

MACHINE LEARNING IN THE TRIAGE OF MAJOR TRAUMA, THE TRAUMATRIX PROJECT

TOBIAS GAUSS
ANESTHESIA-CRITICAL
CARE

GRENOBLE ALPES UNIVERSITY HOSPITAL
GRENOBLE INSTITUTE OF NEUROSCIENCE



INTUITION & CONVICTION



ORIGINAL RESEARCH

Open Access



Diagnostic accuracy of clinical examination to identify life- and limb-threatening injuries in trauma patients

Jared M. Wohlgemut^{1,2*}, Max E. R. Marsden^{1,2,3}, Rebecca S. Stoner^{1,2}, Erhan Pisirir⁴, Evangelia Kyrimi⁴, Gareth Grier⁵, Michael Christian⁵, Thomas Hurst⁵, William Marsh⁴, Nigel R. M. Tai^{1,2,3} and Zane B. Perkins^{1,2,5}

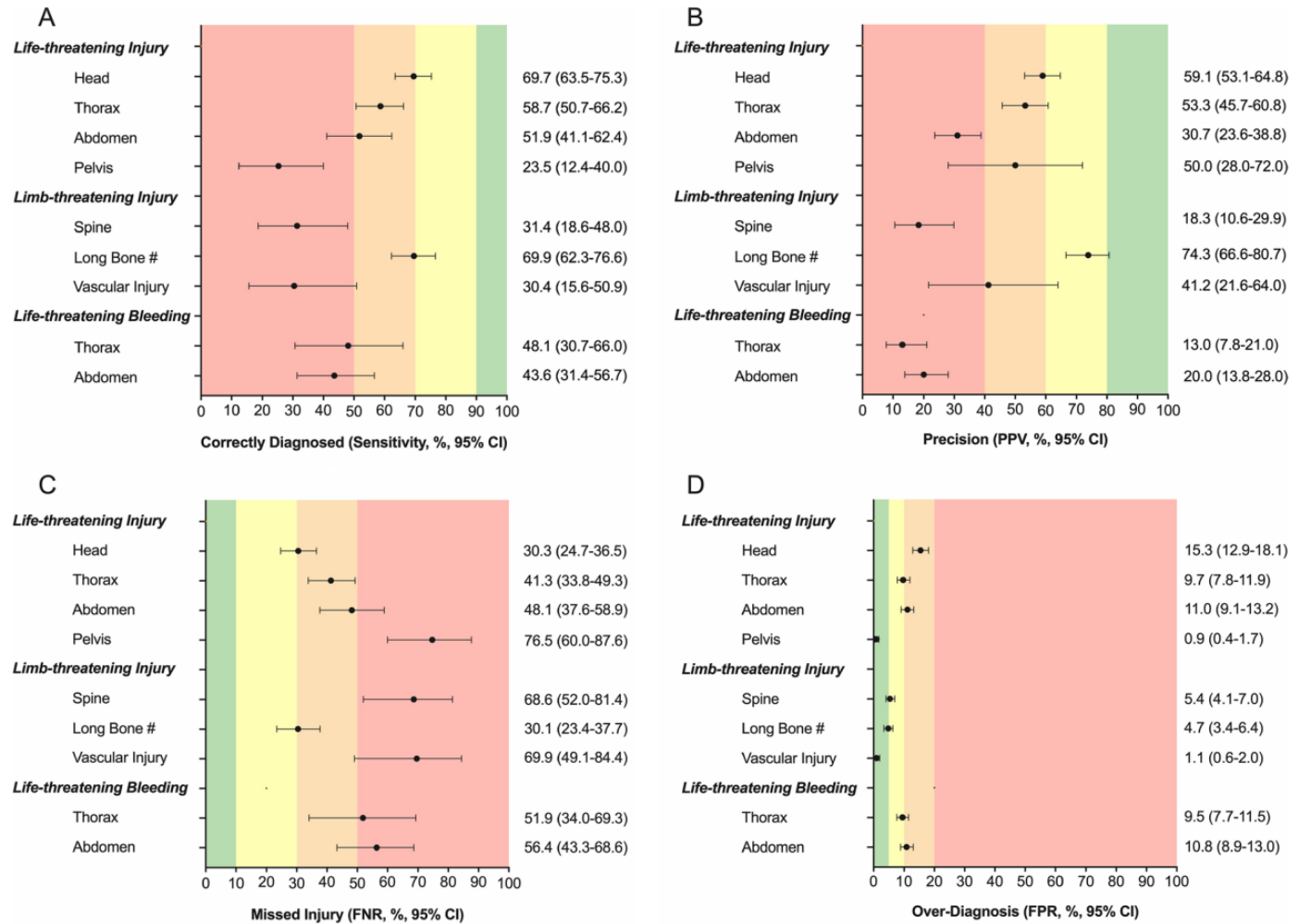


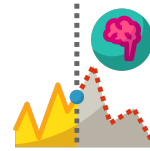
Fig. 1 Diagnostic accuracy of clinical examination to identify life- and limb-threatening injuries and bleeding. Measures include **A** sensitivity, **B** Positive Predictive Value (PPV), **C** False Negative Rate (FNR) and **D** False Positive Rate (FPR). Black dots represent the accuracy measure, and horizontal lines represent 95% confidence intervals. Shaded vertical areas represent acceptable standards of accuracy measures

Poor
 Moderate
 Good
 Excellent

USE FRENCH REGISTRY TRAUMABASE



Using **DATABASES**



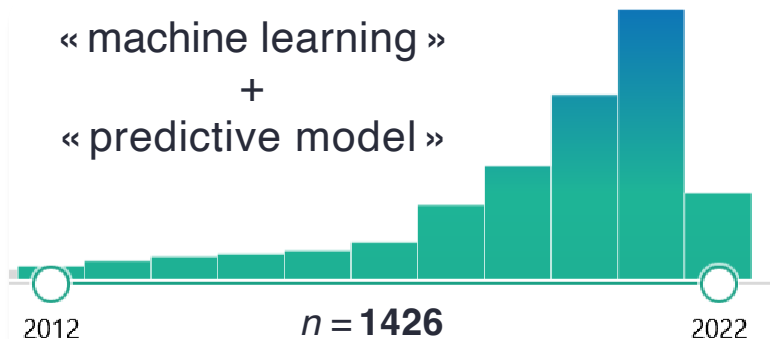
Development of **PREDICTIVE MODELS**



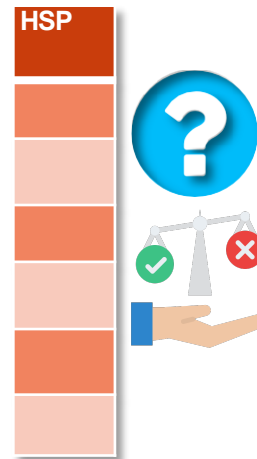
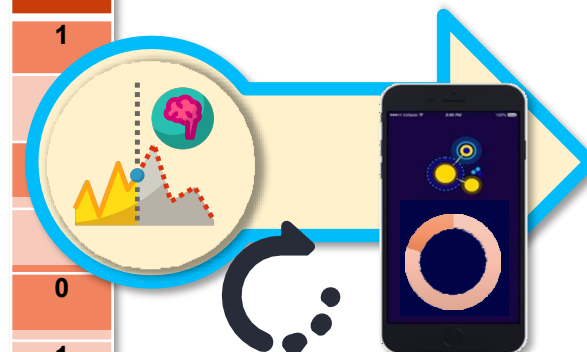
Development of **CLINICAL DECISION AID SYSTEMS (CDAS)**



« machine learning »
+
« predictive model »



Centre	Type	Age	Sexe	PAS	Lactate	HSP
Beaujon	Chute	50	M	95	NA	1
LPS	Pénétrant arme à feu	28	F	NA	4.8	
Beaujon	Pénétrant arme blanche	30	M	120	1.2	
HEGP	AVP	23	M	100	3.6	
LPS	AVP	33	M	105	NA	0
Purpan	Chute	58	F	110	NA	1





INTRODUCTION:
 La mise en place d'une procédure d'urgence lors de la détection d'un choc hémorragique post-traumatique en pré-hospitalier permet d'anticiper et d'améliorer la prise en charge. De nombreuses disciplines soumises à des décisions sous l'incertitude, utilisent des systèmes informatiques d'aide à la décision. L'inférence bayésienne est une méthode permettant de modéliser la probabilité d'un événement à partir de celle d'autres événements déjà évalués. Elle utilise un schéma dit bayésien qui permet une quantification avec un programme informatique.
Objectif:
 Evaluation de la performance d'un programme informatique utilisant un schéma bayésien pour prédire la survenue d'un choc hémorragique et comparaison avec des décisions prises par des médecins.

