

Intelligence artificielle en Biologie Clinique

Quelles applications concrètes pour la pratique médicale

Le samedi 30 mai 2026

Phn. Biol. Quentin Delefortrie



Membre du Réseau Hospitalier Charleroi Métropole



Ce que nous voyons n'est parfois qu'une partie de
l'information disponible



COFO

Hb, GB, PLT

CELL POPULATION DATA - CPD

centaines de mesures : taille,
granularité, fluorescence,
dispersion, ...



SEDIMENT URINAIRE

Tigette, sédiment : NIT, GB, ...

COFO

Hb, GB, PLT

CELL POPULATION DATA - CPD

centaines de mesures : taille,
granularité, fluorescence,
dispersion, ...



Nombreuses VARIABLES

Tigette + sédiment+ interactions



SEDIMENT URINAIRE

Tigette, sédiment : NIT, GB, ...

COFO

Hb, GB, PLT

CELL POPULATION DATA - CPD

centaines de mesures : taille, granularité, fluorescence, dispersion, ...



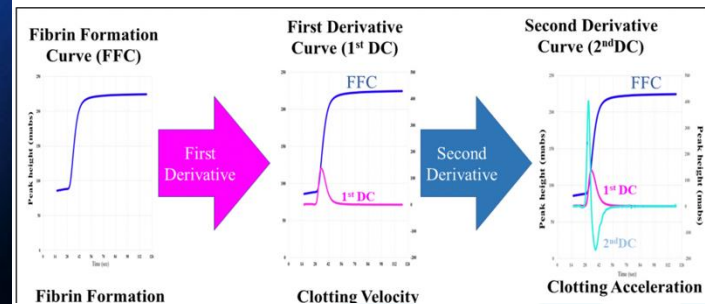
Nombreuses VARIABLES

Tigette + sédiment+ interactions

COAG

Temps de coagulation

CLOT WAVEFORM ANALYSIS - CWA



Sommaire

- 1 IA : Comment une machine apprend-elle ?
- 2 Infection urinaire
- 3 Cell Population Data (CPD) – *A la pêche!*
- 4 Courbes de coagulation : exploiter le signal au-delà du temps
- 5 Messages clés et perspectives

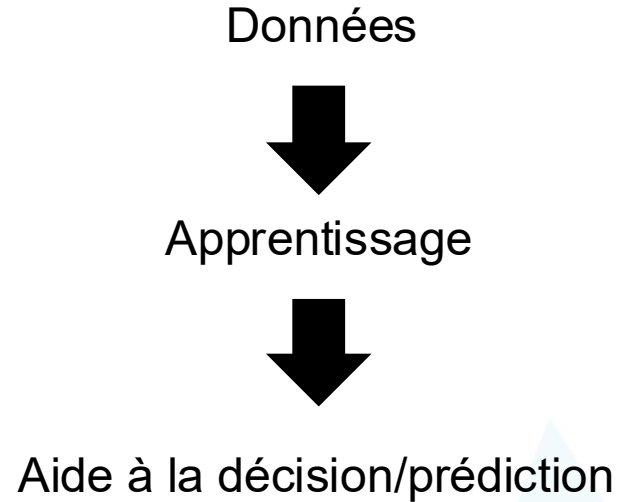


Sommaire

- 1 IA : Comment une machine apprend-elle ?
- 2 Infection urinaire
- 3 Cell Population Data (CPD) – *applications cliniques*
- 4 Courbes de coagulation : exploiter le signal au-delà du temps
- 5 Messages clés et perspectives

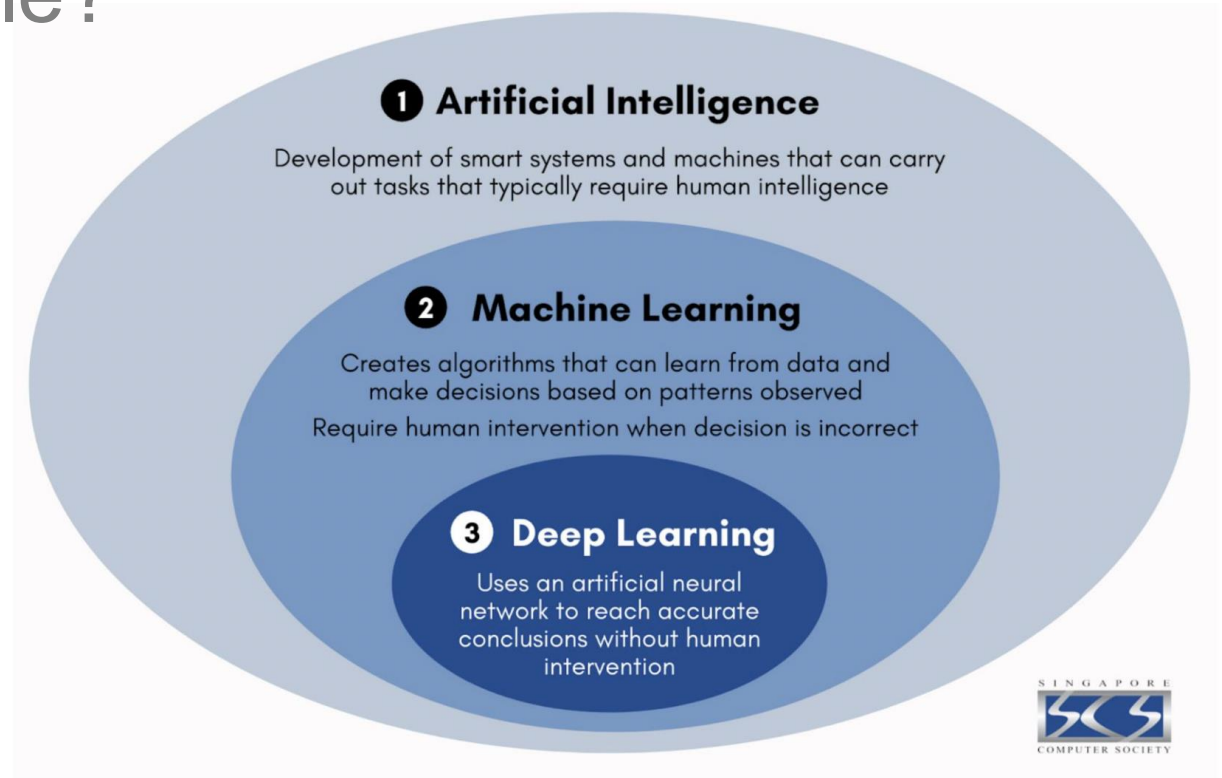


Qu'est-ce que l'intelligence artificielle?



