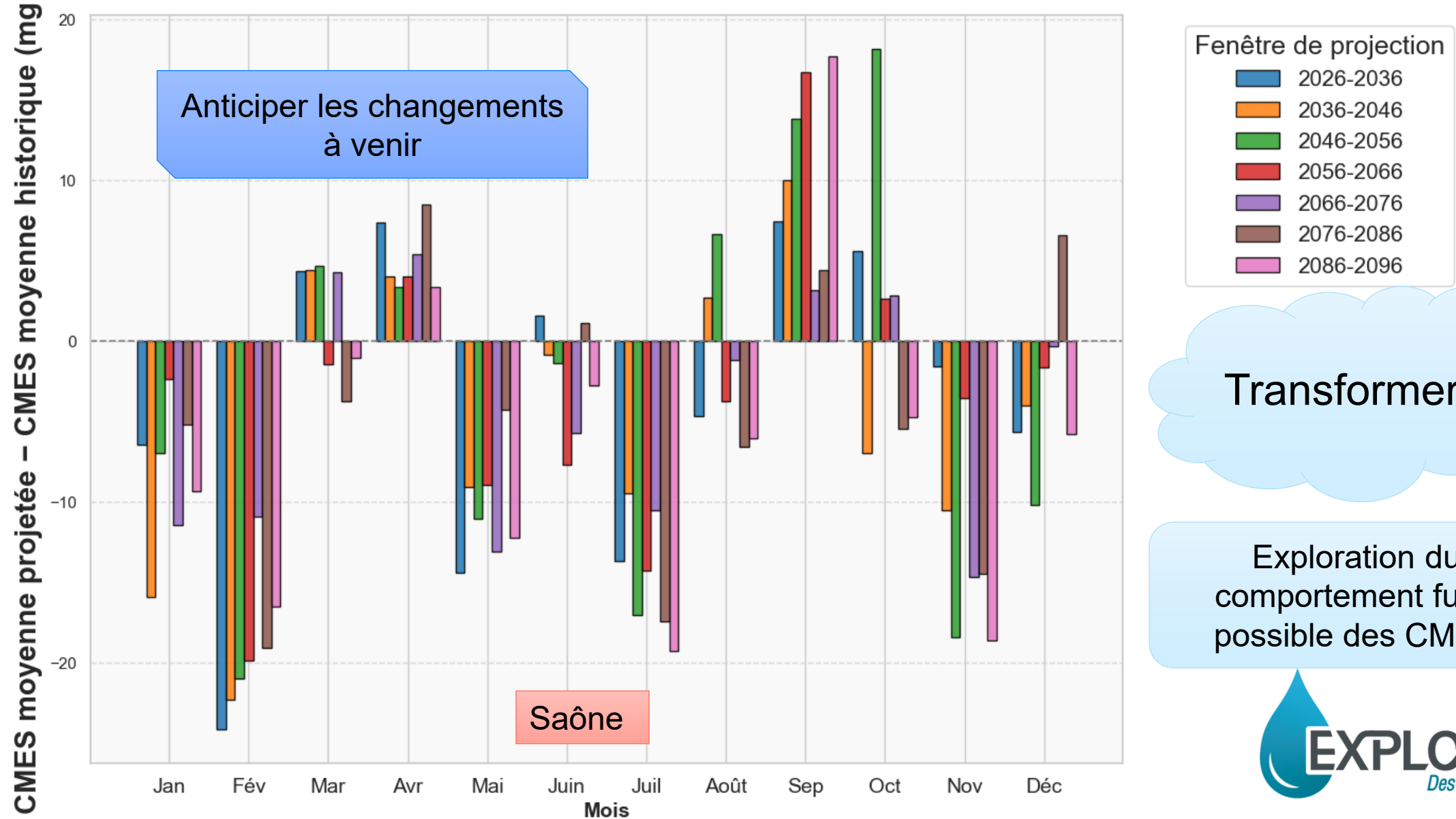
Performance
calculée sur
un ensemble
test non vu
par le
modèle mais
sans
données
lacunaires.

