



Big Data en Réanimation

Evolution ou Révolution?

Dr Matthieu Jamme

Hôpital privé de l'Ouest Parisien

DREES - Ministère de la Santé



Liens d'intérêt

- Sanofi : Symposium JAMIR 2022



Plan



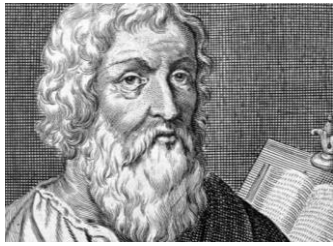
Introduction



***De l'importance des données aux Données
en nombre important***

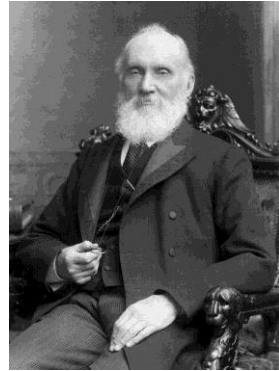


De l'importance des données



Conservation
de Notes

- 400 JC



Lord Kelvin

1850



« Without
data... »

1940

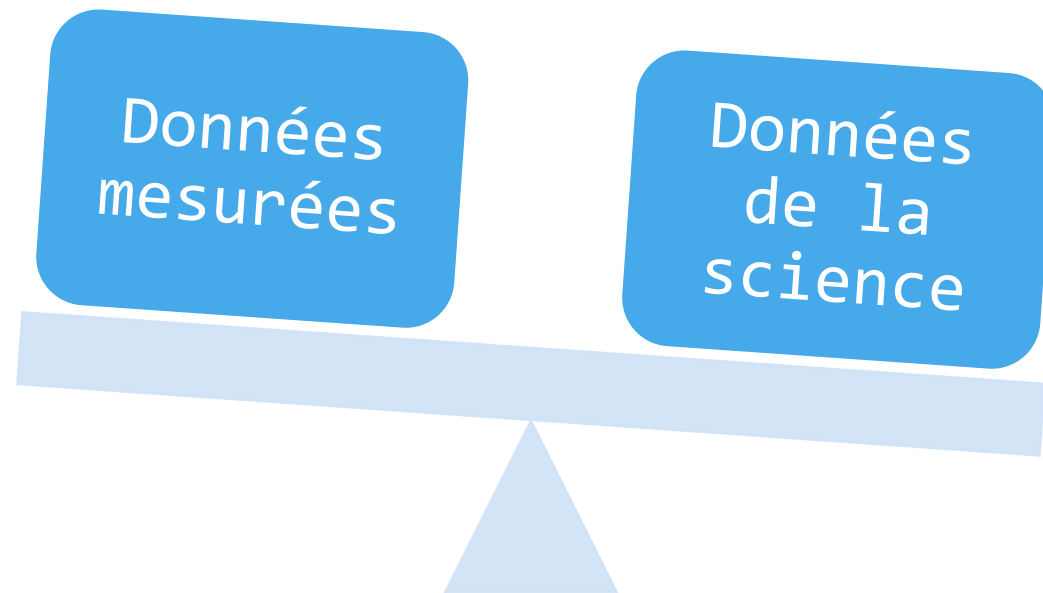


*Evidence
Based*

1990



Age d'or de l'Evidence Based Medicine



Remise en question de ***Evidence Based Medicine***

REVIEW ARTICLE

THE CHANGING FACE OF CLINICAL TRIALS

Jeffrey M. Drazen, M.D., David P. Harrington, Ph.D., John J.V. McMurray, M.D., James H. Ware, Ph.D.,
and Janet Woodcock, M.D., *Editors*

Evidence for Health Decision Making — Beyond Randomized, Controlled Trials

Thomas R. Frieden, M.D., M.P.H.



Limites de l'EBM

- **Plus de 50%** des recommandations sont issues d'études de niveau de preuve < B

Ebell et al. *Evid Based Med.* 2017

- **Limites** du gold standard essai clinique :
 - + Validité externe faible
 - + Coût de mise en œuvre
 - + Longueur de la durée d'étude
 - + Impossible à appliquer pour l'ensemble des hypothèses



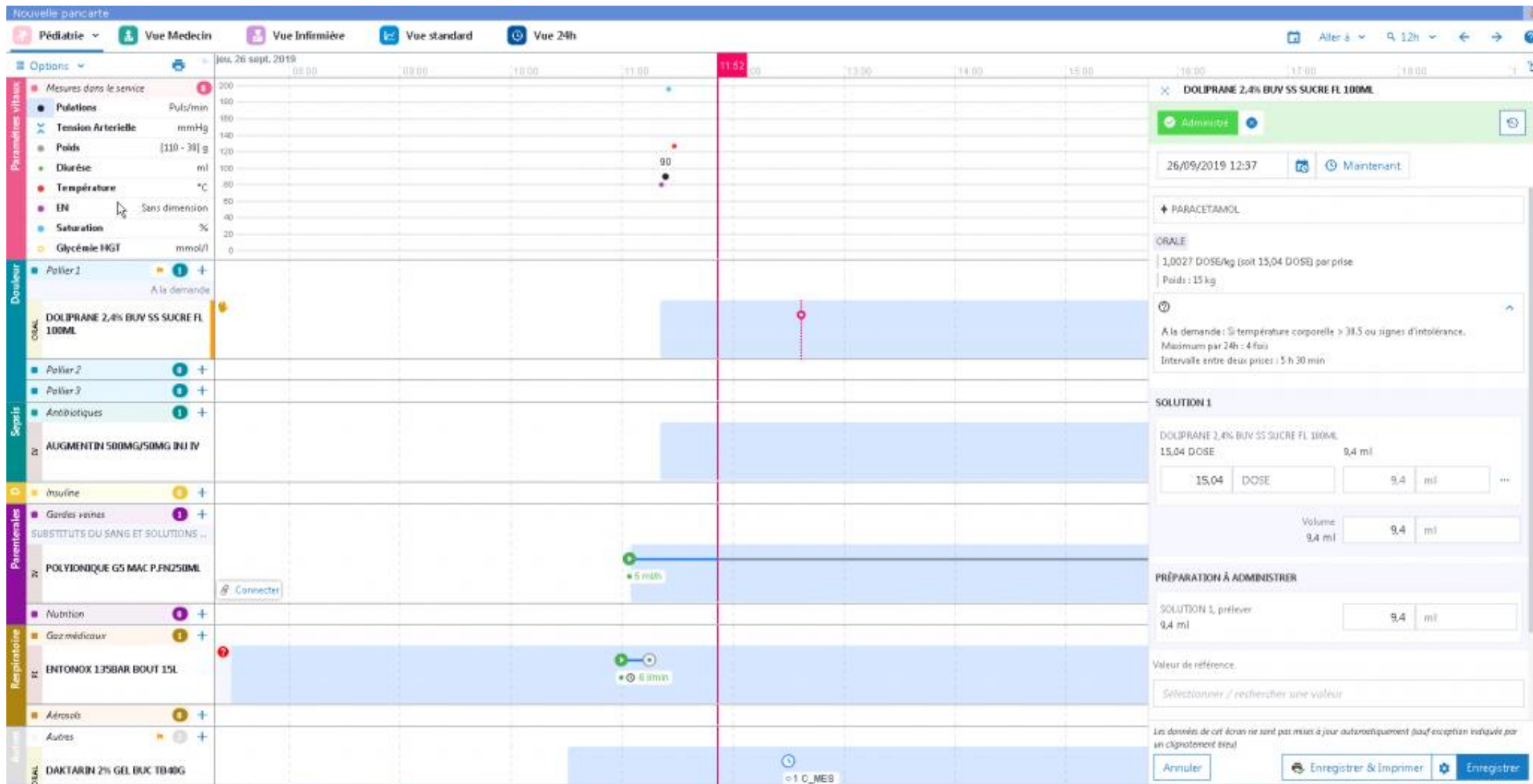
Frieden et al. *NEJM.* 2017

Apports des logiciels métiers

- Initialement développés pour faciliter l'accès à l'information patient
- Extension :
 - + Outils de prescription
 - + Surveillance des paramètres hémodynamiques
 - + Résultats biologiques
 - + Tendances physiologiques
 - + Analyses statistiques