MATERIEL ET METHODES:
 Etude pilote rétrospective à partir d'un observatoire prospectif de patients traumatisés graves de trois centres. Désignation d'une cohorte de modélisation (CM) issue de deux centres et une cohorte de validation (CV) issue d'un centre. Le choc hémorragique était défini par la transfusion de ≥4 CG sur les 6 premières heures. Le programme informatique intègre 5 paramètres PA, FC, Hb, mécanisme du traumatisme et GCS. pour prédire la probabilité du choc, le schéma bayésien est trouvé par apprentissage automatisé sur la CM et validé par un expert (?). Evaluation faite par le calcul des valeurs prédictives positives et négatives, rapports de vraisemblance ; analyse et programmation réalisée sur R.

RESULTATS:
 2108 patients constituaient la CM avec 245 chocs et 1119 patients la CV avec 90 chocs et 152 activations de procédure. Dans la CV, les valeurs prédictives négatives et positives pour prédire la survenue d'un choc du modèle informatique étaient de 95% [93-96] et 46% [34-57] et respectivement 96% [94-97] et 34% [26-41] pour les médecins. Concernant les rapports de vraisemblance: informatique: RV+: 9,57 [6,50-14,09] et RV-: 0,62 [0,52- 0,74]; médecin: RV+: 5,77 [4,46-7,48] et RV- 0,48 [0,38-0,61]. La prédiction du choc hémorragique combinant la prise de décision médicale et le modèle informatique est présentée dans la table de vérité.

DISCUSSION: Ce travail montre la faisabilité de l'application d'une inférence bayésienne à des décisions critiques. L'aide à la décision par inférence modélisée, semble avoir une performance équivalente à une prise de décision médicale. Il paraît licite de la concevoir comme une aide à la décision et de la tester en prospective et sur d'autres décisions urgentes.

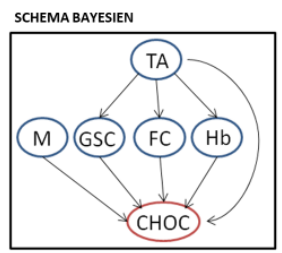


TABLEAU DE CONTINGENCE: Modèle informatique/Réalité du choc

		Réalité	
		Choc +	Choc -
Prédiction	Choc +	36	43
	Choc -	54	986

TABLEAU DE CONTINGENCE: Médecin/ Réalité du choc

		Réalité	
		Choc +	Choc -
Prédiction	Choc +	51	101
	Choc -	39	928

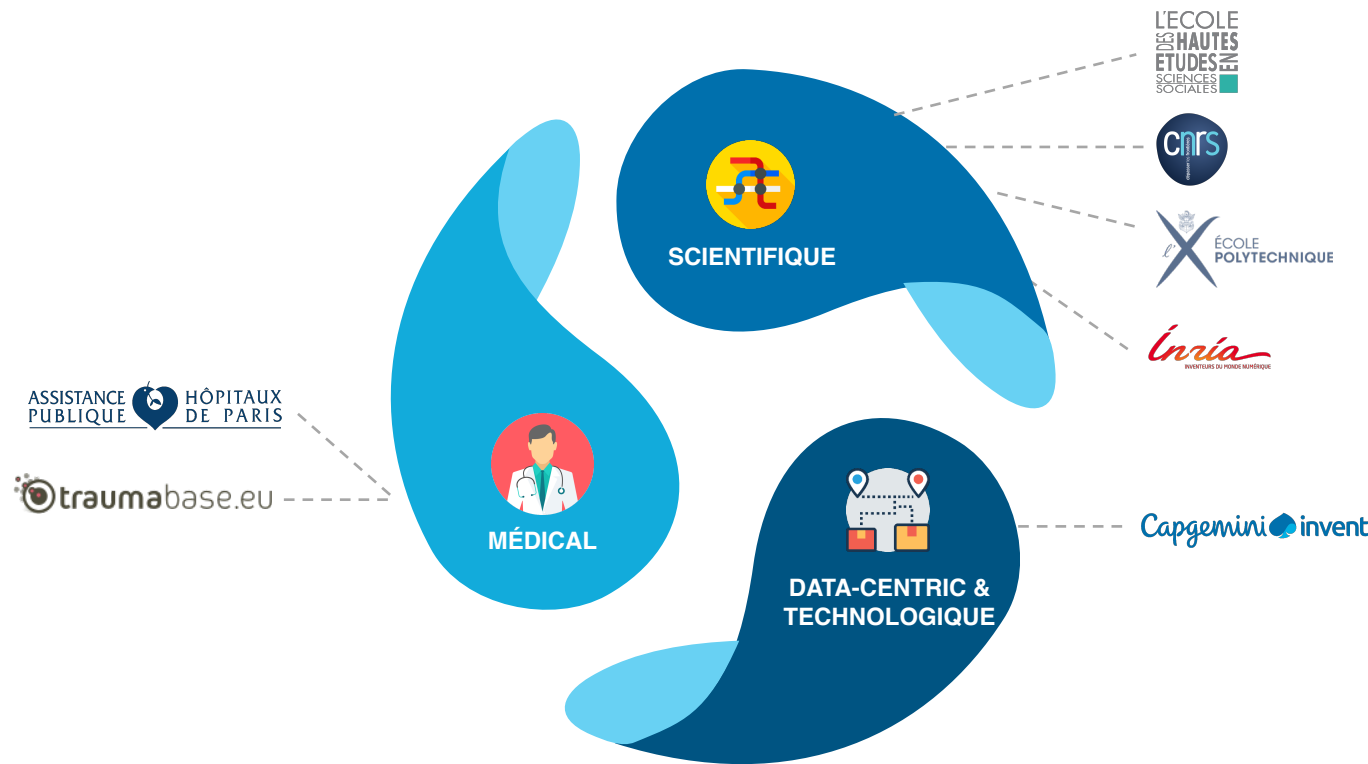
TABLE DE VERITE: Médecin/ Informatique

	Médicin		% de Choc
	Informatique		
+	+	48%	
-	-	2%	
+	-	25%	
-	+	31%	

50%



UNIQUE ECOSYSTEM OF PARTNERS



Carry out **prospective studies or studies incorporating innovative artificial intelligence methods** in the field of heavy trauma (e.g., hemorrhagic shock, fibrinogen effect, etc.).

Develop and test, with **real-time data**, a decision-support tool using predictive models.