Application du modèle aux données lacunaires

PRÉDICTION DES MAXIMUMS DE CMES PROJÉTÉS RCP 2.6 :

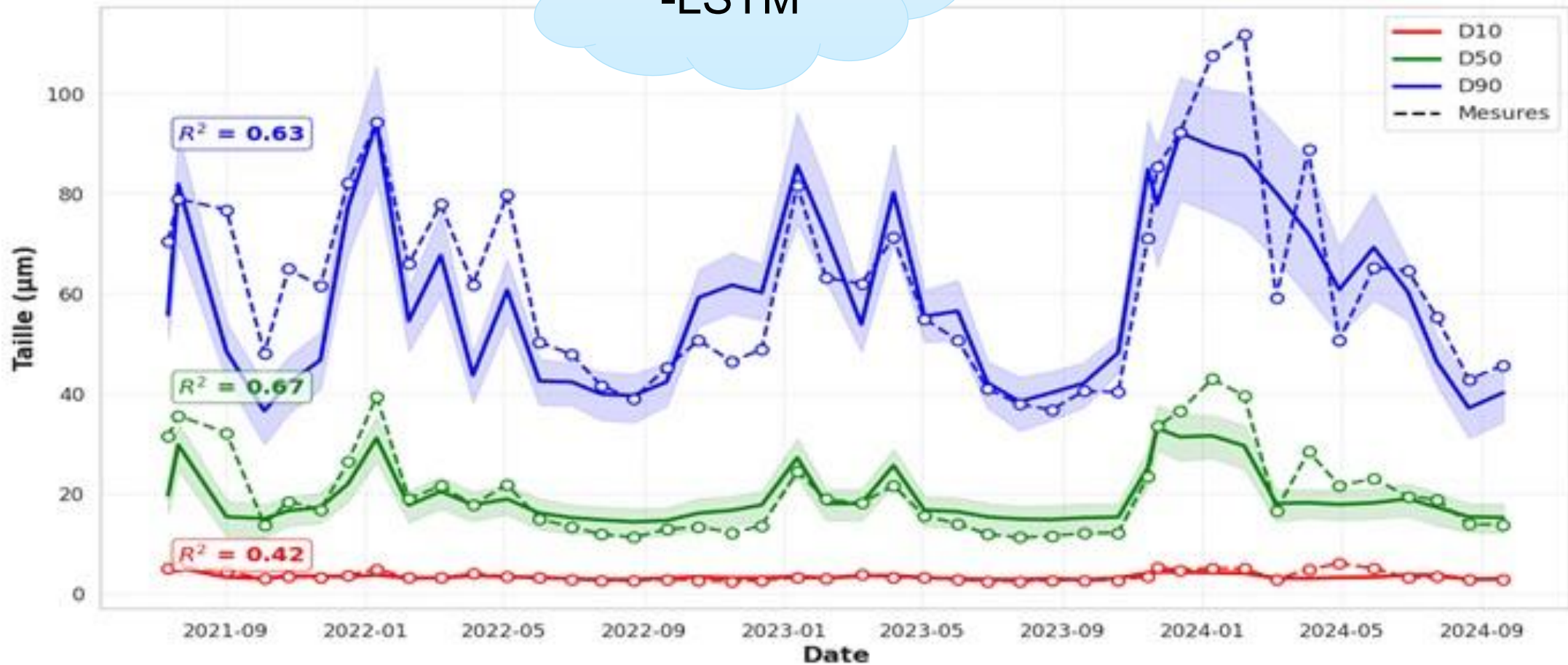


PRÉDICTION DES MAXIMUMS DE CMES PROJÉTÉS RCP 8.5 :