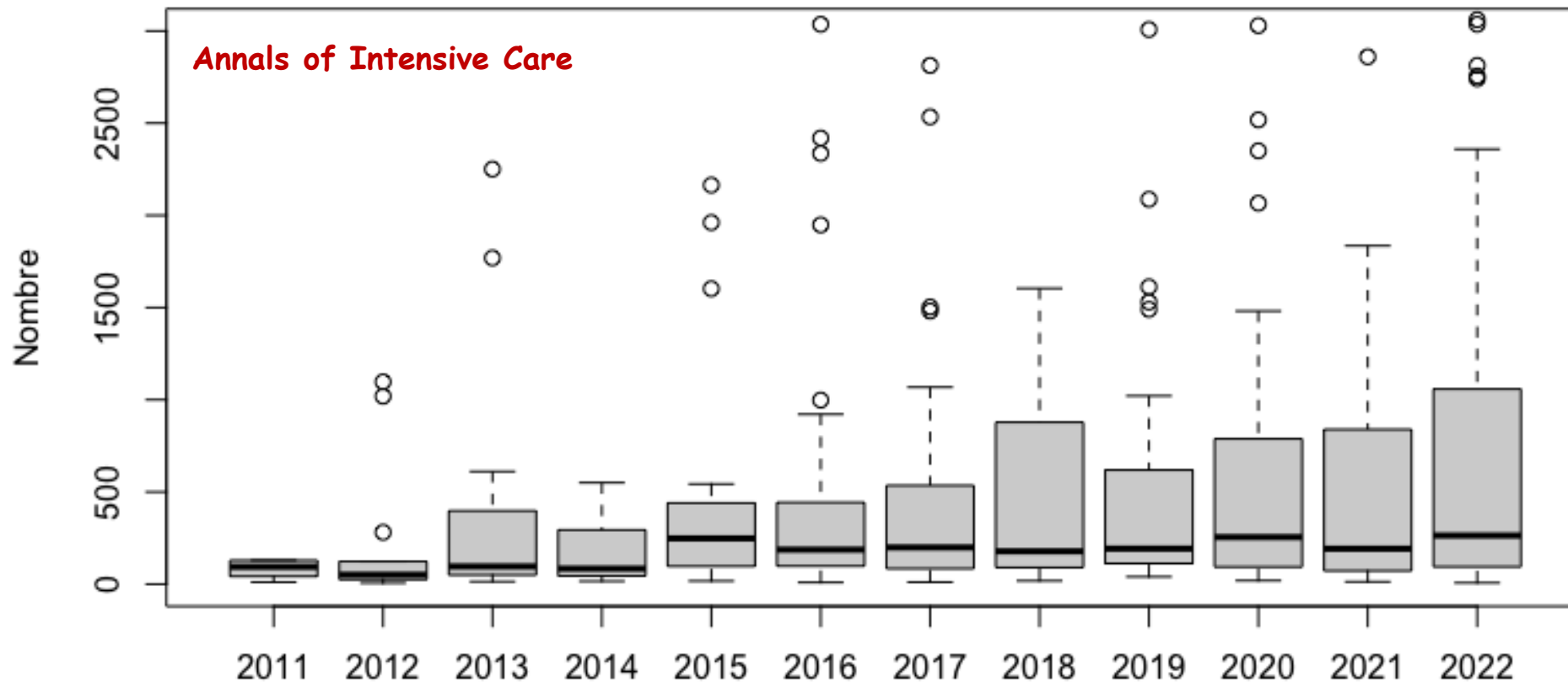


Apports des logiciels métiers



Reconsidération des études observationnelles

- Auparavant limités aux études physiologiques
- Etudes considérées « pragmatiques » / « from real data »



Un sujet plus que d'actualité

Will ChatGPT transform healthcare?

Original Investigation | Caring for the Critically Ill Patient

Mar
Ho
TL
Machine-learning-derived

[Alexandre Kalimoutou, Iv...](#)

REVIEW ARTICLE AI IN MEDICINE FREE PREVIEW

Artificial Intelligence and Machine Learning in Clinical Medicine, 2023

Charlotte J. Haug, M.D., Ph.D., and Jeffrey M. Drazen, M.D.

[Gian Pirracchio](#)

Do Threshold
A Cohort Study
Intensive

Christoph
Laurent
<https://doi.org/10.1093/2OC>

Annemijn Jonkman ⁶, Kuan Liu ³, Hannah Wunsch ^{1,3,7},
Harm-Jan De Grooth ⁵, Paul Elbers ⁵, Sangeeta Mehta ^{1,2}, Show All...

PubMed: [36150166](#)

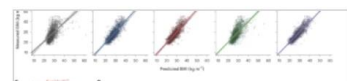
diagnosis with high accuracy.

Todd Hollon, Cheng Jiang ... Daniel A. Orringer



Article
Open Access

Multiomic signatures of body mass index identify heterogeneous health phenotypes and responses to a lifestyle intervention



Définition



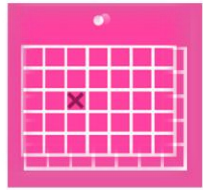
La règle des 5 V's



BIG DATA

VERACITY

Inconsistencies and uncertainty in data



VARIETY

Different formats of data from various sources



VELOCITY

High speed of accumulation of data



VALUE

Extract useful data



Volume



- Quantité de données disponibles
- Base du Big Data :
 - + Taille
 - + Quantité de données collectées
- Augmente avec les capacités de stockage



Variété

- Eventail possible de représentation des données
- 3 types de données :
 - + Structurées
 - + Semi structurées
 - + Non structurées



Valeur

- Potentiel de valorisation des données
- Propriété majeure pour le domaine des affaires
- Médical :
 - + Potentiel et impact des analyses sur les pratiques



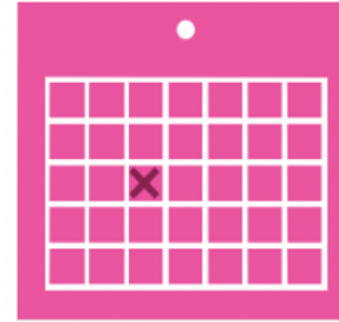
Vitesse



- Flux de données
- Cinétique pour générer et et transferer les données au sein des unités de stockage