L'intelligence artificielle regroupe des méthodes permettant à une machine d'identifier des relations à partir de données afin d'aider à prédire ou soutenir la décision

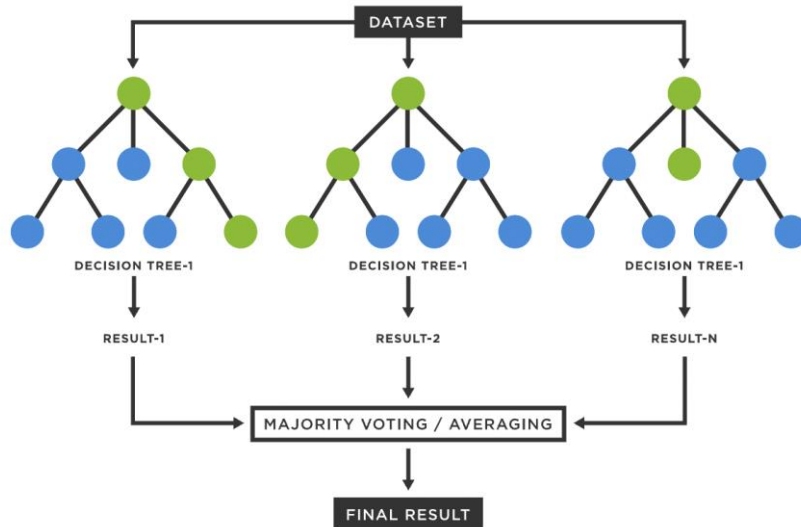
Qu'est-ce que l'intelligence artificielle?



<https://www.scs.org.sg/articles/machine-learning-vs-deep-learning>, consulté le 22/03/2024, 16h48

Machine Learning

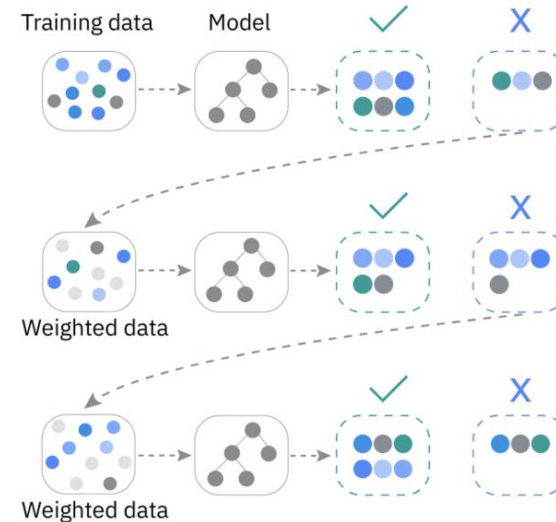
Arbres de décision



Random Forest

Nombreux arbres indépendants qui votent

➔ « Démocratie »



XG BOOST

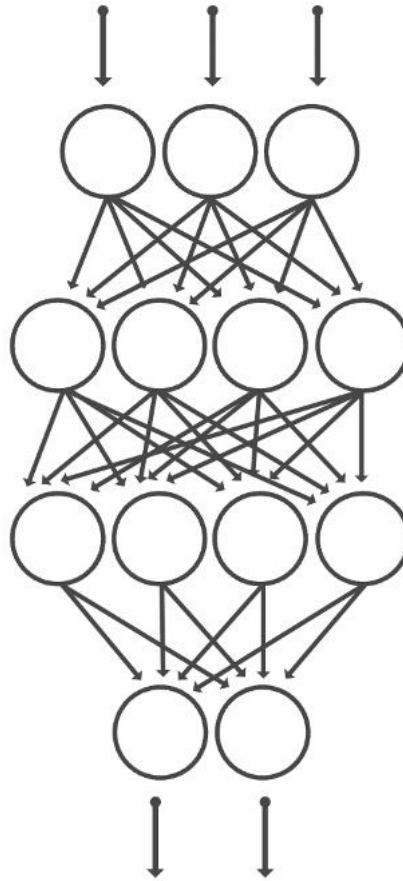
Chaque nouvel arbre corrige les erreurs du précédent

➔ « Guidelines successives »

Deep Learning

*Transformation progressive
de l'information*

Ex : adolescent avec fatigue
marquée et fièvre...



Couche d'entrée = donnée d'entrée
Adolescent, fièvre, sexe, mal de
gorge, adénopathie, ...

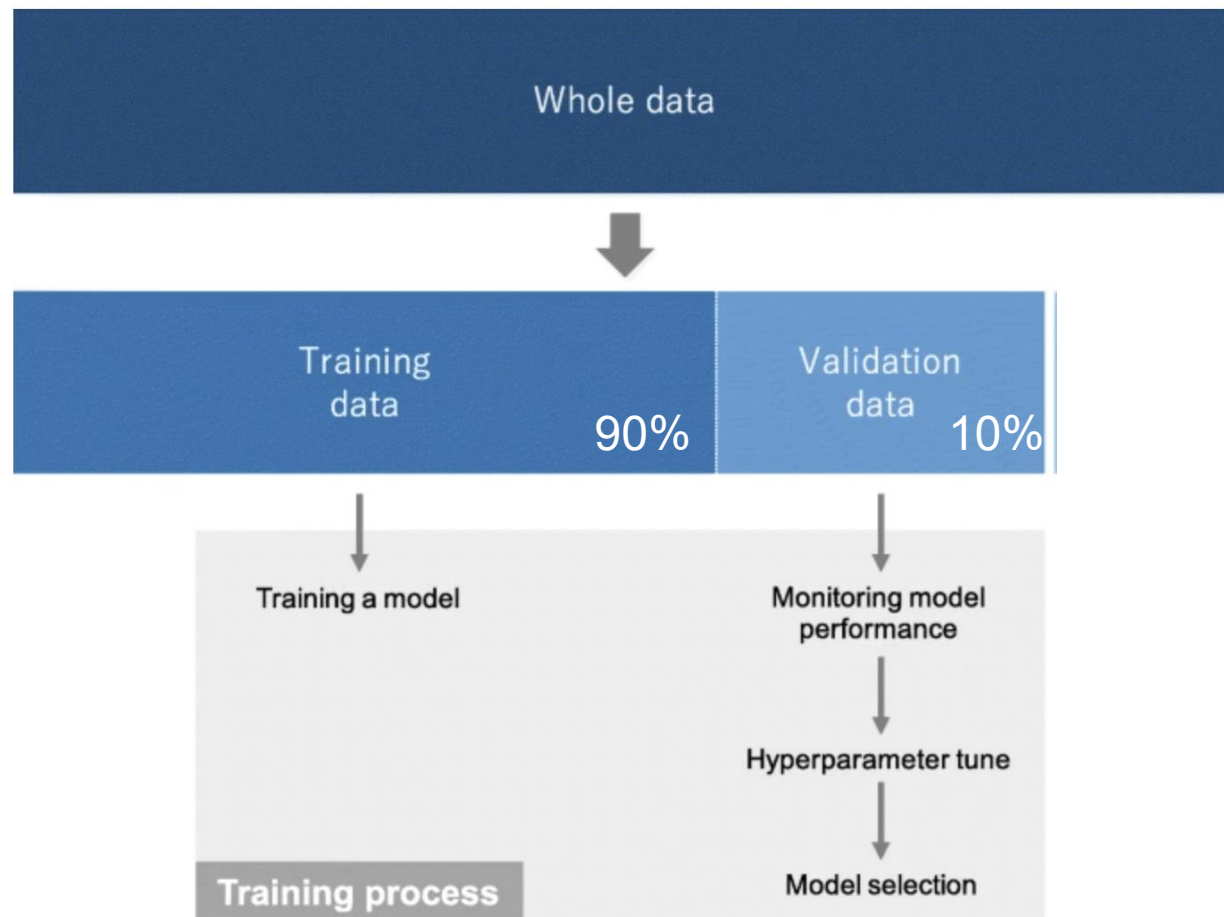
Hidden layer 1 = profil
inflammatoire, atteinte ORL,
viral/bactérien?