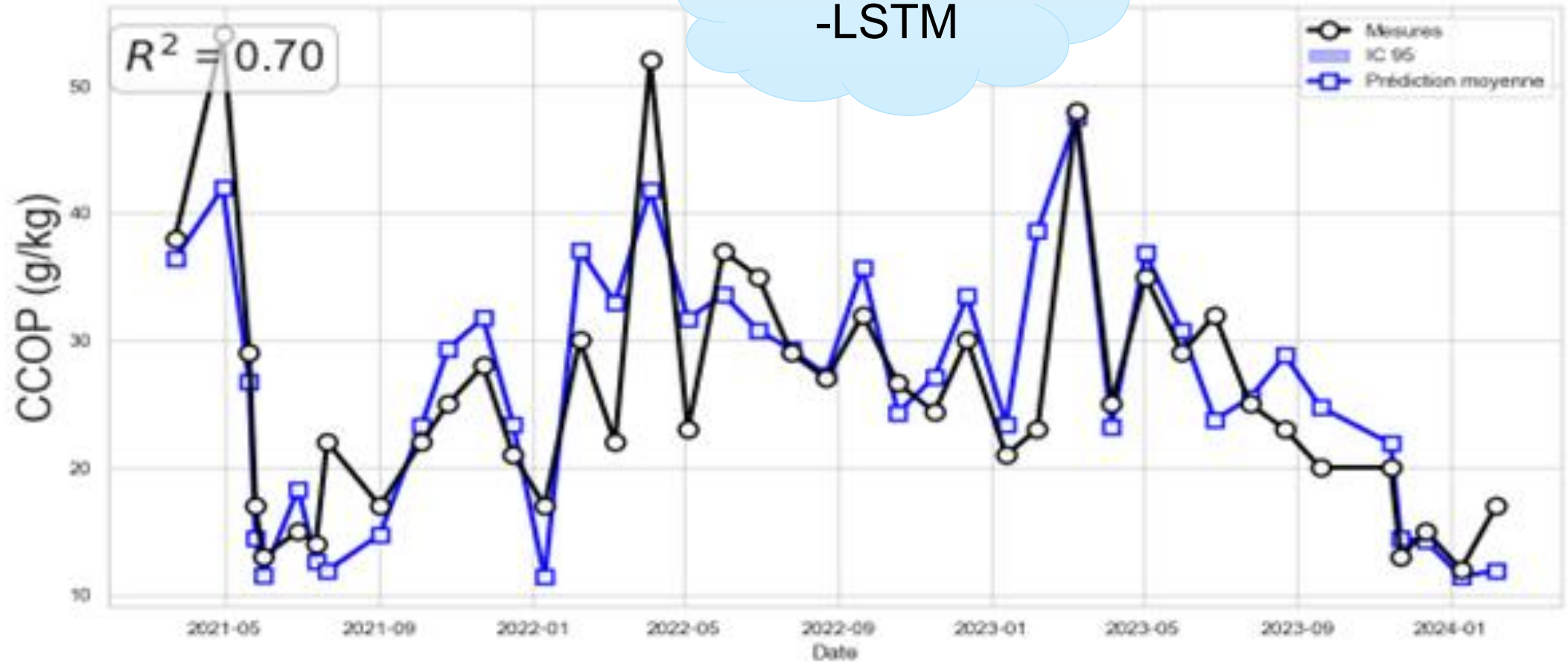
PRÉVISION DE LA GRANULOMÉTRIE À JONS:

Transformer
-LSTM



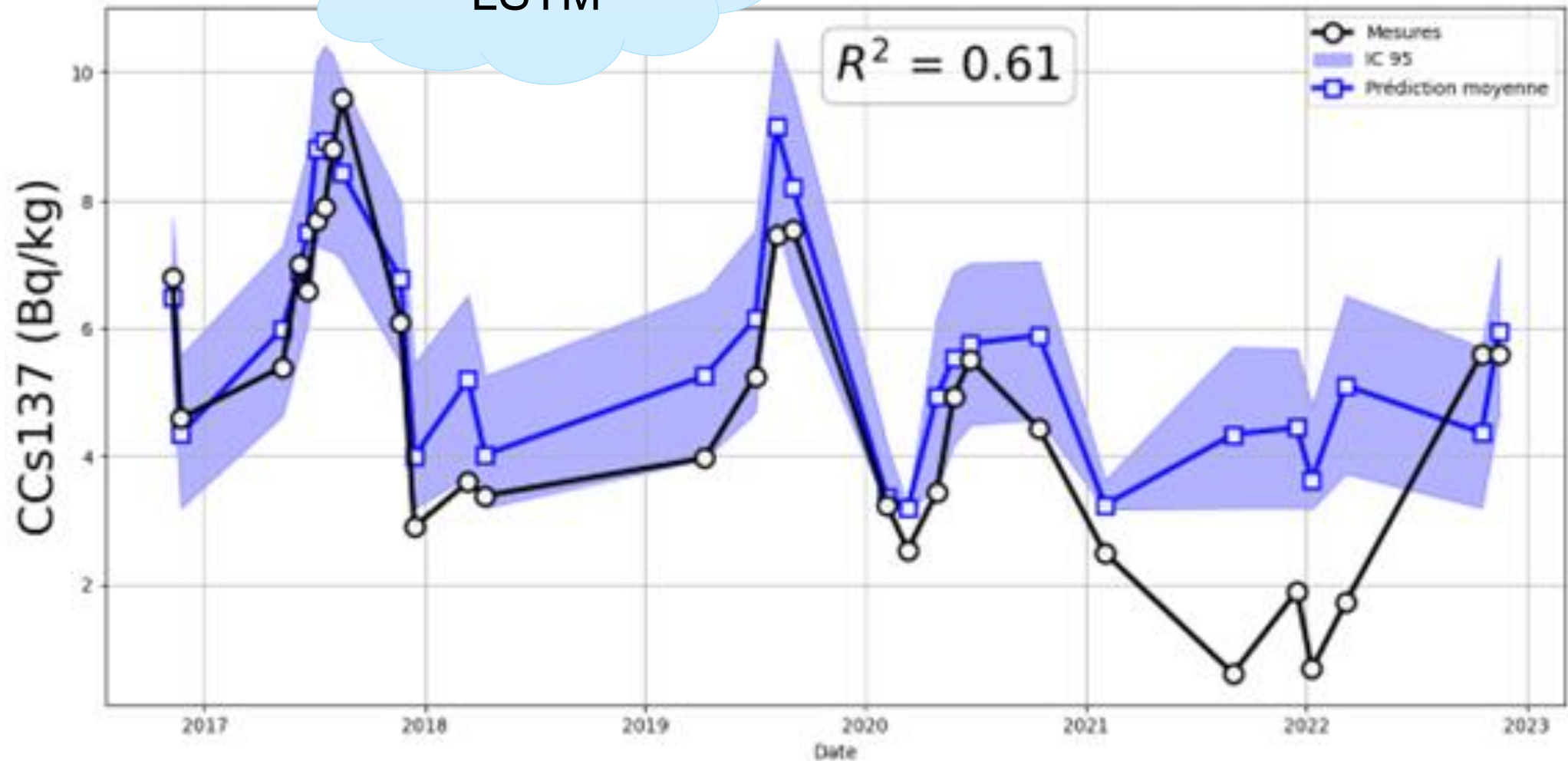
PRÉVISION DU CCOP À JONS

Transformer
-LSTM



PRÉVISION DE LA CONCENTRATION EN ^{137}CS À JONS

Transformer
-LSTM

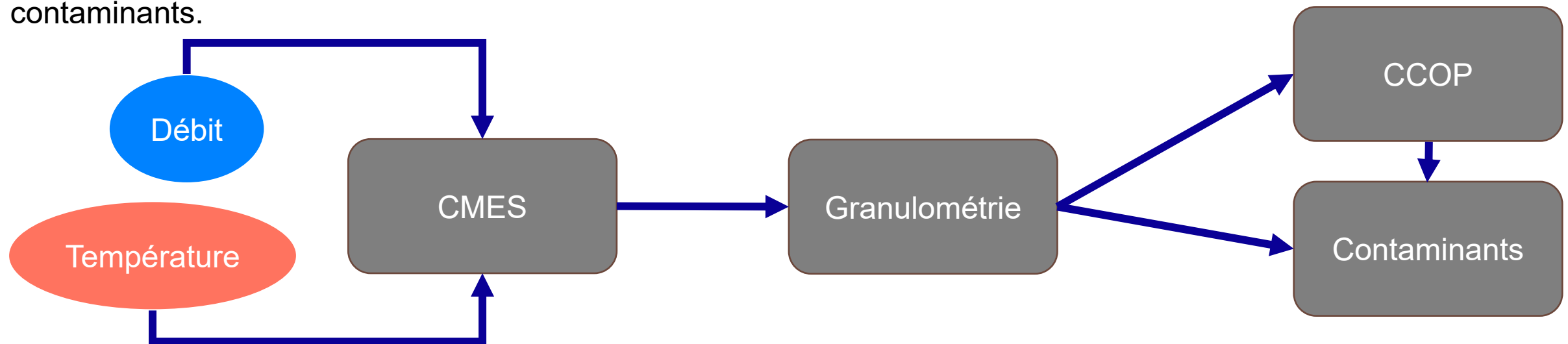


05

CONCLUSION

PERSPECTIVES ET CONCLUSION

- Les modèles de DL (CNN-LSTM, Transformer et Transformer-LSTM) ont obtenu des résultats très satisfaisants sur :
 - La reconstruction des chroniques passées des MES au pas de temps horaire afin de pouvoir compléter les bases de données
 - La compréhension des dynamiques mensuelles futures des MES, tailles de particules, de la concentration en carbone organique particulaire et en ^{137}Cs .
- La généralisation des modèles aux autres stations et autres contaminants radioactifs, ETM, HAP, ...
- Chaine de modélisation partant de débits et températures des affluents pour modéliser tour à tour la charge en suspension, la taille des particules, la concentration en carbone organique particulaire et la concentration en contaminants.