Véracité



- Fiabilité des données recueillies
- Confère le degré de qualité des données



Définition



Collecte des données de réanimation



Sources et Type de données

Type	Densité	Exemple
Démographiques	1 mesure	Age, genre, BMI, comorbidités
Biologie sanguine	1 – 3 / jour	Ionogramme, Hémogramme
Tests cutanés	0 – 1 / heure	Glycémie
Analyse gazométrique	1 – 12 / jour	pH, PaO ₂ , PaCO ₂ , Lactate
Radiologie au lit	2 – 7 / semaine	Radio thoracique
Imagerie avancée	0 – 3 / semaine	TDM, IRM, Echographie
Microbiologie	1 – 5 / semaine	Cultures
Monitoring intermittent	0.5 – 12 / heure	PA brassard, diurèse
Monitoring continu	1 – 30 / seconde	ECG, SpO ₂ , PA invasive, FR
Paramètres ventilatoires	1 – 20 / jour	Mode ventilatoire, PEER, PPI
Dose médicamenteuse IVD	1 – 6 / jour	Antibiotique, IPP, stéroïdes
Administration continue	1 / minute	Vasopresseurs, sédation, fluides
Evaluation clinique	3 – 12 / jour	Transmission médicale et IDE
Intervention	0 – 5 / semaine	Admission, sortie, CVC, chirurgie



Sources et Type de données

Type	Densité	Exemple
Démographiques	1 mesure	Age, genre, BMI, comorbidités
Biologie sanguine	1 – 3 / jour	Ionogramme, Hémogramme
Tests cutanés	0 – 1 / heure	Glycémie
Analyse gazométrique	1 – 12 / jour	pH, PaO₂, PaCO₂, Lactate
Radiologie au lit	2 – 7 / semaine	Radio thoracique
Imagerie avancée	0 – 3 / semaine	TDM, IRM, Echographie
Microbiologie	1 – 5 / semaine	Cultures
Monitoring intermittent	0.5 – 12 / heure	PA brassard, diurèse
Monitoring continu	1 – 30 / seconde	ECG, SpO ₂ , PA invasive, FR
Paramètres ventilatoires	1 – 20 / jour	Mode ventilatoire, PEER, PPI
Dose médicamenteuse IVD	1 – 6 / jour	Antibiotique, IPP, stéroïdes
Administration continue	1 / minute	Vasopresseurs, sédation, fluides
Evaluation clinique	3 – 12 / jour	Transmission médicale et IDE
Intervention	0 – 5 / semaine	Admission, sortie, CVC, chirurgie



Sources et Type de données

Type	Densité	Exemple
Démographiques	1 mesure	Age, genre, BMI, comorbidités
Biologie sanguine	1 – 3 / jour	Ionogramme, Hémogramme
Tests cutanés	0 – 1 / heure	Glycémie
Analyse gazométrique	1 – 12 / jour	pH, PaO ₂ , PaCO ₂ , Lactate
Radiologie au lit	2 – 7 / semaine	Radio thoracique
Imagerie avancée	0 – 3 / semaine	TDM, IRM, Echographie
Microbiologie	1 – 5 / semaine	Cultures
Monitoring intermittent	0.5 – 12 / heure	PA brassard, diurèse
Monitoring continu	1 – 30 / seconde	ECG, SpO ₂ , PA invasive, FR
Paramètres ventilatoires	1 – 20 / jour	Mode ventilatoire, PEER, PPI
Dose médicamenteuse IVD	1 – 6 / jour	Antibiotique, IPP, stéroïdes
Administration continue	1 / minute	Vasopresseurs, sédation, fluides
Evaluation clinique	3 – 12 / jour	Transmission médicale et IDE
Intervention	0 – 5 / semaine	Admission, sortie, CVC, chirurgie



Sources et Type de données

Type	Densité	Exemple
Démographiques	1 mesure	Age, genre, BMI, comorbidités
Biologie sanguine	1 – 3 / jour	Ionogramme, Hémogramme
Tests cutanés	0 – 1 / heure	Glycémie
Analyse gazométrique	1 – 12 / jour	pH, PaO ₂ , PaCO ₂ , Lactate
Radiologie au lit	2 – 7 / semaine	Radio thoracique
Imagerie avancée	0 – 3 / semaine	TDM, IRM, Echographie
Microbiologie	1 – 5 / semaine	Cultures
Monitoring intermittent	0.5 – 12 / heure	PA brassard, diurèse
Monitoring continu	1 – 30 / seconde	ECG, SpO₂, PA invasive, FR
Paramètres ventilatoires	1 – 20 / jour	Mode ventilatoire, PEER, PPI
Dose médicamenteuse IVD	1 – 6 / jour	Antibiotique, IPP, stéroïdes
Administration continue	1 / minute	Vasopresseurs, sédation, fluides
Evaluation clinique	3 – 12 / jour	Transmission médicale et IDE
Intervention	0 – 5 / semaine	Admission, sortie, CVC, chirurgie



Sources et Type de données

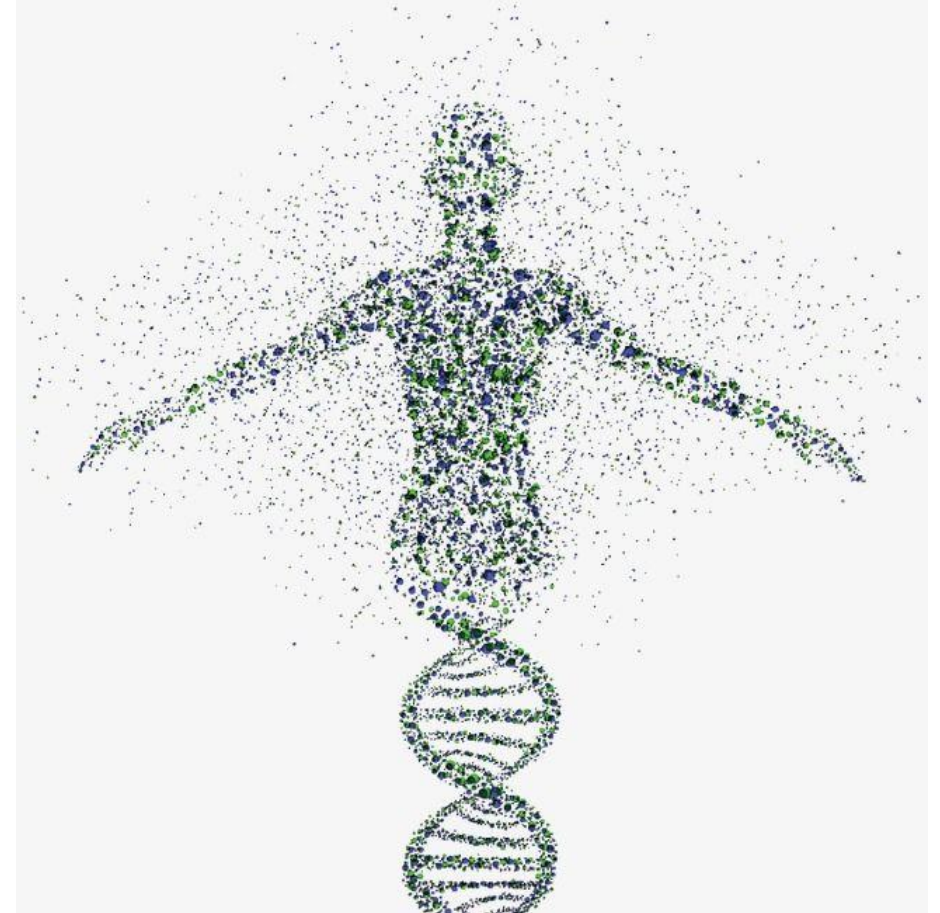
Type	Densité	Exemple
Démographiques	1 mesure	Age, genre, BMI, comorbidités
Biologie sanguine	1 – 3 / jour	Ionogramme, Hémogramme
Tests cutanés	0 – 1 / heure	Glycémie
Analyse gazométrique	1 – 12 / jour	pH, PaO ₂ , PaCO ₂ , Lactate
Radiologie au lit	2 – 7 / semaine	Radio thoracique
Imagerie avancée	0 – 3 / semaine	TDM, IRM, Echographie
Microbiologie	1 – 5 / semaine	Cultures
Monitoring intermittent	0.5 – 12 / heure	PA brassard, diurèse
Monitoring continu	1 – 30 / seconde	ECG, SpO ₂ , PA invasive, FR
Paramètres ventilatoires	1 – 20 / jour	Mode ventilatoire, PEER, PPI
Dose médicamenteuse IVD	1 – 6 / jour	Antibiotique, IPP, stéroïdes
Administration continue	1 / minute	Vasopresseurs, sédation, fluides
Evaluation clinique	3 – 12 / jour	Transmission médicale et IDE
Intervention	0 – 5 / semaine	Admission, sortie, CVC, chirurgie