Hidden layer 2 = compatible
syndrome mononucléosique /
Strepto A?

Sortie= EBV (80%) Strepto A (20%)

Evaluation du modèle

Sensibilité
Spécificité
VPN/VPP
Courbe ROC (AUC)
...

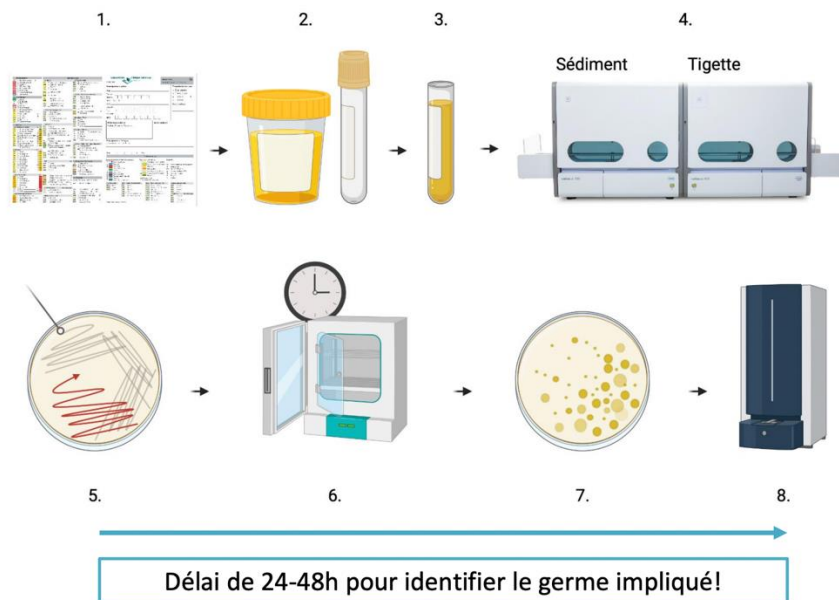


Sommaire

- 1 IA : Comment une machine apprend-elle ?
- 2 Infection urinaire
- 3 Cell Population Data (CPD) – *applications cliniques*
- 4 Courbes de coagulation : exploiter le signal au-delà du temps
- 5 Messages clés et perspectives

Machine Learning Algorithms for Predicting Urinary Tract Infections: Integration of Demographic Data and Dipstick Reflectance Results

Julien Favresse,^{a,b,*} Julien Cabo ^a Maxime Bosse,^a Benjamin Lardinois,^a Julie Cadrobbi,^a Kim Laffineur,^a Marc Elsen,^a Jonathan Douxfils,^{b,c} Liam Roelandts,^{a,c} and Sander De Bruyne^{d,e}



- 70-80% des urines négatives
- WHO : résistance antibiotique
 - ➔ 5 millions morts/an
 - ➔ Jusqu'à 169 millions de morts d'ici 2050
- 15% prescription antibio pour les infections urinaires (USA/Europe)

Même sédiment... ... résultats opposés

- **Protocole**



Cas #1

- Femme
- 37 ans
- NIT +
- LEU +++
- GB 172/μL

Tigette/sédiment



Cas #2

- Femme
- 41 ans
- NIT +
- LEU +++
- GB 160/μL

Microbiologie

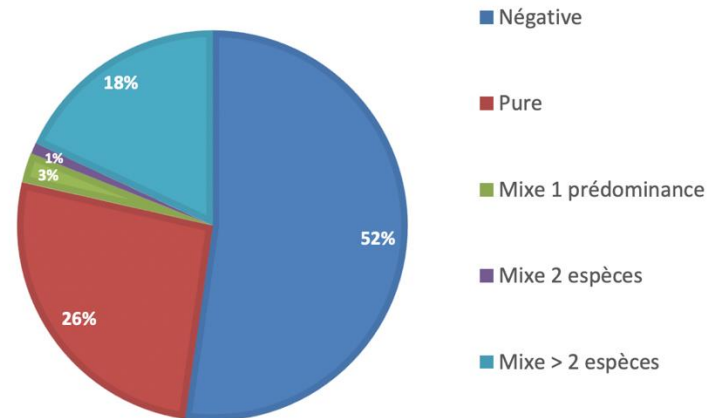
Culture négative

***E. coli* CFU >10⁵/mL**

Définitions et cohortes

Définition 1	Définition 2	Définition 3	Définition 4	Définition 5
European association of urology 2015	Public Health England (PHE)/Health Protection Agency guidelines	POETIC protocol	EFLM (1)	EFLM (2)
$\geq 10^3$ CFU/mL uropathogène	$\geq 10^5$ CFU/mL uropathogène (prédominance dans flore mixte)	$\geq 10^5$ CFU/mL uropathogène (pure)	$\geq 10^3$ CFU/mL pathogène classe 1 + GB ≥ 30	$\geq 10^3$ CFU/mL pathogène classe 1 + GB ≥ 30
	$\geq 10^4$ CFU/mL uropathogène (pure)	$>10^4$ et $<10^5$ CFU/mL uropathogène (pure) + GB ≥ 30	$\geq 10^4$ CFU/mL pathogène classe 2 + GB ≥ 30	$\geq 10^4$ CFU/mL pathogène classe 2 + GB ≥ 30
	$\geq 10^3$ CFU/mL, <i>E. coli</i> ou <i>S. saprophyticus</i>	$\geq 10^5$ CFU/mL uropathogène (prédominance dans flore mixte)	$\geq 10^5$ CFU/mL pathogène classe 3 + GB ≥ 30	$\geq 10^5$ CFU/mL pathogène classe 3 + GB ≥ 30
		$\geq 10^5$ CFU/mL 2 uropathogènes (prédominance 1 vs 2) + GB ≥ 30	$\geq 10^5$ CFU/mL flore mixte + GB ≥ 30	
		$>10^4$ et $<10^5$ CFU/mL 2 uropathogènes (ensemble) + GB ≥ 30		
		10^4 à $<10^5$ CFU/mL uropathogène (prédominance dans flore mixte) + GB ≥ 30		