2011 Setting up the Traumabase observatory

2016 Traumabase's collaboration with the scientific community

2019 Integrating Capgemini Invent into the partnership

2020+ Capitalizing on partnership achievements

PREDICTION

CRITICAL ACTIONABLE PATIENT NEEDS

IMPROVE TRIAGE

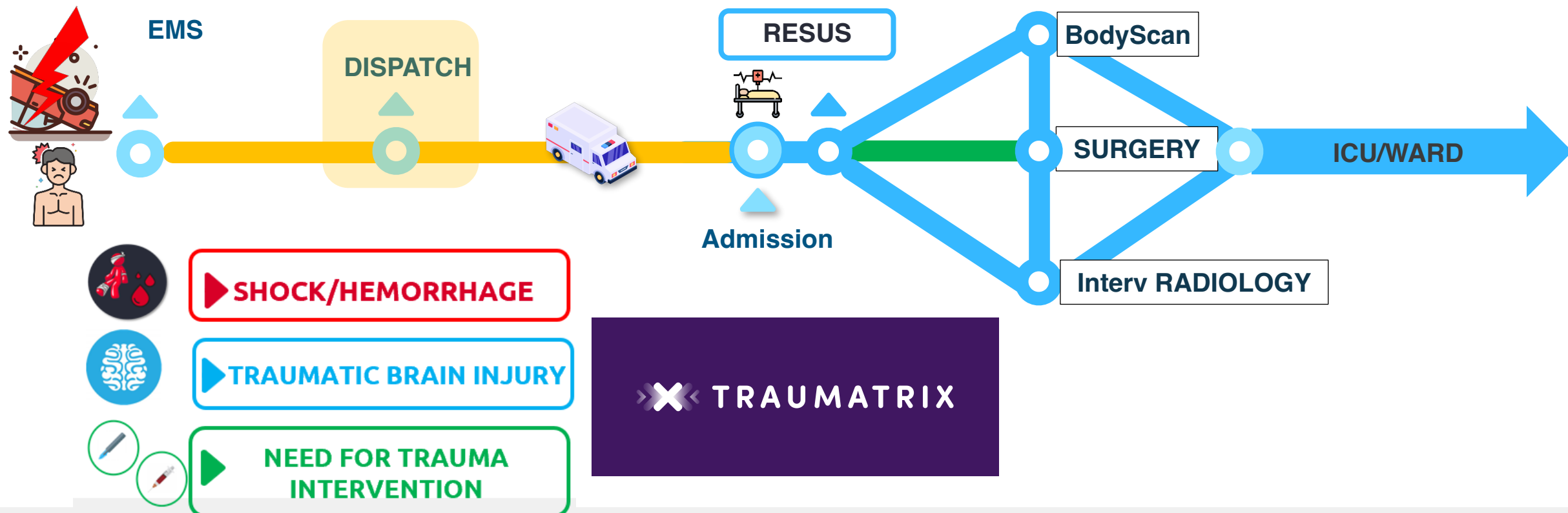
OVERLAPPING PREHOSPITAL INFORMATION

FEW/ROUTINE CRITERIA

IMPUTE MISSING DATA



Trauma



▶ SHOCK/HEMORRHAGE



▶ TRAUMATIC BRAIN INJURY



▶ NEED FOR TRAUMA INTERVENTION





HEMORRHAGE NEEDS

TRANSFUSION

**RESUS
TRANSFUSION \geq 4 RBC
FIRST 6H**

**HEMORRHAGE CONTROL
INTERVENTION 24H
(SURGERY/RADIOLOGIE)**

DEATH FROM HEMORRHAGE



TBI NEEDS

**NEUROSURGERY
FIRST 24H**



NEED FOR TRAUMA CENTER

ADMISSION ICU $>$ 72H

**COMPLEX SURGERY
AIS \geq 3 FIRST 24H**

**ANY INTERVENTIONAL
RADIOLOGY**

DEATH FRIST 24H

MASSIVE TRANSFUSION

MAKE THE DATA USABLE

Database consolidation pipeline

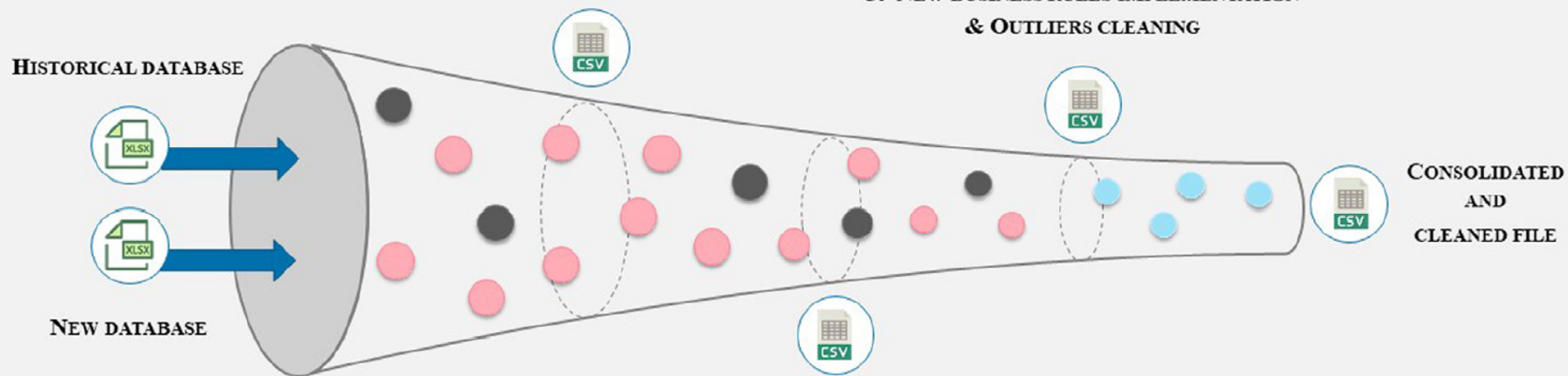


The pipeline's objective is to **standardize** and **automate** the **consolidation** of **anonymized data** for the purpose of conducting **clinical studies**