56 h



V



Définition



Stockage des données



Systeme de stockage

- Technologie spécifiques pouvant gérer des volumes massifs de données
- Systeme de stockage :
 - + Stockage distribués
 - Données réparties sur plusieurs serveurs
 - + Bases de données NoSQL
 - Base pour données non structurées ou semi-structurées



Traitement des données

- Framework :
 - + Ensemble d'outils et de composants logiciels
 - + Open source : accès libre
 - + Développement collaboratif et communautaire
 - + Exemple : Hadoop (Java), Spark (Python)
- Machine Learning



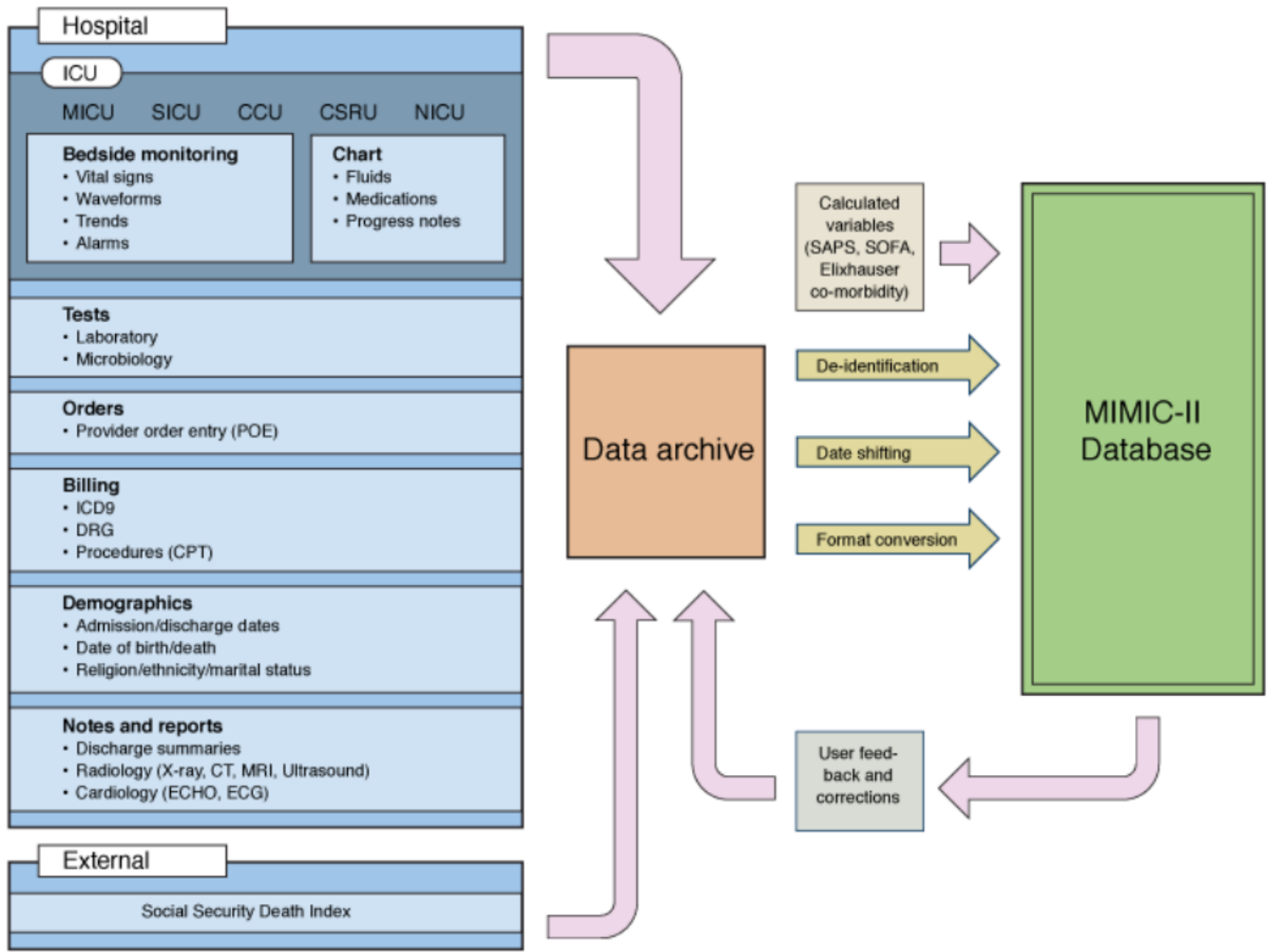


FIGURE 1: SCHEMATIC DESCRIPTION OF DATA COLLECTION AND MIMIC-II DATABASE CONSTRUCTION.



Avantages



Le Big Data : Frime ou vrai plus ?



Pourquoi s'embêter ?

- Statistiques **paramétriques** :
- Statistiques **non paramétriques** :



Pourquoi s'embêter ?

- Statistiques **non paramétriques** :
 - + On s'amende de la distribution → Modèles plus robustes
 - + Vitesse de convergence plus lente → Techniques moins puissantes
 - Augmenter la Puissance = Augmenter le nb d'observation
 - + Parfaitement adapté au Big Data



Apports du Big Data



Partage d'informations

Actualisation en temps réel

The screenshot shows the top portion of a website. On the left is the logo for the Institute for Healthcare Policy & Innovation at the University of Michigan, featuring a large orange 'M' and the text 'INSTITUTE FOR HEALTHCARE POLICY & INNOVATION UNIVERSITY OF MICHIGAN'. To the right is a navigation menu with items: 'Our Experts & Partners', 'Featured Work', 'Informing Policy', 'Education & Training', 'For Members', 'About', 'News & Briefs', and 'Events'. Further right are social media icons for search, Twitter, YouTube, and LinkedIn, followed by a 'GET INVOLVED' button with a right-pointing arrow. Below the navigation is a large blue hero section with the white text 'Fighting the COVID-19 pandemic with big data'.