- Base de données: 9,753 urines
 - Novembre 2023 – Janvier 2024
 - Ratio femme/homme: 5,871/3,884 (60.2%/39.8%)
 - Age: moyenne = 59 ans (min-max: 0-103 ans)
 - Femmes: moyenne = 57.2 ans
 - Hommes: moyenne = 61.8 ans



NB: 1,484 *E. coli* pure (~60%)

Variables et stratégie d'étude

• Tigette

- Nitrites
- Leucocyte estérase
- Corps cétoniques
- Erythrocyte et hémoglobine
- Glucose
- Protéines
- Bilirubine
- Urobilinogène
- pH
- Densité
- Couleur
- Turbidité

• Sédiment

- Globules blancs
- Globules rouges
- Cellules épithéliales
 - Squameuses
 - Non-squameuses
- Cylindres
 - Pathologiques
 - Hyalins
- Bactéries
- Levures
- Mucus
- Cristaux

+ Âge + Sexe

1. Obtention d'un modèle

A. Base de données pour l'apprentissage
(6,827 urines)



B. Obtention d'un modèle

C. Evaluation des performances

Features	Target
5.1 3.5 1.4 0.2	0
6.4 3.1 4.5 1.2	1
5.9 3.0 5.0 1.8	2
...	...
4.9 3.0 1.4 0.2	0

2. Validation du modèle

A. Base de données pour la validation
(2,926 urines)



B. Vérification des performances à partir du modèle

5.3 3.7 1.4 0.3	?
-----------------	---

Résultats

CatBoost

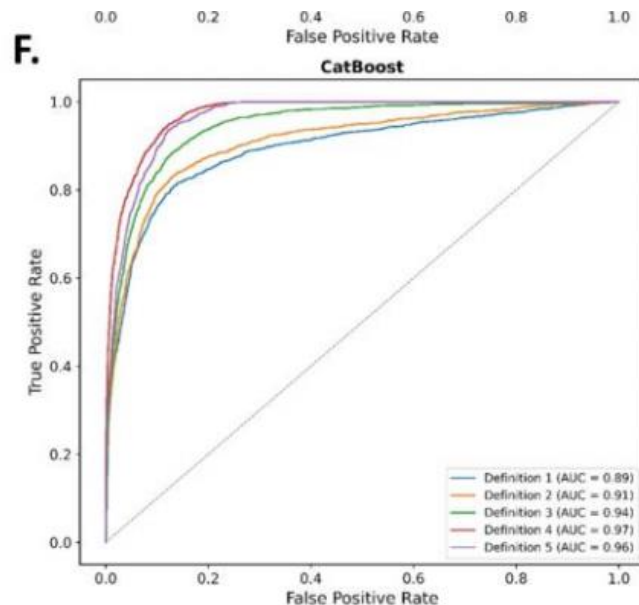
Définition 1: 0.89

Définition 2: 0.91

Définition 3: 0.94

Définition 4: 0.97

Définition 5: 0.96



NIT/LEU :

0,73-0,805

Résultats

Model	Optimal threshold	Dataset	Sensitivity (% CI)	Specificity (% CI)	PPV (% CI)	NPV (% CI)	Accuracy (% CI)	AUC (% CI)
Definition 1	0.2575	Validation	82.2 (77.4-86.4)	86.5 (81.5-89.5)	68.8 (61.4-73.0)	93.1 (91.7-94.6)	85.3 (81.7-87.4)	89.5 (87.5-91.4)
		Test	77.9 (74.9-80.7)	86.8 (85.3-88.2)	68.0 (65.0-70.9)	91.6 (90.4-92.7)	84.4 (83.2-85.7)	88.2 (86.7-89.7)
Definition 2	0.2422	Validation	84.7 (81.5-90.0)	86.8 (84.5-90.4)	67.6 (64.2-73.8)	94.6 (93.5-96.4)	86.3 (84.4-88.8)	91.3 (89.9-92.7)
		Test	79.3 (76.3-82.1)	88.0 (86.7-89.3)	68.1 (65.2-71.2)	93.0 (91.8-94.0)	85.9 (84.7-87.1)	90.0 (88.5-91.3)
Definition 3	0.2318	Validation	90.2 (87.4-93.7)	87.3 (84.5-91.1)	67.9 (63.2-74.3)	96.8 (96.0-97.9)	88.0 (85.8-90.3)	94.5 (93.5-95.2)
		Test	87.9 (85.3-90.3)	87.8 (86.4-89.1)	67.9 (64.9-71.0)	96.1 (95.2-96.9)	87.8 (86.6-89.0)	94.7 (93.8-95.5)
Definition 4	0.2459	Validation	94.9 (92.7-95.9)	88.9 (87.7-90.1)	71.2 (69.2-73.0)	98.4 (97.7-98.7)	90.3 (89.5-91.1)	97.3 (96.7-97.7)
		Test	90.5 (88.4-92.6)	90.7 (89.5-91.8)	73.7 (70.7-76.7)	97.1 (96.4-97.7)	90.7 (89.6-91.7)	97.2 (96.7-97.6)
Definition 5	0.2333	Validation	94.5 (90.1-98.0)	87.4 (83.6-90.8)	66.5 (60.6-72.6)	98.4 (97.1-99.4)	88.9 (86.3-91.3)	96.3 (95.2-97.0)
		Test	91.7 (89.4-93.9)	90.0 (88.8-91.2)	70.6 (67.5-73.6)	97.7 (97.0-98.2)	90.4 (89.3-91.4)	96.8 (96.2-97.3)

Même sédiment... ... résultats opposés

- **Protocole**



Cas #1

- Femme
- 37 ans
- NIT +
- LEU +++
- GB 172/μL

Tigette/sédiment



Cas #2

- Femme
- 41 ans
- NIT +
- LEU +++
- GB 160/μL

Microbiologie

Culture négative

***E. coli* CFU >10⁵/mL**

ET notre patiente?