Language	Interface
Python	DASH

1. COMMON FEATURES MERGER IN BOTH DATABASES

3. NEW BUSINESS RULES IMPLEMENTATION
& OUTLIERS CLEANING

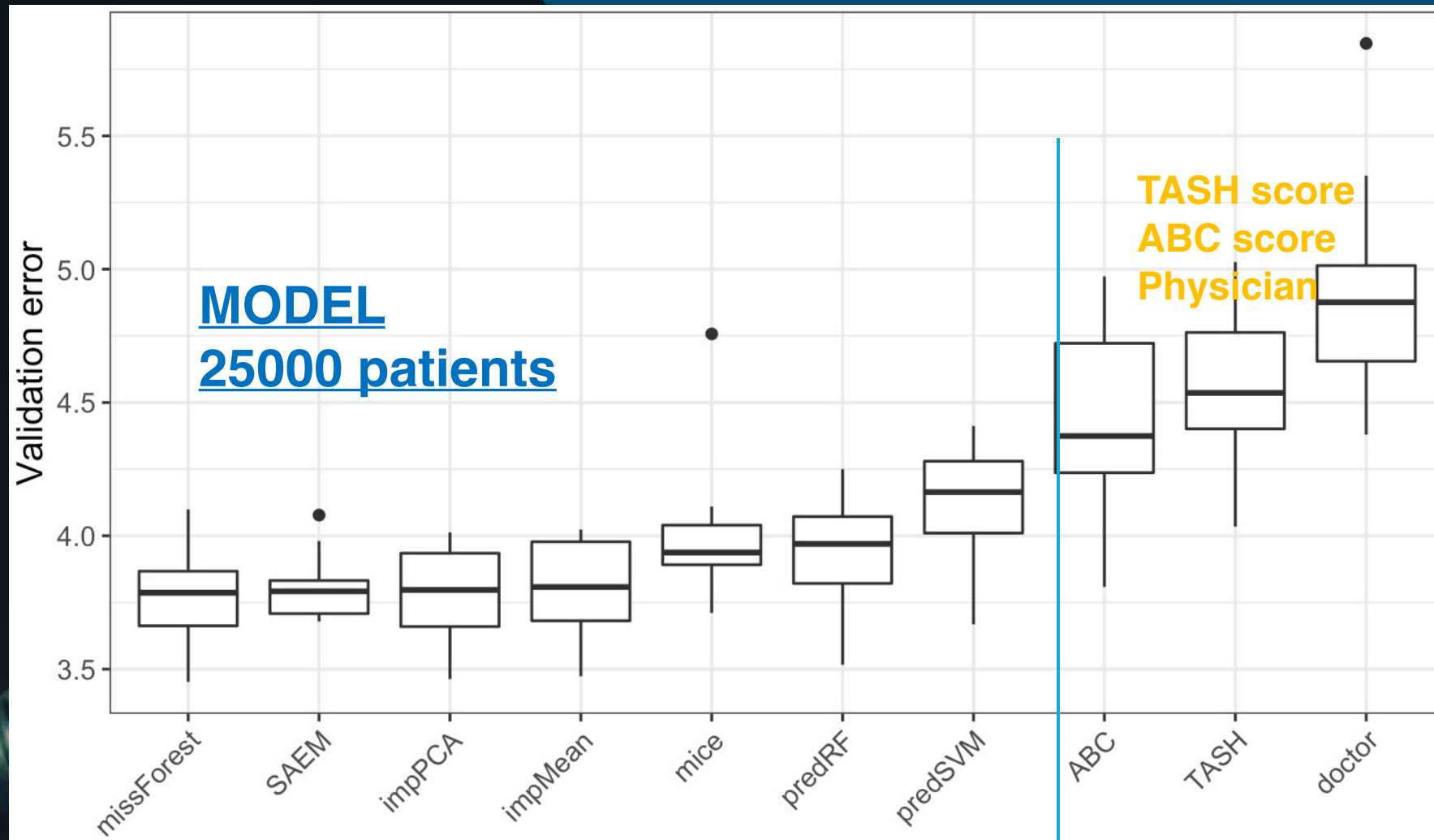


2. MISSING VALUES IMPUTATION FOR EACH FEATURE

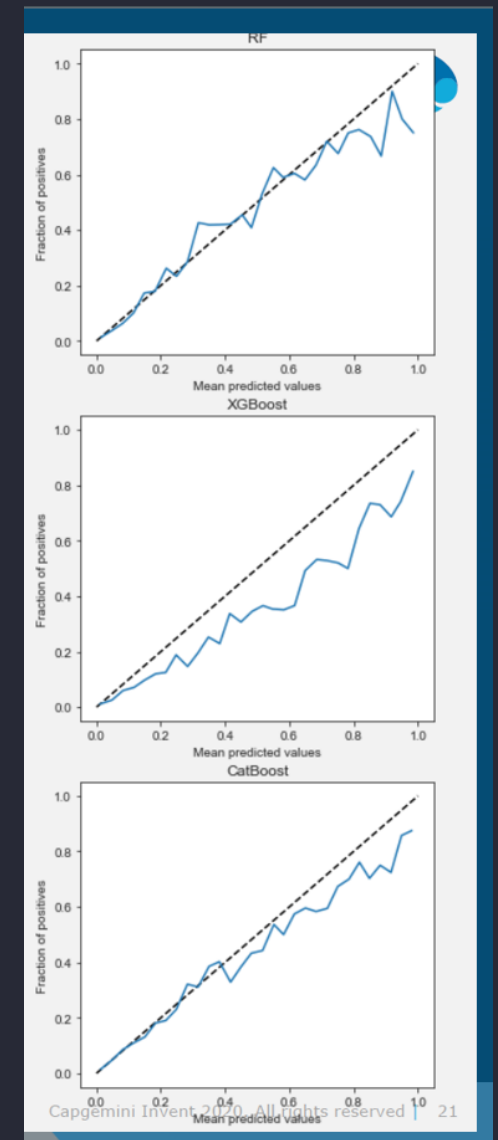
MODELS

PROTOTYPES

PERFORMANCE SHOCK/HEMORRHAGE: 1° MODEL



		F4	AUC PR	Recall	Precision	Specificity	Confusion
MIA	Cart	0.74	0.42	0.81	0.3	0.77	[[5733 1741] [176 747]]
	RF	0.76	0.53	0.82	0.33	0.8	[[5966 1508] [166 757]]
	XGBoost	0.74	0.55	0.8	0.34	0.81	[[6046 1428] [182 741]]
	CatBoost	0.74	0.53	0.8	0.35	0.81	[[6084 1390] [186 737]]
Mean	Cart	0.71	0.36	0.83	0.21	0.6	[[4521 2953] [156 767]]
	RF	0.73	0.5	0.79	0.33	0.8	[[5969 1505] [191 732]]
	XGBoost	0.73	0.52	0.79	0.33	0.8	[[6007 1467] [192 731]]
	CatBoost	0.72	0.54	0.77	0.36	0.83	[[6194 1280] [213 710]]
Mean+ mask	Cart	0.66	0.42	0.7	0.36	0.85	[[6341 1133] [281 642]]
	RF	0.74	0.52	0.81	0.33	0.8	[[5963 1511] [178 745]]
	XGBoost	0.75	0.54	0.8	0.34	0.81	[[6035 1439] [180 743]]
	CatBoost	0.74	0.55	0.8	0.36	0.82	[[6158 1316] [186 737]]



PROSPECTIVE TEST



HEMORRHAGIC SHOCK

CLINICALTRIALS.GOV: NCT06270615

THE PRE-HOSPITAL DATA COLLECTION INTERFACE USED IN SHOCKMATRIX



OBJECTIVE

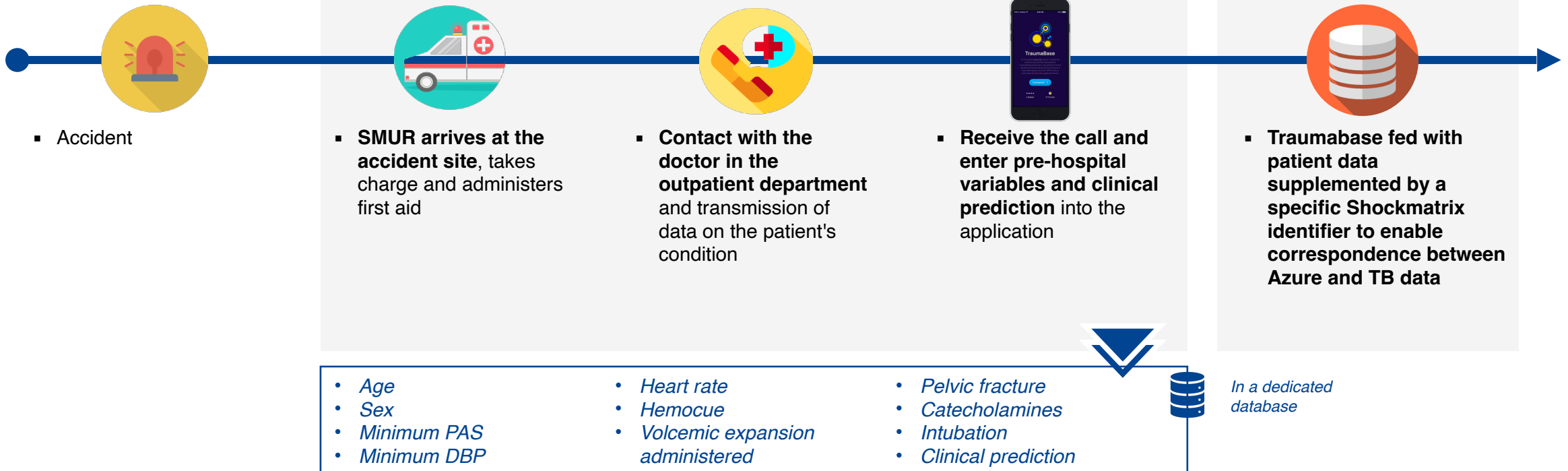
- **Collect data in real time**, as soon as the regulation is transmitted
- **Collect predictions from clinicians** stationed in the emergency room to estimate predictive capacity based on clinical expertise
- **Collect pre-hospital variables of interest** for algorithmic prediction, to validate the predictive model selected



ILLUSTRATION OF THE DATA COLLECTION

Step 1 - Data collection

Step 2 - Traumabase matching



RETRAIN + CHALLENGE THE MODELS

HACKATHON
43 000 PATIENTS

PREHOSPITAL VARIABLE	PATIENT NEED		
	HEMORRHAGE	NEUROSURGERY FIRST 24h	NEED FOR TRAUMA CENTER
Age		X	X
Capillary hemoglobine	X	X	X
Fluid challenge			
Clinical suspicion pelvis fracture	X		X
Prehospital catecholamines	X		
Systolic arterial pressure arrival medical team	X	X	X
Diastolic arterial pressure arrival medical team		X	
Glasgow Coma Scale arrival EMS	X	X	X
GCS motor			X
Pupil anomaly	X	X	X
Heart rate arrival medical team	X	X	X
Penetrating trauma			X
penetrant_objet			X
Extremity ischemia	X		
External hemorrhage	X		
Amputation	X		



HEMORRHAGE NEEDS



TBI NEEDS



NEED FOR TRAUMA CENTER

Light Gradient Boost	CONFORMAL
Variables	7
AUC (max)	0,85
F1 Score (max)	0,28
F2 Score (max)	0,40
Brier Score (min)	0,09
Threshold	0,16
False Negative %	1,4%
False Positive %	7,9%
Execution time	11,3 ms