Home | Fighting The COVID-19 Pandemic With Big Data

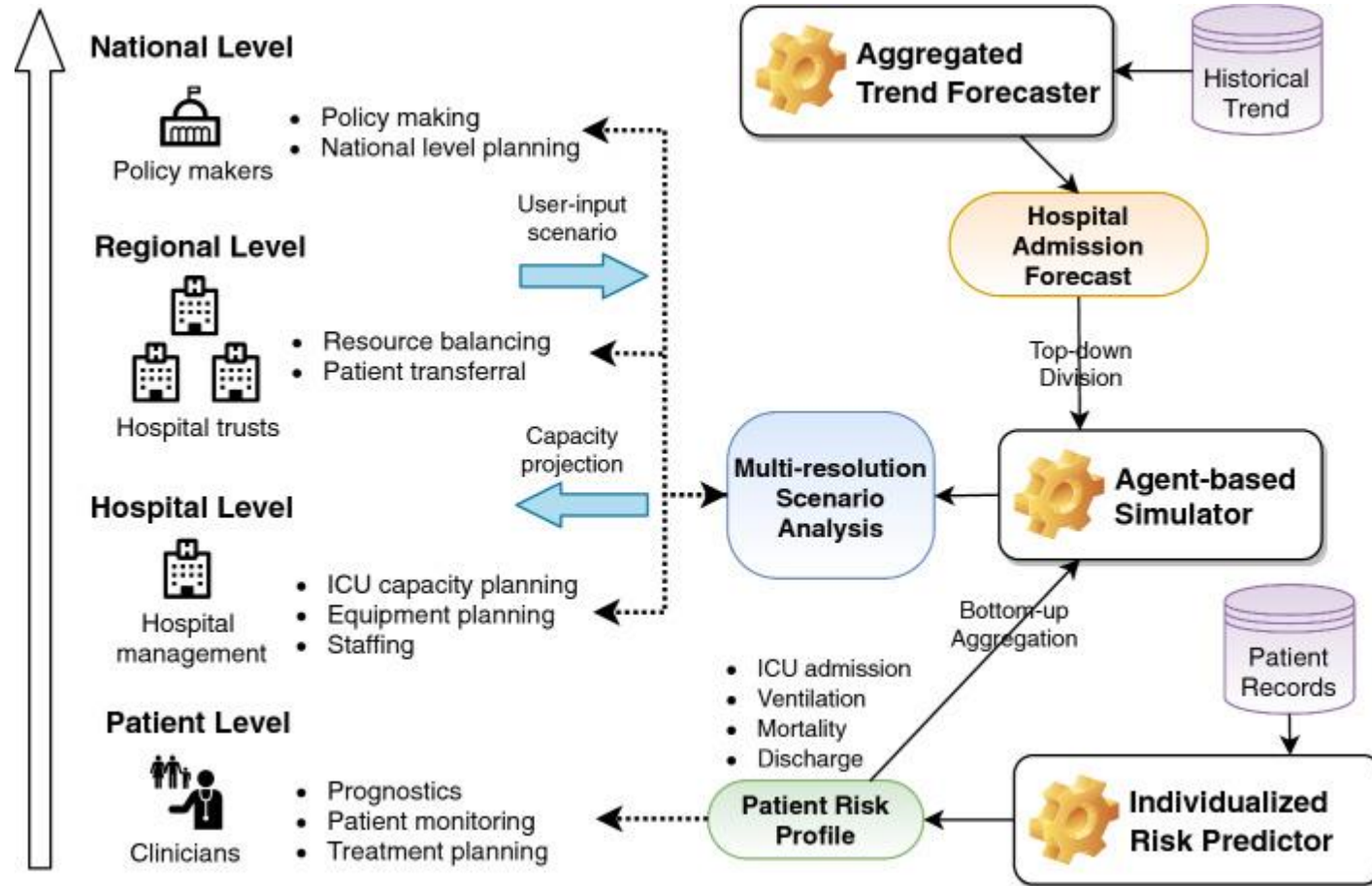
SHARE THIS PAGE [t](#) [f](#) [in](#) [✉](#)

U-M experts leverage the power of data, innovative research and health policy expertise to address the impacts of the COVID-19 pandemic.



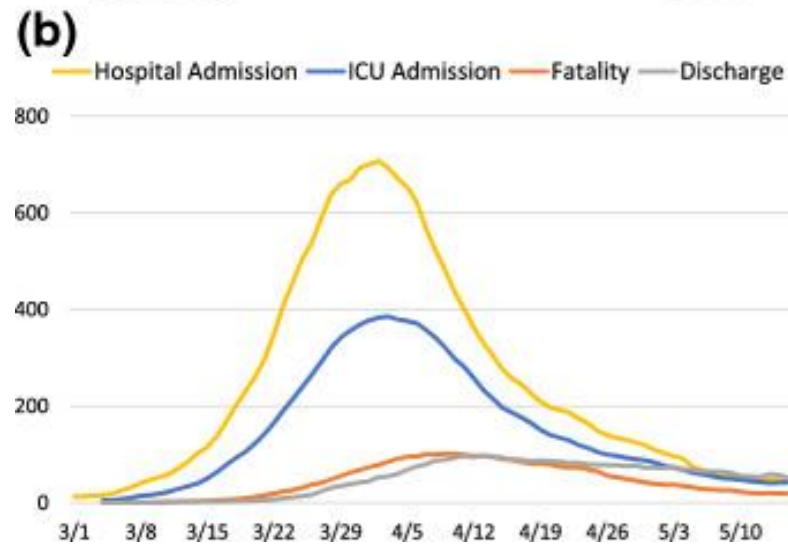
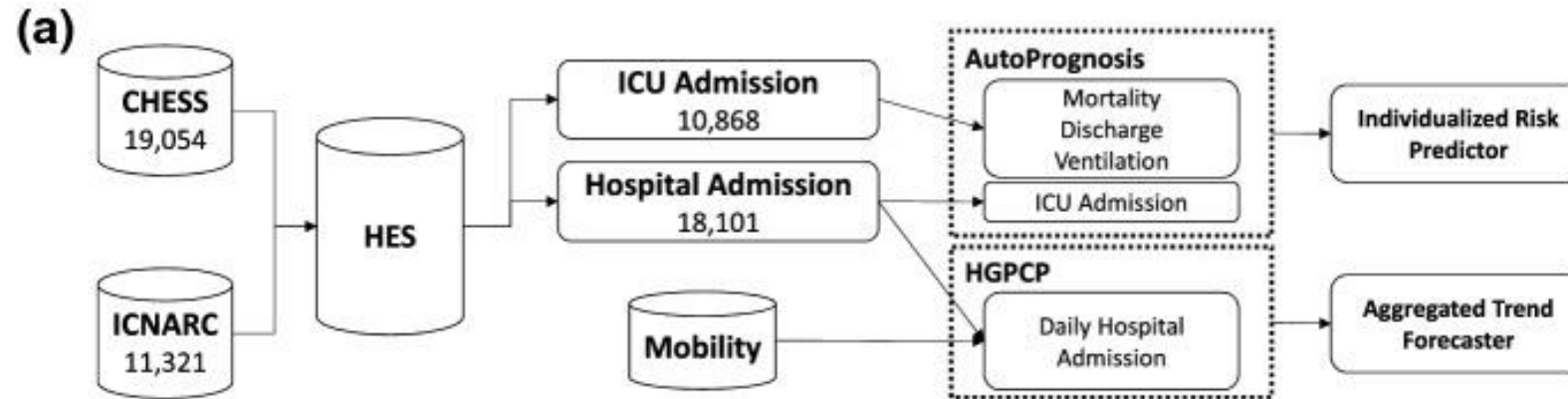