Cas #1

- Femme
- 37 ans
- NIT +
- LEU +++
- GB 172/μL

Tigette/sédiment

Microbiologie

Prédiction
machine learning
(0 à 1)

Culture négative

Score 0.003
→ négatif



Cas #2

- Femme
- 41 ans
- NIT +
- LEU +++
- GB 160/μL

E. coli CFU >10⁵/mL

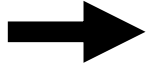
Score 0.961
→ positif

Sommaire

- 1 IA : Comment une machine apprend-elle ?
- 2 Infection urinaire
- 3 Cell Population Data (CPD) – *applications cliniques*
- 4 Courbes de coagulation : exploiter le signal au-delà du temps
- 5 Messages clés et perspectives

CP...quoi?

➔ Cell Population Data



> 100 variables
mesurées :
certaines de
mesures : taille,
granularité,
fluorescence,
dispersion, ...



✓	HGB	Hémoglobine	11,4	↓
✓	HTC	Hématocrite	34,5	↓
✓	*GLR	Globules rouges	3,86	↓
✓	*MCV	VCm	90	
✓	*MCH	HCM	29,5	
✓	*MCHC	CHCM	33,0	
✓	*RDW	RDW	14,5	
✓	GLB	Globules blancs	7,8	
✓	NEUTRO	Neutrophiles	62,0	
✓	LYMPH	Lymphocytes	19,6	
✓	MONO	Monocytes	11,0	
✓	EOSINO	Eosinophiles	6,3	↑
✓	BASO	Basophiles	1,1	
✓	NEUABS	Neutrophilie absolue	4836	
✓	LYMABS	Lymphocytose absolue	1528	
✓	MONABS	Monocytose absolue	858	
✓	EOSABS	Eosinocytose absolue	491	↑
✓	BASABS	Basophilie absolue	85	
✓	*PLA	Plaquettes	462	↑
✓	*MPV	Volume plaquettaire	6,9	

CP...quoi?

Information cachée : MDS, LNH,
hémoglobinopathie, ...



> 100 variables
mesurées :
centaines de
mesures : taille,
granularité,
fluorescence,
dispersion, ...



✓	HGB	Hémoglobine	11,4	↓
✓	HTC	Hématocrite	34,5	↓
✓	*GLR	Globules rouges	3,86	↓
✓	*MCV	VCM	90	
✓	*MCH	HCM	29,5	
✓	*MCHC	CHCM	33,0	
✓	*RDW	RDW	14,5	
✓	GLB	Globules blancs	7,8	
✓	NEUTRO	Neutrophiles	62,0	
✓	LYMPH	Lymphocytes	19,6	
✓	MONO	Monocytes	11,0	
✓	EOSINO	Eosinophiles	6,3	↑
✓	BASO	Basophiles	1,1	
✓	NEUABS	Neutrophilie absolue	4836	
✓	LYMABS	Lymphocytose absolue	1528	
✓	MONABS	Monocytose absolue	858	
✓	EOSABS	Eosinocytose absolue	491	↑
✓	BASABS	Basophilie absolue	85	
✓	*PLA	Plaquettes	462	↑
✓	*MPV	Volume plaquettaire	6,9	

On va repêcher des thalassémies ?

Groupe 1 Groupe beta-thalassémique (n=300)	Groupe 2 : Alpha thalassémique-like (n= 62)	Groupe 3 : groupe ferriprive (n=203)	Groupe 4 : groupe normal (n=454)
HbA2 > 3,5%	Elec normale + MCV <80 + MCH >27 + Ferritine > 20	Deux prises de sang : • Une normale • Une ferriprive (ferritine < 20 et MCH <27) avec delta MCV de 5 MIN	Elec normale + MCV > 80 + MCH > 27 + Ferritine >20

On va repêcher des thalassémies ?

Groupe 1 Groupe beta-thalassémique (n=300)	Groupe 2 : Alpha thalassémique-like (n= 62)	Groupe 3 : groupe ferriprive (n=203)	Groupe 4 : groupe normal (n=454)
HbA2 > 3,5% POSITIF	Elec normale + MCV <80 + MCH <27 + Ferritine normale	Deux prises de sang : • Une normale • Une ferriprive avec delta MCV de 5 MIN NEGATIF	Elec normale + MCV > 80 + MCH > 27 + Ferritine >20

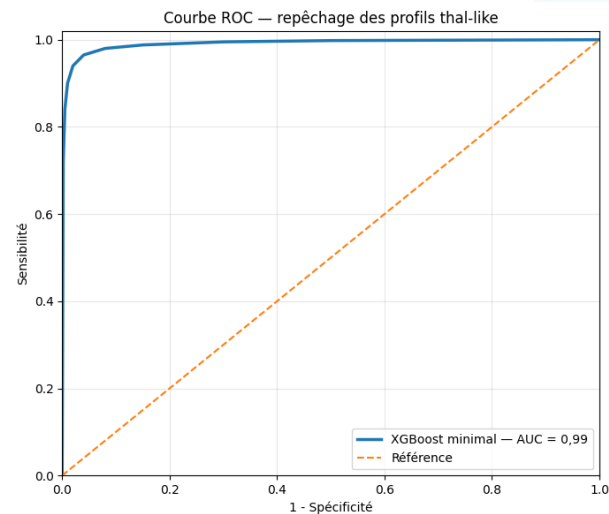
Machine Learning

Type XGBoost

Variables du modèle	Importance variable
RBC	52 %
LHD*	25 %
MAF*	17 %
RDW	7%

* CPD

Performances cliniques	Valeur
AUC	0,991
Sensibilité	91,7 %
Spécificité	95,7 %



Et ca vaut quoi ?

Méthode	Seuil	Sensibilité	Spécificité
XGBoost	0,50	91,7 %	94,6 %
Mentzer	<13	80,6 %	97,3 %
Ehsani	<15	77,8 %	94,6 %
RDWI	<220	81,9 %	100 %
Green & King	<65	77,8 %	100 %
England & Fraser	<0	79,2 %	100 %
Ricerca	<4,4	98,6 %	48,6 %
Shine & Lal	<1530	97,2 %	21,6 %

Variables utilisées

Méthode	Variables
Mentzer	MCV + RBC
Ehsani	MCV + RBC
RDWI	MCV + RDW + RBC
Green & King	MCV + RDW + Hb
England & Fraser	MCV + RBC + Hb
XGBoost	RBC + RDW + LHD + MAF

Le modèle atteint des performances comparables aux meilleurs index historiques tout en n'utilisant ni le MCV, composante centrale de l'ensemble des index classiques, ni l'hémoglobine

3 fondamentaux : Hb, MCV, RBC



Et la suite...

Etude prospective!