High Gradient Boost	CONFORMAL
Variables	10
AUC (max)	0,86
F1 Score (max)	0,44
F2 Score (max)	0,6
Brier Score (min)	0,23
Threshold	0,12
False Negative %	2%
False Positive %	21%
Execution time	<1s

High Gradient Boost	CONFORMAL
Variables	10
AUC (max)	0,78
F1 Score (max)	0,72
F2 Score (max)	0,76
Brier Score (min)	0,31
Threshold	0,36
False Negative %	11%
False Positive %	20%
Execution time	16 ms

PENG et al. MIL MED RES 2022

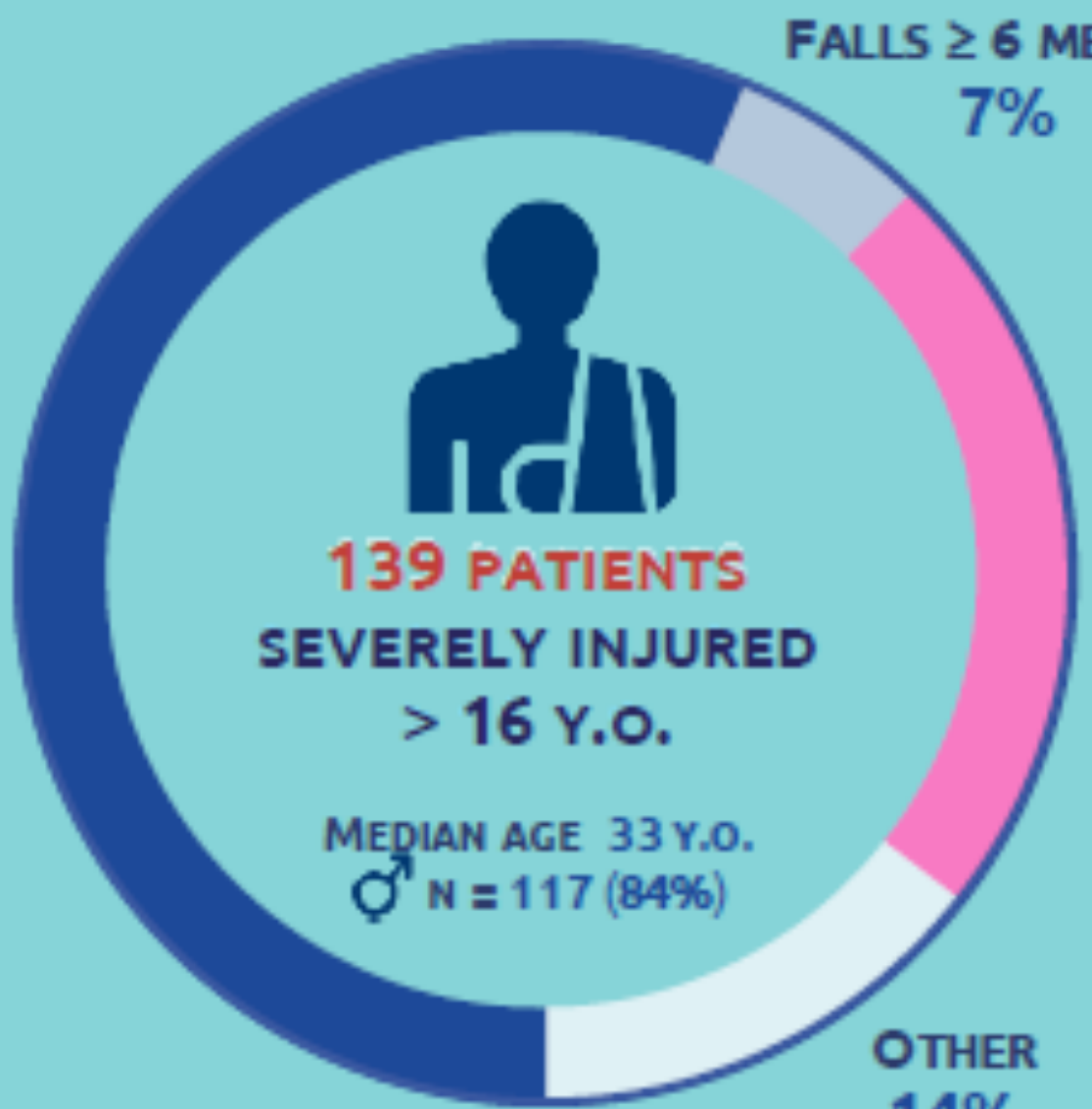
HUNTER et al. W J SURG 2023

GAUSS, TJARDES, PERKINS CURR OP CC 2023

TEST THE INTERFACE



METHODS




ROAD TRAFFIC
CRASHES
57%

FALLS \geq 6 METERS
7%

PENETRATING TRAUMAS
22%

OTHER
14%


139 PATIENTS
SEVERELY INJURED
> 16 Y.O.
MEDIAN AGE 33 Y.O.
♂ N = 117 (84%)



38.5% STUDY INCLUSION RATE



54 PARTICIPANTS



23 RESPONDENTS

42.6% SURVEY RESPONSE RATE

GLOBAL SATISFACTION

87.0%



91.3%

INTEREST IN THE STUDY

MOBILE APP INPUT TIME < 2 MIN

87.0%



Acceptability

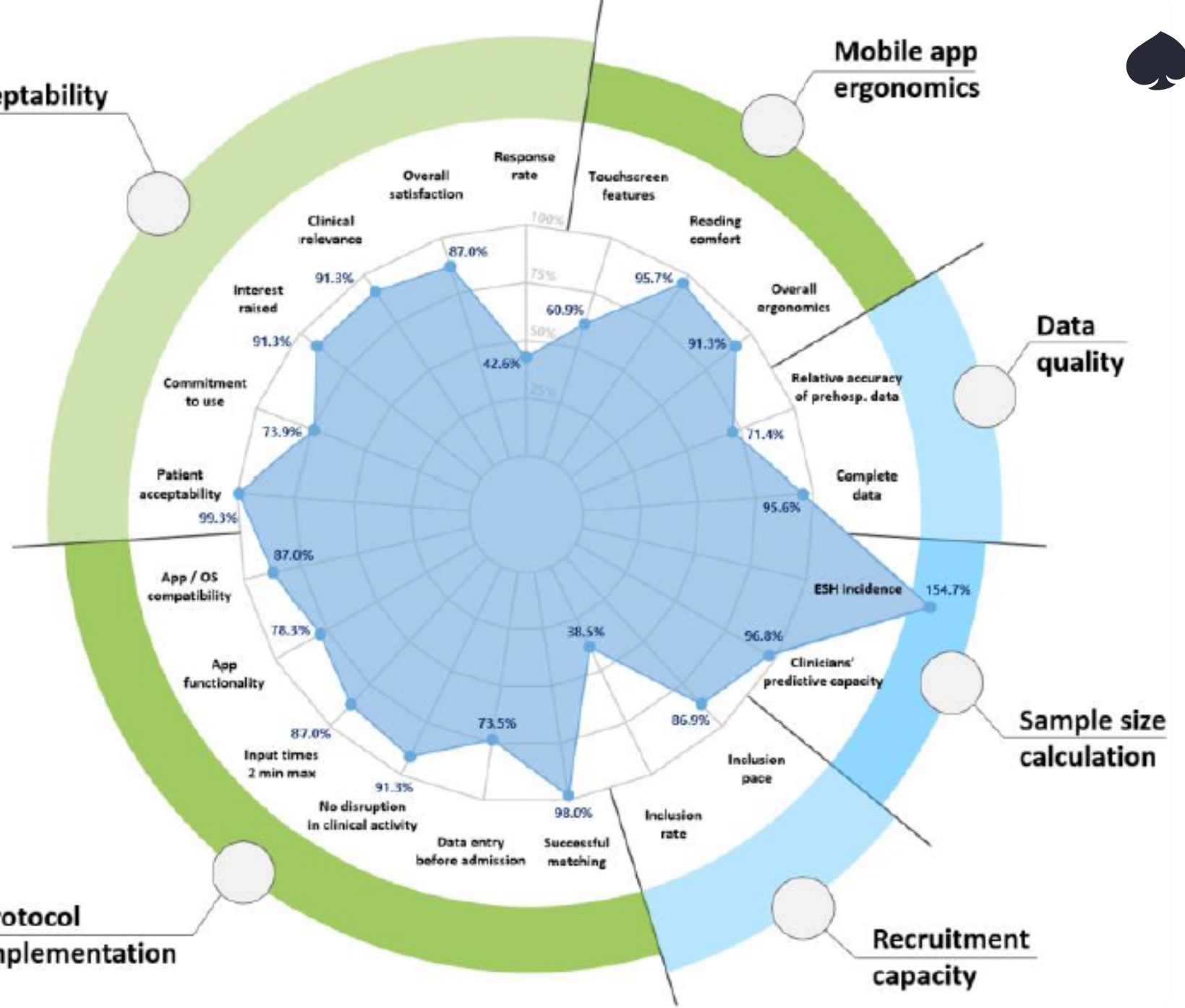
Mobile app ergonomics

Protocol implementation

Recruitment capacity

Data quality

Sample size calculation





USERFRIENDLY INTERFACE

LOW TASK INTERRUPTION AND COGNITIVE LOAD; < 2 MIN

1

Données patient Résultats Confirmation

Complétez le formulaire avec les données disponibles

Tout fermer

Profil patient.e

Âge

Âge exact ou estimé

Constantes vitales

FC - Fréquence cardiaque min à l'arrivée du SMUR (bpm)

Entre 0 et 250

PAS - Pression artérielle systolique à l'arrivée du SMUR (mmHg):

Entre 0 et 300

PAD - Pression artérielle diastolique à l'arrivée du SMUR (mmHg):

Entre 0 et 200

HemoCue initial (g/dL)

Entre 1 et 20

Catecholamines

Oui Non

Score de Glasgow initial

Entre 3 et 15

Score de Glasgow moteur

Entre 1 et 6

2

Données bilan

Arrêt cardio-respiratoire

Oui Non

Hémorragie externe

Oui Non

Anomalie pupillaire

Anisocorie (unilatérale) Mydriase (bilatérale)