Organisationnel





Organisationnel



(c)

Condition	% of patients
Chronic respiratory disease	6.34%
Asthma requiring medication	6.89%
Chronic heart disease	7.98%
Hypertension	14.66%
Immunosuppression	2.62%
Chronic neurological disease	2.07%
Diabetes requiring insulin	12.25%





Organisationnel

Model	Feature	ICU admission	Mortality	Ventilation
AutoPrognosis	All features	0.835 ± 0.001	0.871 ± 0.002	0.771 ± 0.002
AutoPrognosis	CHES only	0.781 ± 0.002	0.836 ± 0.002	0.754 ± 0.003
AutoPrognosis	Demographics	0.770 ± 0.002	0.799 ± 0.003	0.702 ± 0.003
Cox PH Model	All features	0.771 ± 0.002	0.773 ± 0.003	0.690 ± 0.003
Charlson index	–	0.556 ± 0.013	0.596 ± 0.002	0.530 ± 0.006



Hôpital Londonien

23 Mars 2020

CPAS In-Silico ICU Demand Simulation

Configuration

Desired Resolution: Hospital
Select Hospital: King's College Hospital
Trend for Community Mobility: Extrapolation: Constant

Patient Cohort

Median Age: 68
Age Standard Deviation: 12
Percentage Male: 63

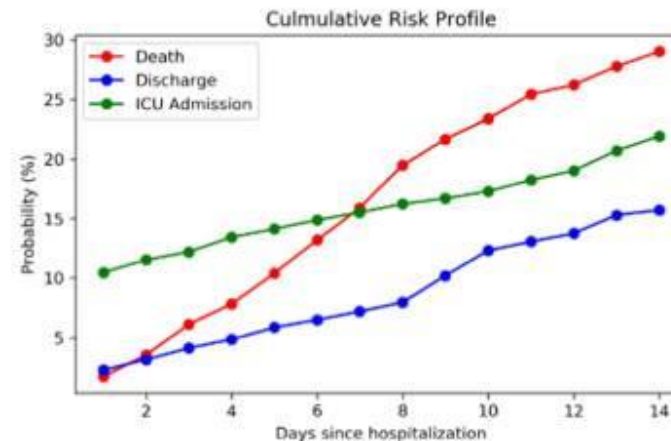
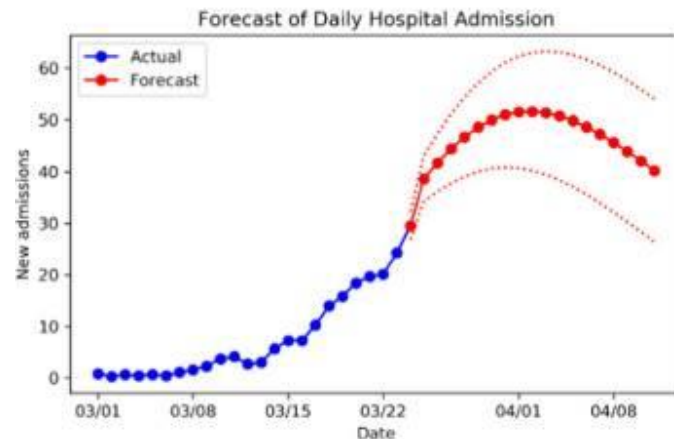
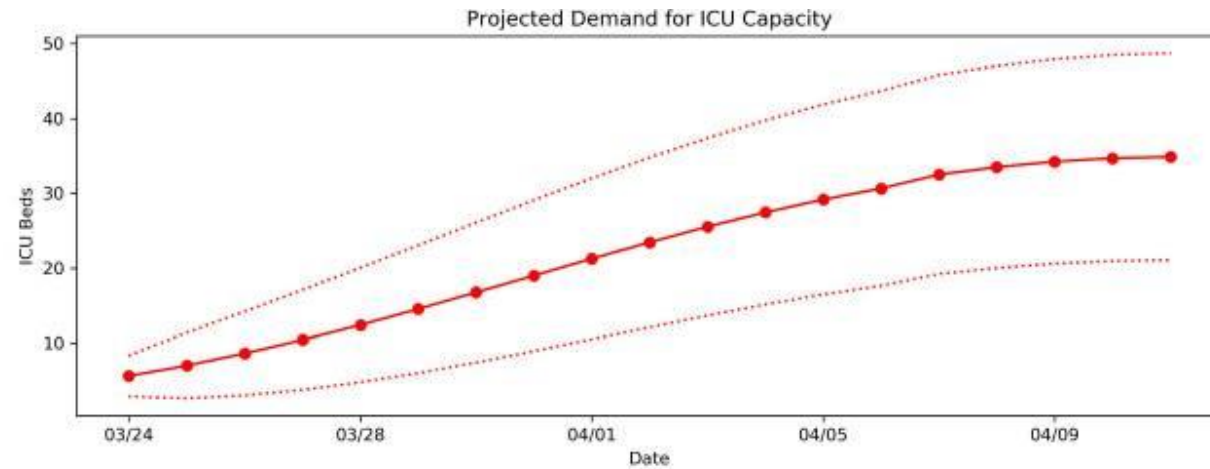
Hypertension %: 14	Diabetes %: 11	Asthma %: 7	Obesity %: 4	Immunosuppression %: 2
C. Respiratory %: 6	C. Heart %: 8	C. Renal %: 3	C. Liver %: 1	Pregnancy %: 1