Objectif : tester en routine si l'algorithme permet de repêcher des profils thal-like avec un nombre acceptable d'électrophorèses (+ comparaison Mentzer et Ehsani)



Hypothèse conservatrice	Valeur
Prévalence hypothétique	0,4–0,5 %
Spécificité fixée	99 %
Sensibilité attendue (Mentzer, Ehsani, XGBoost)	≈ 90 %

Prévalence pré-test	VPP attendue	Électrophorèses positives pour 1 vrai cas
0,4 %	≈ 26 %	≈ 4
0,5 %	≈ 31 %	≈ 3

Remarque : Ces valeurs sont probablement une estimation basse : le calcul part de la prévalence belge globale, alors qu'en pratique l'action biologique sera surtout déclenchée chez des patients microcytaires/hypochromes, donc avec une probabilité pré-test plus élevée.

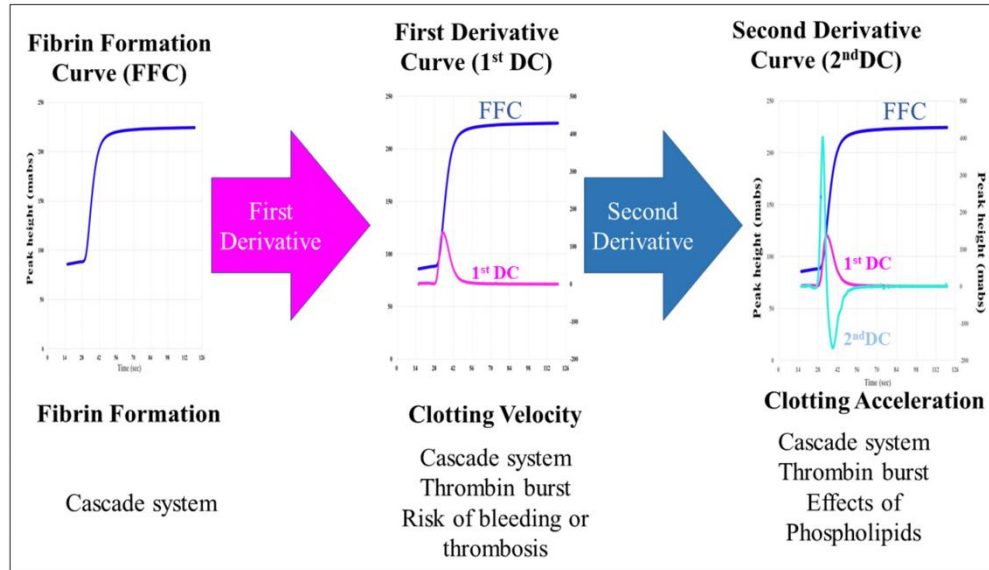
Infos à repêcher : nbre de COFO analysés, nbre de patients flaggés, thalassémies confirmées, ... quid de l'algo en conditions réelles?

Sommaire

- 1 IA : Comment une machine apprend-elle ?
- 2 Infection urinaire
- 3 Cell Population Data (CPD) – *applications cliniques*
- 4 Courbes de coagulation : exploiter le signal au-delà du temps
- 5 Messages clés et perspectives

Point de départ... (1)

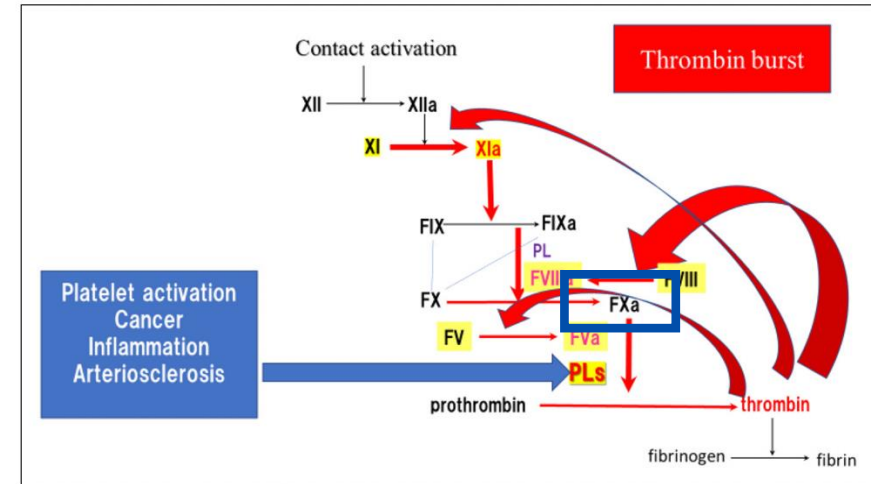
Clot Waveform Analysis ou CWA



Clinical Application of Clot Waveform Analysis

Hideo Wada, MD, PhD¹ , Katsuya Shiraki, MD, PhD¹, Yuhko Ichikawa², Takeshi Matsumoto, MD, PhD³, Hideto Shimpō, MD, PhD⁴, and Motomu Shimaoka, MD, PhD⁵

Clinical and Applied
Thrombosis/Hemostasis
Volume 31: 1-10
© The Author(s) 2025
Article reuse guidelines:
sagepub.com/journals-permissions
DOI: 10.1177/10760296251331606
journals.sagepub.com/home/cat



Point de départ... (2)

Charbon activé

Thrombosis Research 163 (2018) 117–122



ELSEVIER

Contents lists available at ScienceDirect

Thrombosis Research

journal homepage: www.elsevier.com/locate/thromres



Full Length Article

Simple method for removing DOACs from plasma samples

Exner T.^{a,*}, Michalopoulos N.^b, Pearce J.^b, Xavier R.^c, Ahuja M.^a

^a Haematex Research Pty Ltd, Sydney, Australia

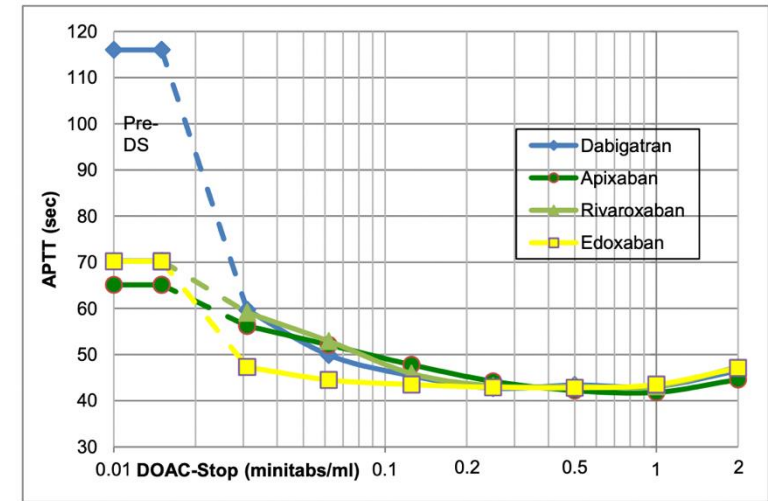
^b Haematology Department, PathWest, Queen Elizabeth II Medical Centre, Perth, Australia

^c Queensland Medical Laboratories, Brisbane, Australia



Method: DOAC Stop was tested on normal and a range of abnormal plasmas initially using activated partial thromboplastin time (APTT) tests and a more DOAC-sensitive Russells viper venom-based clotting test (DOAC Test). Further tests for prothrombin time/International Normalized Ratio (PT/INR), lupus anticoagulants, activated protein C (APC) resistance, antithrombin, plasminogen, protein C and S were carried out on various patient samples.