Non

Objet pénétrant

Oui Non

Amputation

Oui Non

Ischémie du membre

Oui Non

Fracas du bassin

Oui Non

3

Ma vision médecin *Requis

Niveau de confiance dans les données saisies*

Très faible Plutôt faible Plutôt élevé Très élevé

Selon votre expertise médicale, quelles sont vos prédictions concernant :

Risque de Choc hémorragique à 6h *

Très faible Plutôt faible Plutôt élevé Très élevé

Besoin en Neurochirurgie à 24h *

Très faible Plutôt faible Plutôt élevé Très élevé

Besoin en plateau Trauma Center *

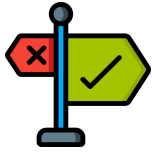
Très faible Plutôt faible Plutôt élevé Très élevé

Tout fermer

LANCER LA PRÉDICTION

Fermer sans enregistrer

HOW TO PRESENT TO CLINICIANS



HOW TO PRESENT THE LEVEL OF UNCERTAINTY OF THE PREDICTION?

INITIAL

Données saisies Résultats

Risque de choc hémorragique à 6h =
algorithme statistique + algorithme conforme

Algorithme statistique

Seuil	11%
Limite de confiance haute	14%
Résultat	08% +/-6%

Algorithme conforme

Absence de risque Risque incertain Risque établi

Selon les prédictions des algorithmes
le risque de choc hémorragique à 6h est :

Incertain Très faible **Plutôt faible** Plutôt élevé Très élevé

OK

MORE VISUAL

Données saisies Résultats

Risque de choc hémorragique à 6h = Algorithme statistique + Algorithme conforme

Algorithme statistique

Score : 08%

0% - Min : 02% - Max : 14% - 100%

Seuil : 11%

Algorithme conforme

Absence de risque Risque incertain Risque établi

[Voir tableau explicatif](#)

Selon les prédictions des algorithmes,
le risque de choc hémorragique à 6h est :

Incertain Très faible **Plutôt faible** Plutôt élevé Très élevé

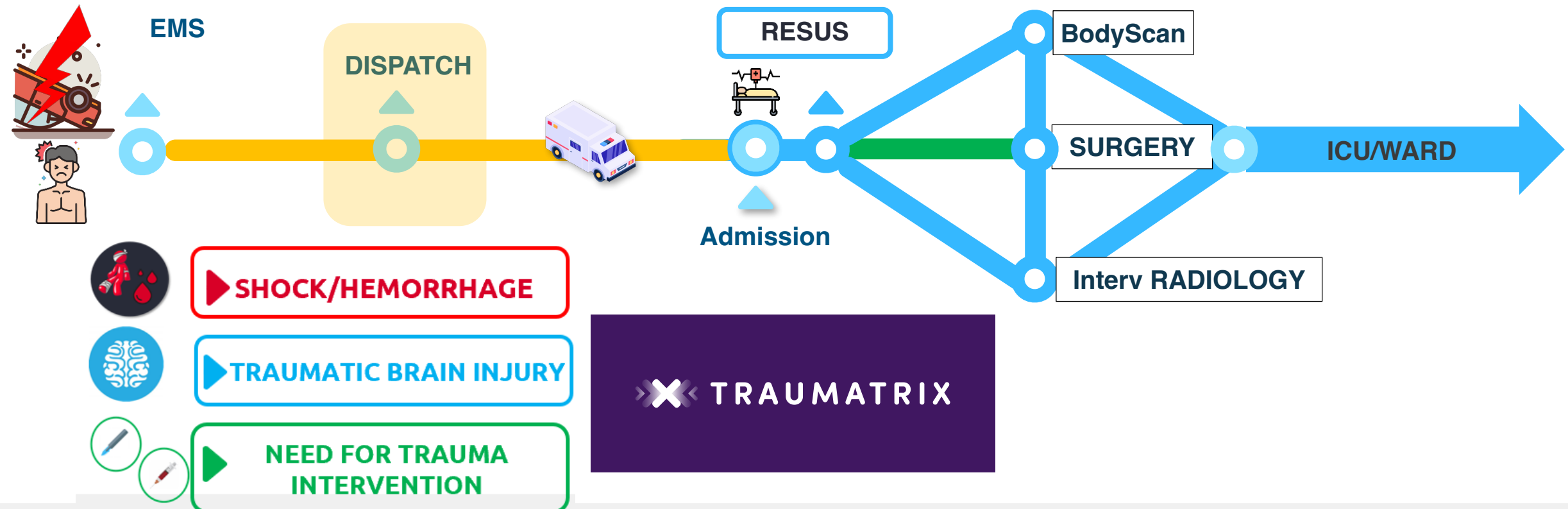
OK

TRIAL METHODOLOGY

PROSPECTIVE CLUSTER TRIAL IN 16 DISPATCH CENTERS



Trauma



HYPOTHESIS: UNDERTRIAGE ↓ 5%



Cluster RCT,

Stepped wedge

Hypothesis:

15% undertriage control/10% intervention

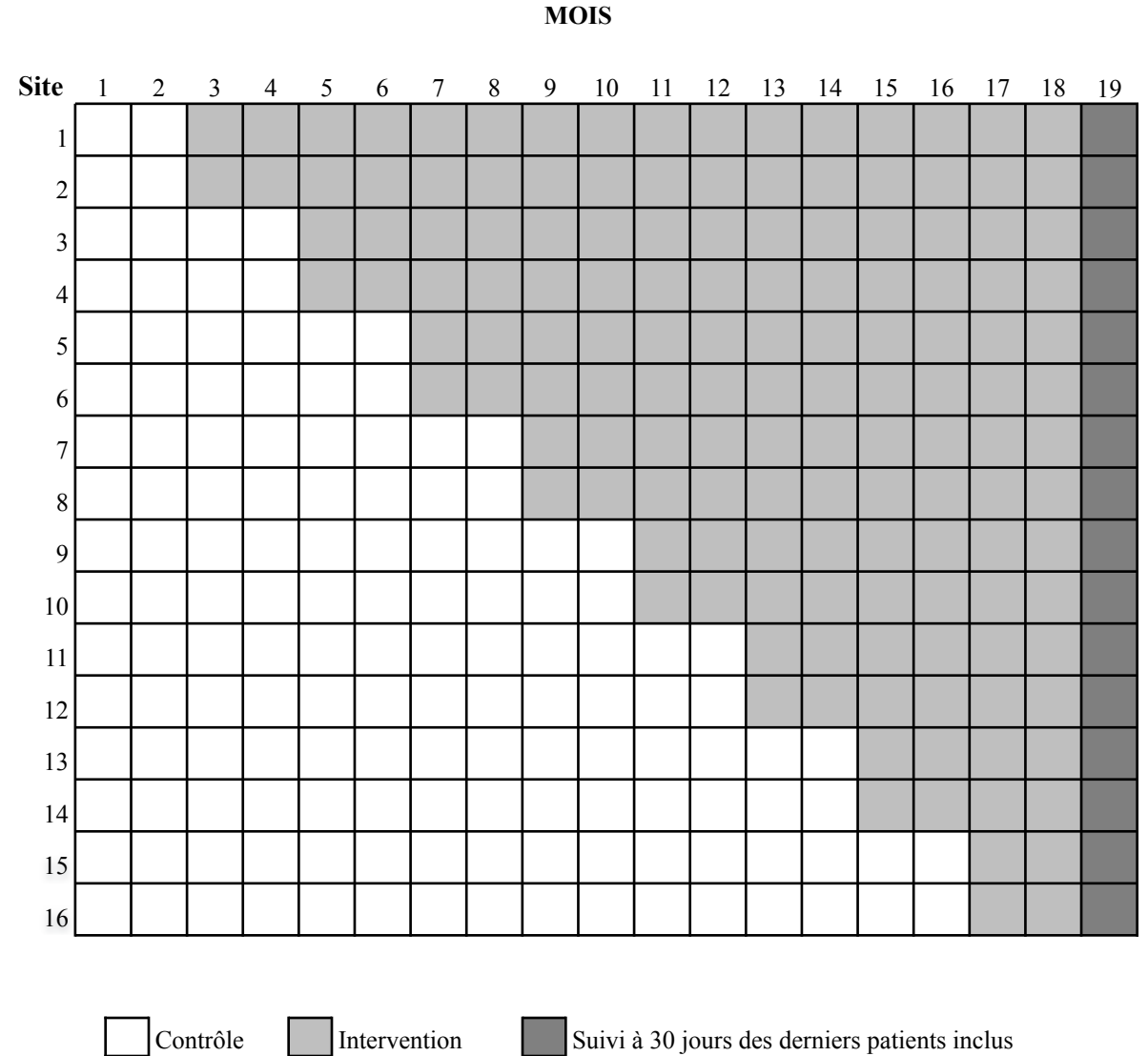
8 permutation / 90% Power

4320 patients -> 30 patients / sequence

15 patients / month per centre

18 months

Randomisation of sequence, blinded to centers



STEP WEDGE CLUSTER TRIAL



Systematic review of 55 SW-CRTs

Recruitment

Low transformation rate

64% low recruitment or transformation

72% with a posteriori design modification



Highlights

- Recruitment and implementation challenges are common in stepped-wedge cluster randomized trials.
- Investigators must be aware of the risks of recruitment or implementation challenges when considering the use of a stepped-wedge cluster randomized trial. Mitigating strategies should be adopted when planning the trial.
- Improvement in transparency of reporting on the planned and actual design features of stepped-wedge cluster randomized trials is required.

CLUSTER RCT OPEN

Hypothesis:

15% undertriage control/10% intervention

8 permutations / 90% Power

4064 patients > 30 patients / sequence

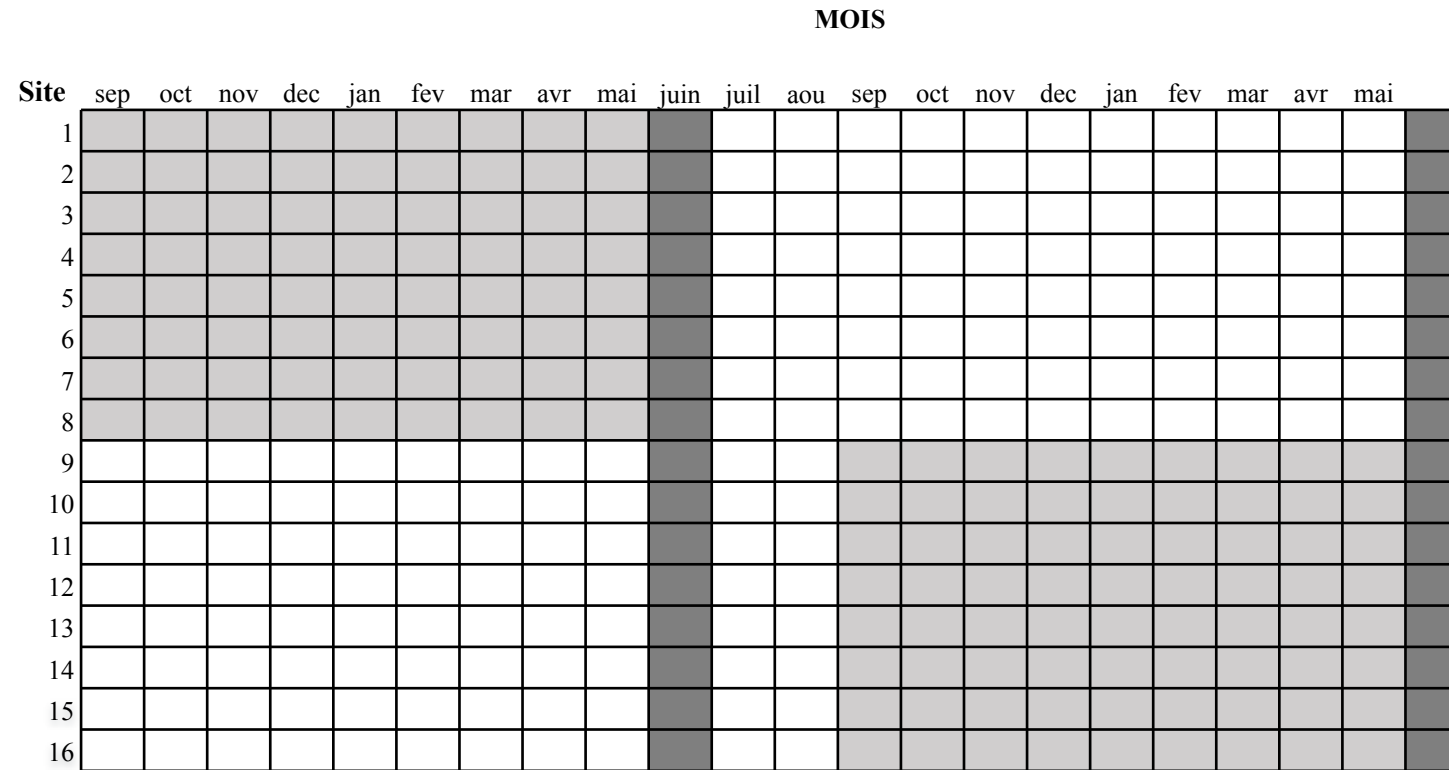
15 patients / month per centre

18 months

Randomisation of sequence

Pause three months, respect seasonality

Carry over effect



CONNECT PREDICTION TOOL WITH CLINICAL COURSE

CHALLENGE

INTEGRATE MEDICO-ECONOMIC ANALYSIS

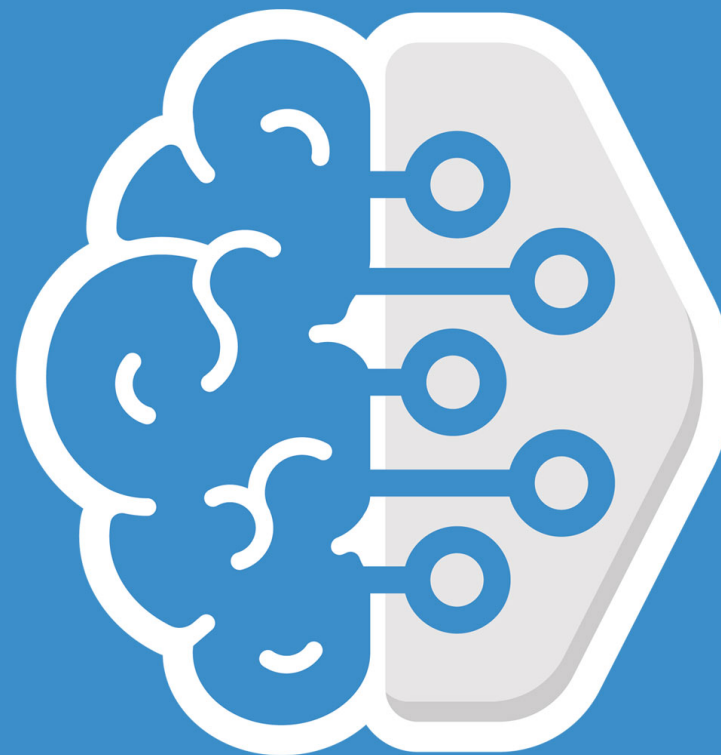
ANALYZE PHYSICIAN BEHAVIOUR AND DECISION

EXPERIENCE CONFIDENCE

IF WE COULD START OVER?

COGNITIVE BENCHMARK

MACHINE BUDDY

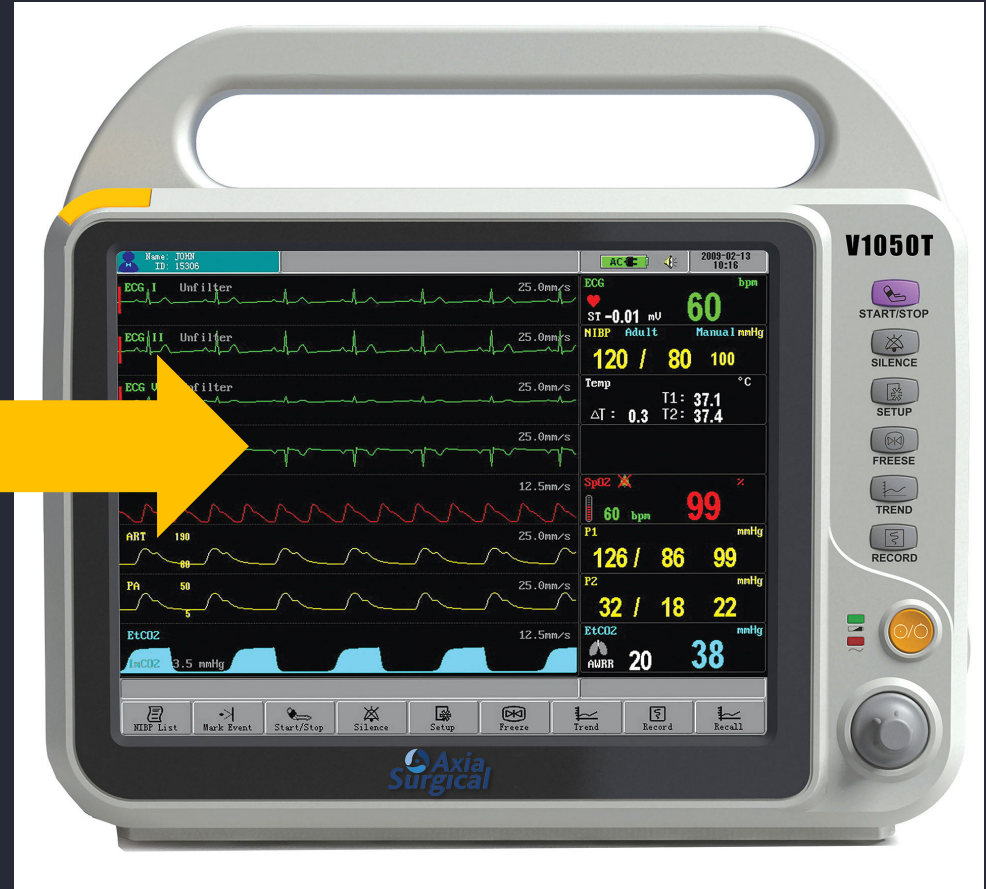
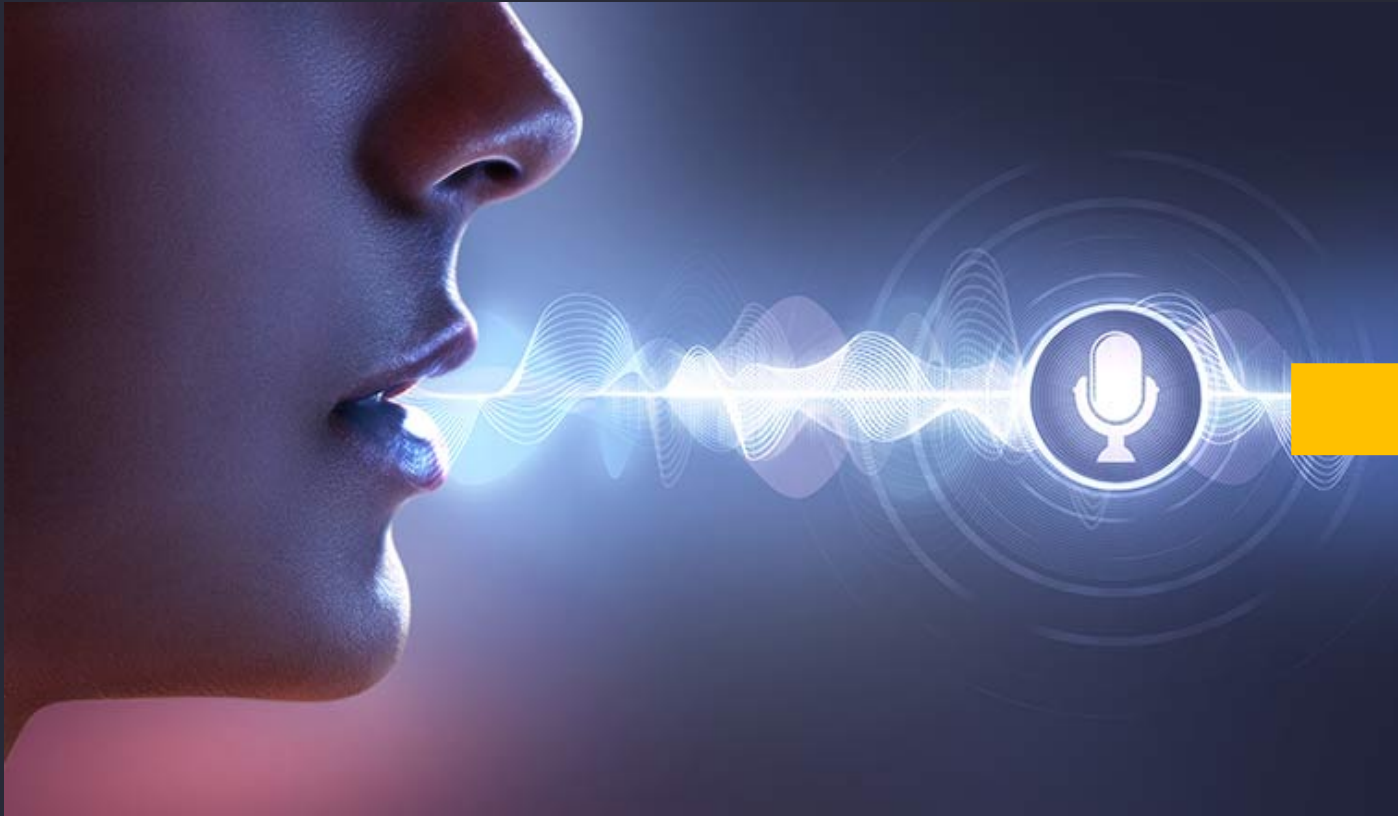


SAME OUTCOMES?

HIGHER EXTERNAL VALIDITY?

IN THE FIELD?





THANK YOU FOR YOUR ATTENTION

tgauss@chu-grenoble.fr