RUN



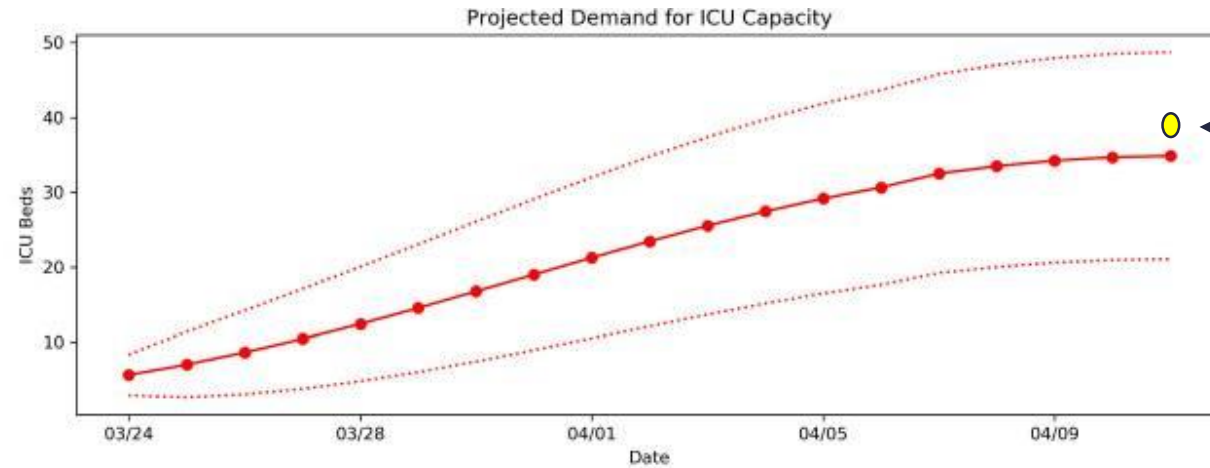
Hôpital Londonien

23 Mars 2020

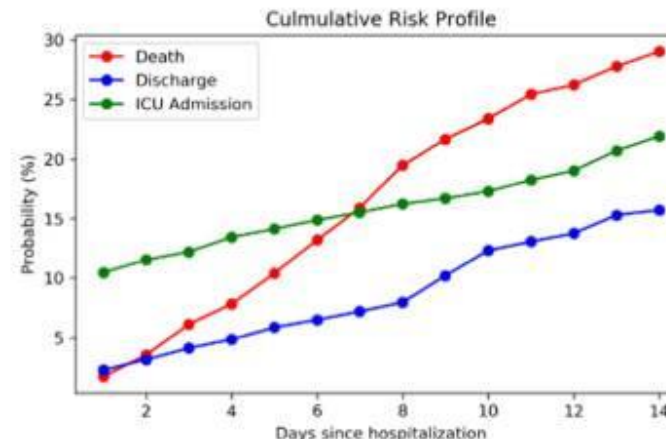
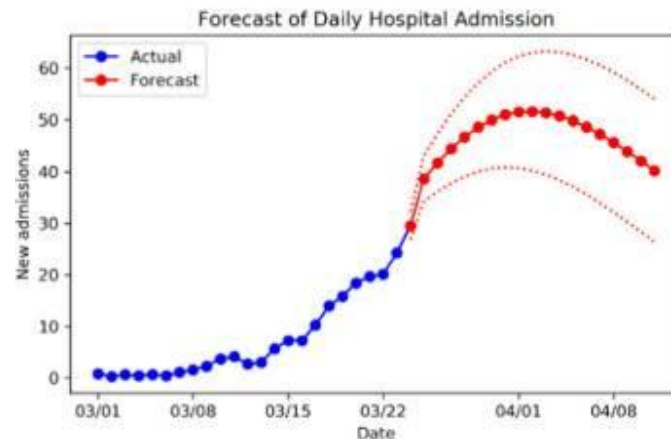


Hôpital Londonien


23 Mars 2020



Donnée réellement observée



Au niveau patient

 <p>ICU admission</p>	Prediction	Clinical assessment and treatment
	Outcomes <ul style="list-style-type: none">• ICU LOS^{26,32}• ICU mortality^{19,26}• ICU readmission^{22,24,25,26}• ICU discharge²⁷• Long-term outcomes³⁸	Phenotypes <ul style="list-style-type: none">• Sepsis³¹• ARDS³²• Identification of patients subgroups³⁰
	Diagnostic <ul style="list-style-type: none">• Sepsis⁴⁴• Prolonged mechanical ventilation⁴⁰• Delirium³⁷	Treatment options <ul style="list-style-type: none">• Vasopressors³³• Heparin doses⁴²
	Complications <ul style="list-style-type: none">• AKI^{34,41}• Hemodynamic instabilities^{36,43}• Increase ICP^{38,39}	

Objectif : Médecine Personnalisée

Combining Prognostic and Predictive Enrichment Strategies to Identify Children With Septic Shock Responsive to Corticosteroids*

Wong, Hector R. MD^{1,2}; Atkinson, Sarah J. MD^{1,3}; Cvijanovich, Natalie Z. MD⁴; Anas, Nick MD⁵; Allen, Geoffrey L. MD⁶; Thomas, Neal J. MD⁷; Bigham, Michael T. MD⁸; Weiss, Scott L. MD⁹; Fitzgerald, Julie C. PhD, MD⁹; Checchia, Paul A. MD¹⁰; Meyer, Keith MD¹¹; Quasney, Michael MD, PhD¹²; Hall, Mark MD¹³; Gedeit, Rainer MD¹⁴; Freishtat, Robert J. MD¹⁵; Nowak, Jeffrey MD¹⁶; Raj, Shekhar S. MD¹⁷; Gertz, Shira MD¹⁸; Lindsell, Christopher J. PhD¹⁹

Precision Glycemic Control in the ICU*

Paul E. Marik, MD, FCCM, FCCP
Division of Pulmonary and Critical Care Medicine
Eastern Virginia Medical School
Norfolk, VA

Distinct Molecular Phenotypes of Direct vs Indirect ARDS in Single-Center and Multicenter Studies

Genomic landscape of the individual host response and outcomes in sepsis: a prospective cohort study

Emma E Davenport, Katie L Burnham, Jayachandran Radhakrishnan*, Peter Humburg, Paula Hutton, Tara C Mills, Anna Rautanen, Anthony C Gordon, Christopher Garrard, Adrian V S Hill, Charles J Hinds, Julian C Knight*

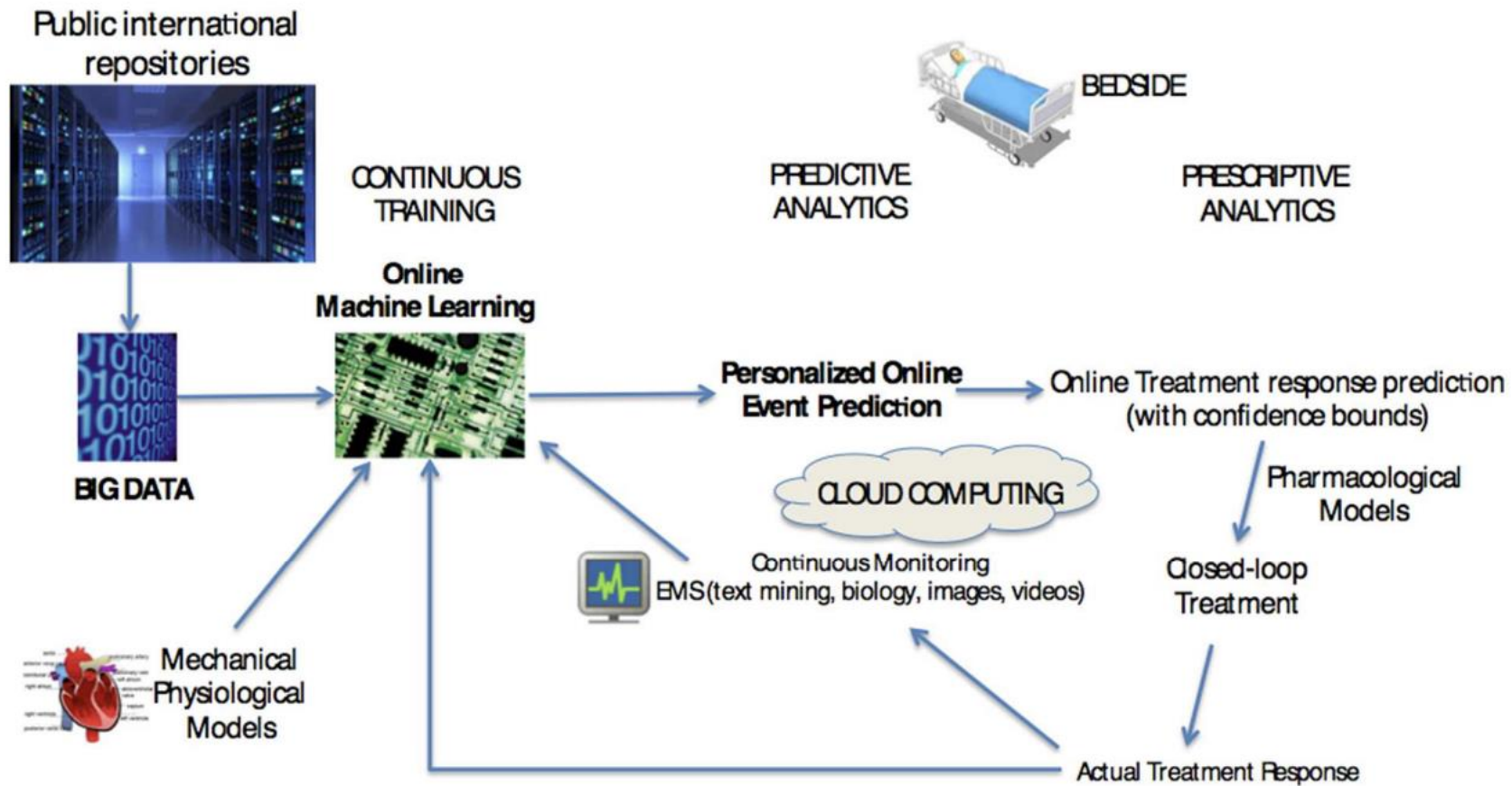
Acute Respiratory Distress Syndrome Subphenotypes Respond Differently to Randomized Fluid Management Strategy