Results: DOAC Stop was found to remove all types of DOACs including dabigatran, apixaban, rivaroxaban and edoxaban from test plasmas with minimal effect on any of the (mainly clotting) tests considered in this study.



Point de départ... (3)

Apixaban et tests de base

Influence of apixaban on commonly used coagulation assays: results from the Belgian national External Quality Assessment Scheme

M. VAN BLERK* , E. BAILLEUL†, B. CHATELAIN†, A. DEMULDER†, K. DEVREESE†, J. DOUXFILS†, M. JACQUEMIN†, K. JOCHMANS†, F. MULLIER†, W. WIJNS†, B. CHINA*, K. VERNELEN*, M. R. SOUMALI*

Results: PT and aPTT were barely influenced at the concentrations tested. At 225 ng/mL apixaban, PT and aPTT clotting times were only 1.15 times longer than at 0 ng/mL. Among PT reagents, Recombi-PlasTin 2G[®] showed a slightly higher sensitivity with 225 ng/mL apixaban prolonging the PT clotting time 1.3-fold. Among aPTT reagents, there was no appreciable difference in sensitivity.

Point de départ... (4)

Deep Learning?

Objectif :

Identifier automatiquement la cause d'un APTT prolongé :

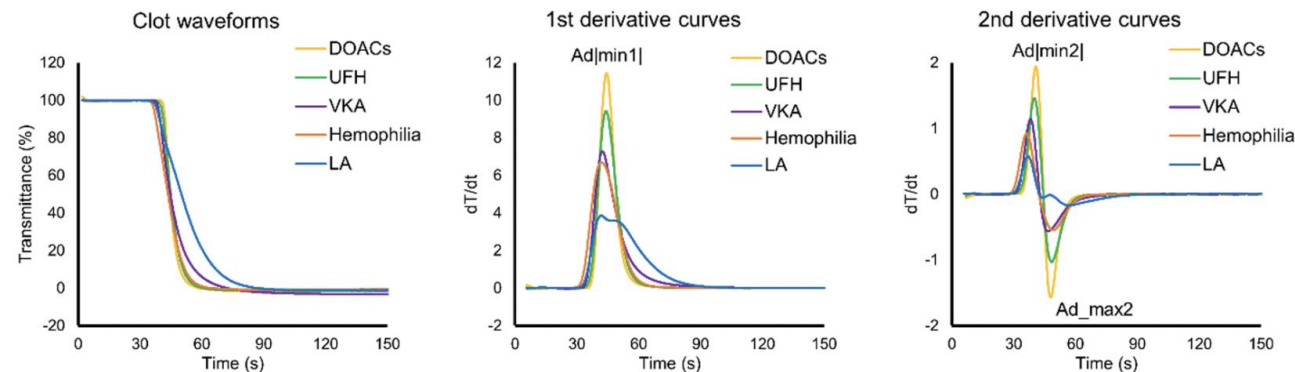
- hémophilie (n=135)
- lupus anticoagulant (n=95)
- héparine (n=99)
- AVK (n=105)
- DOAC (n=249)

scientific reports

 Check for updates

OPEN Deep learning model for screening causes of activated partial thromboplastin time prolongation using clot waveform analysis at multiple wavelengths

Masato Matsuda^{1,6}, Daiki Shimomura², Takeshi Suzuki³, Yuka Tabuchi³, Hiroshi Kurono³, Keisuke Nishi³, Nobuo Arai³, Yoshiki Hoshiyama¹, Mikio Kamioka², Masato Moriyama⁴ & Tomoko Matsumoto⁵✉