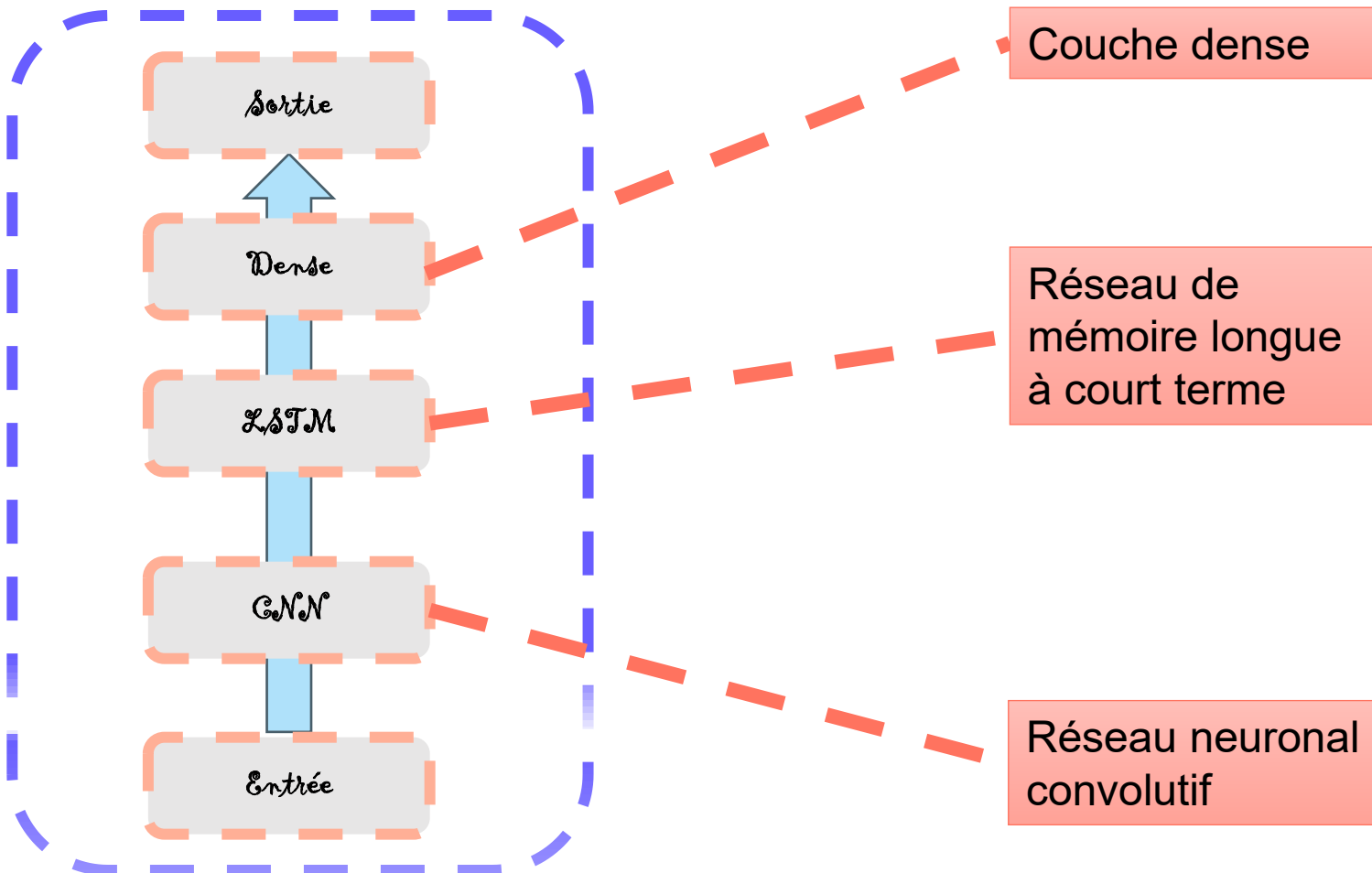


Merci pour votre attention