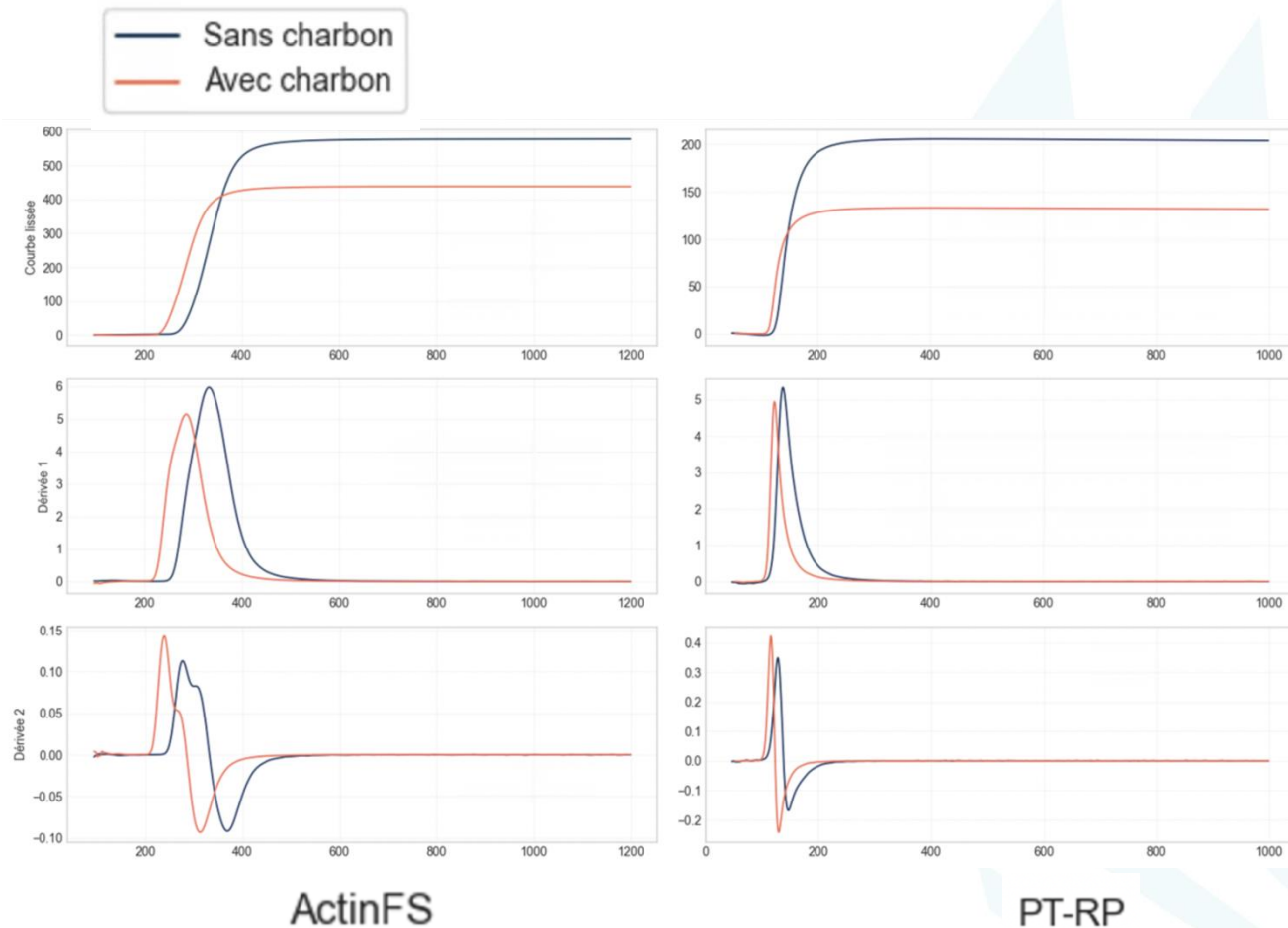


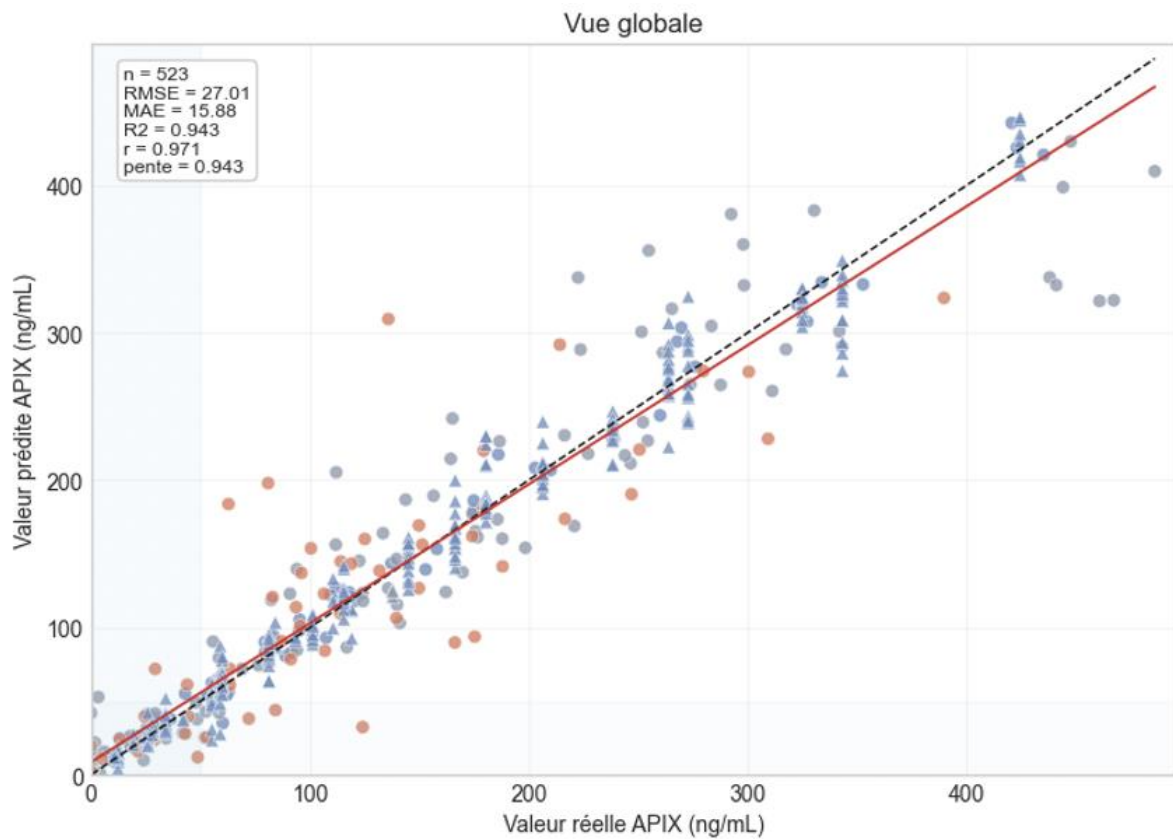
Sensibilité : >88%
Spécificité : >92%

Idée de l'étude...

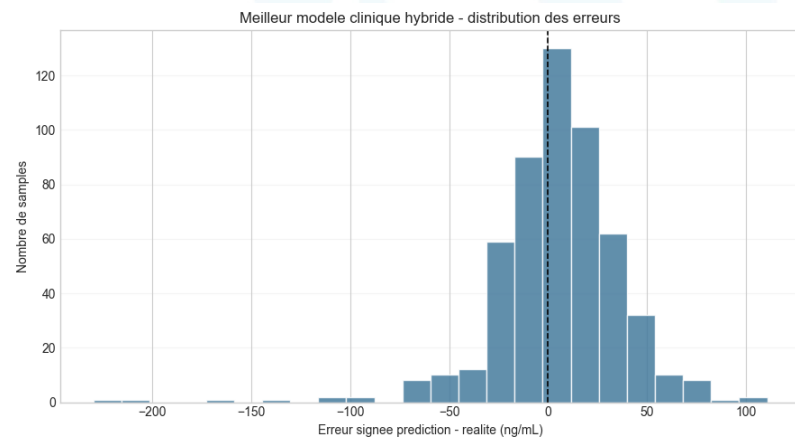
1. La courbe contient de l'information
2. Le charbon activé peut retirer spécifiquement le DOAC de l'échantillon
3. On ne sait pas doser les DOAC avec les tests de base
4. Le Deep Learning peut extraire de l'info des courbes

➔ On fait un delta des courbes pour normaliser les résultats?





>600 échantillons spikés
72 échantillons cliniques



Sommaire

- 1 IA : Comment une machine apprend-elle ?
- 2 Infection urinaire
- 3 Cell Population Data (CPD) – *applications cliniques*
- 4 Courbes de coagulation : exploiter le signal au-delà du temps
- 5 Messages clés et perspectives

Messages clefs et perspectives

- Défis actuels $\neq$ nouveaux biomarqueurs, nouveaux examens
 - ➔ Exploiter pleinement les données déjà disponibles et non exploitées
- L'IA n'est pas magique
 - ➔ Risque de surapprentissage (overfitting) – importance de la validation prospective
 - ➔ Qualités des données d'entrainements