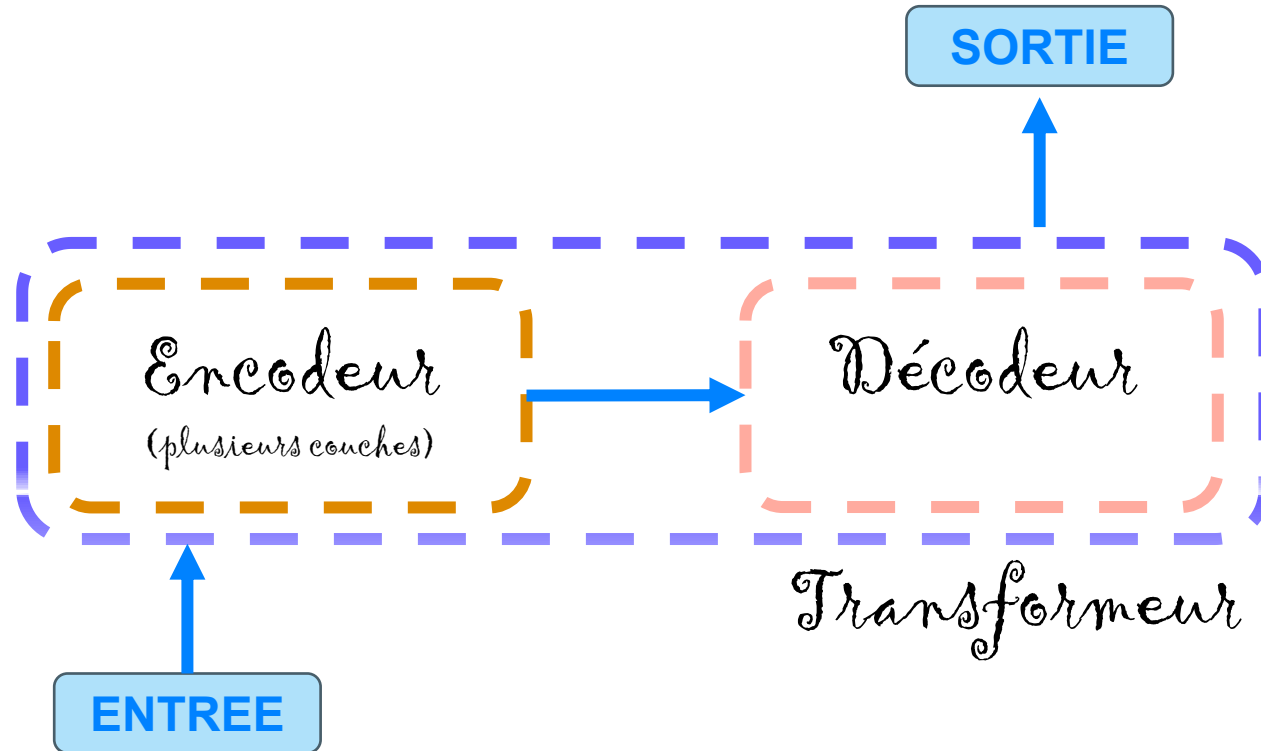
06

ANNEXE

MODÈLES UTILISÉS : CNN-LSTM

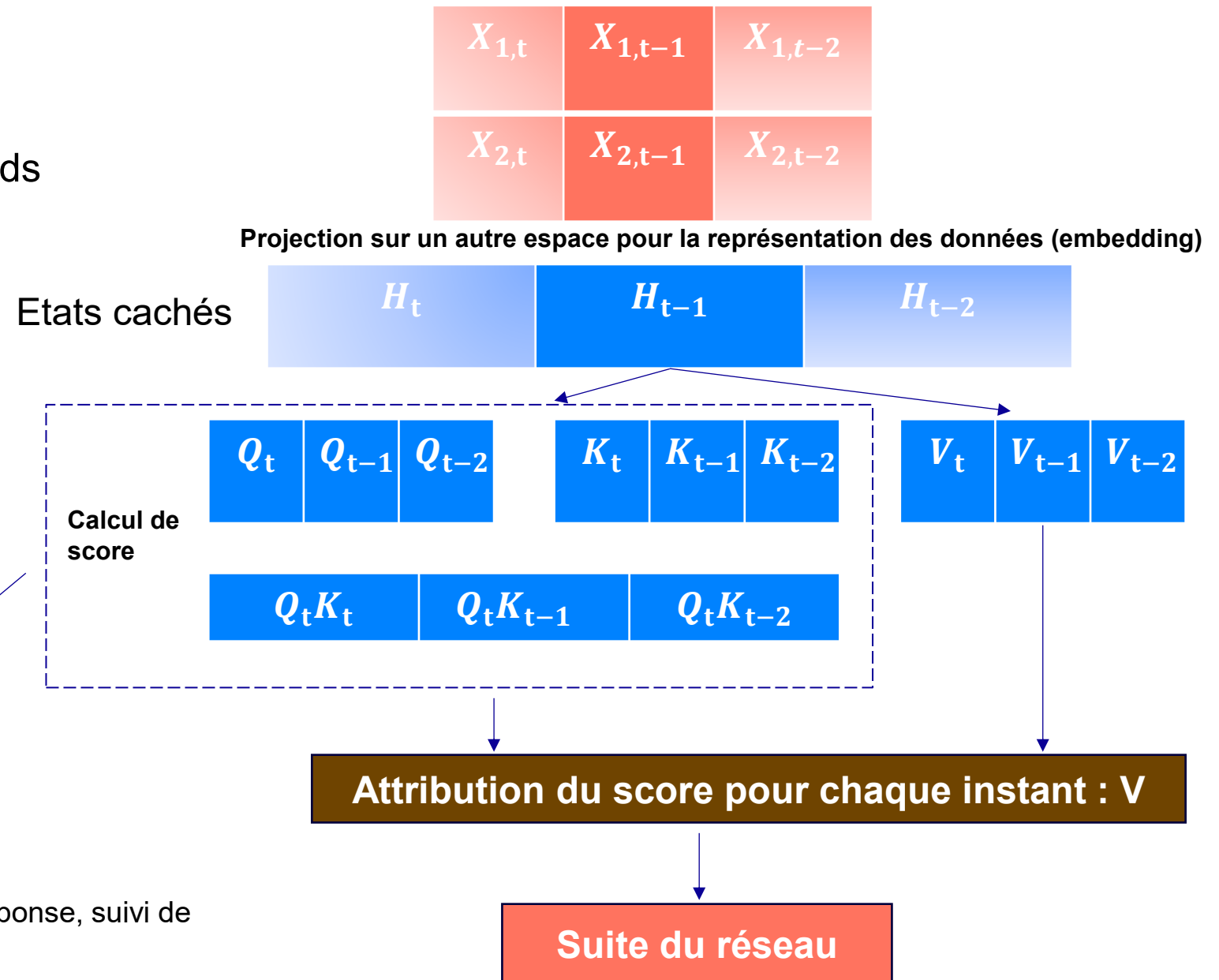


UN MODÈLE TRANSFORMEUR C'EST QUOI ?



UN MODÈLE TRANSFORMER C'EST QUOI ?

- L'introduction d'un mécanisme d'attention dans le réseau de neurone pour prioriser les retards les plus influents

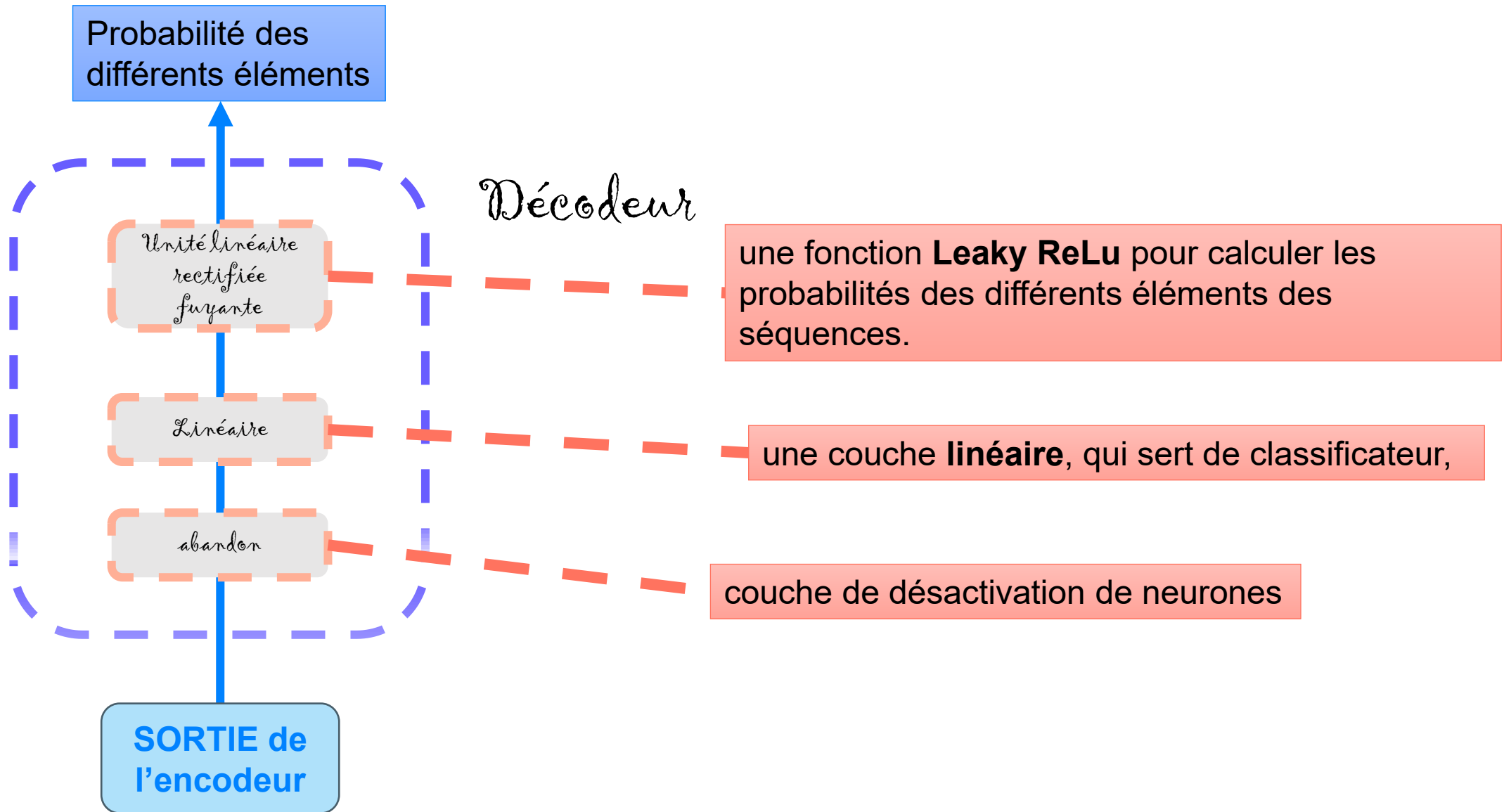


EXEMPLE

- $Q_t K_t = 2$
- $Q_t K_{t-1} = 5$
- $Q_t K_{t-2} = 0.8$

L'instant $t-1$ affecte le plus notre variable réponse, suivi de l'instant t et puis l'instant $t-2$

UN MODÈLE TRANSFORMEUR SIMPLIFIÉ



UN MODÈLE TRANSFORMEUR-LSTM