Katie R. Famous¹, Kevin Delucchi², Lorraine B. Ware^{3,4}, Kirsten N. Kangelaris⁵, Kathleen D. Liu^{6,7}, B. Taylor Thompson⁸, and Carolyn S. Calfee^{1,7}; for the ARDS Network



From Predictive to Prescriptive

Analytics



Défis



***Pourquoi le Big Data n'est pas encore
massivement déployé ?***





Confidentialité



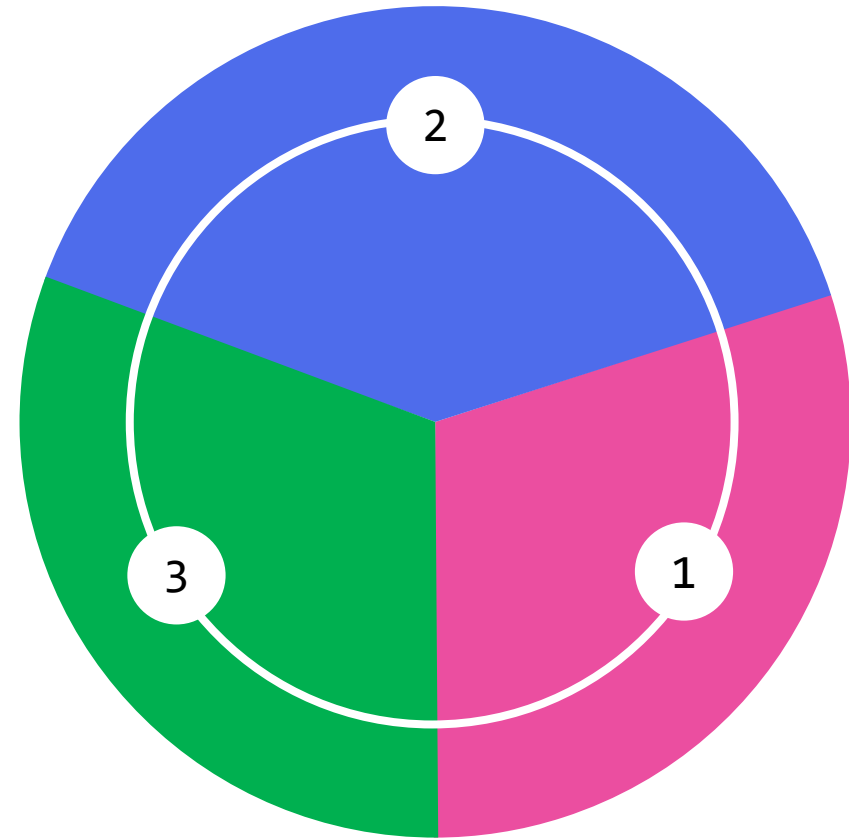
Fiabilité



Analyse



Confidentialité



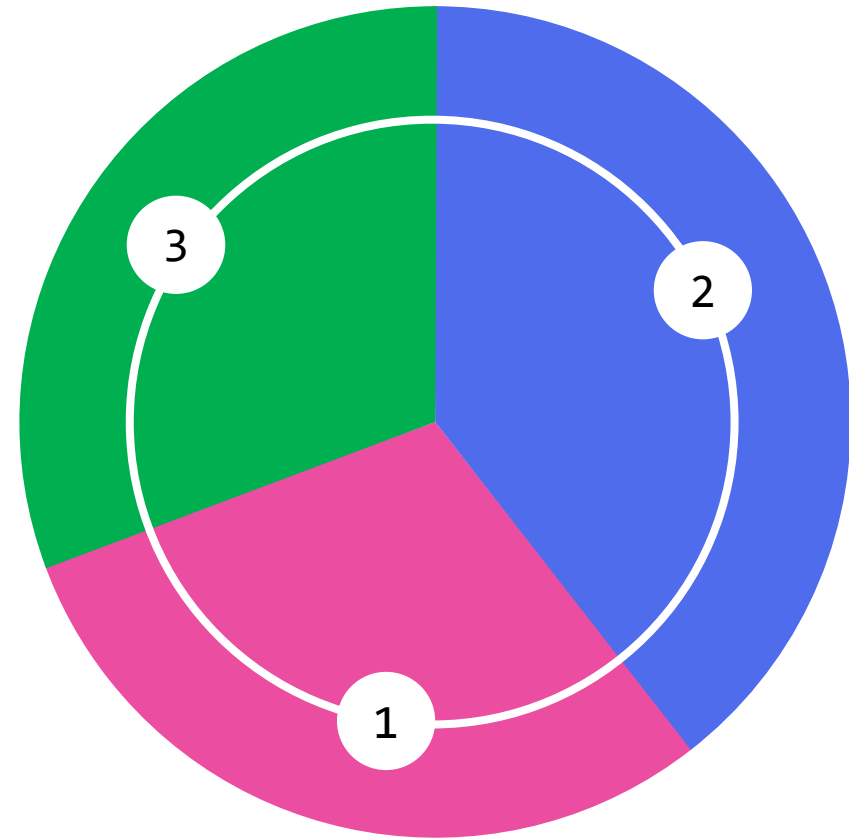
Les données de santé sont des données **convoitées**

Fuites concernant 1,4 millions de patients à l'APHP en 2020

Données revendues : industriels, assurance, gouvernement



Fiabilité



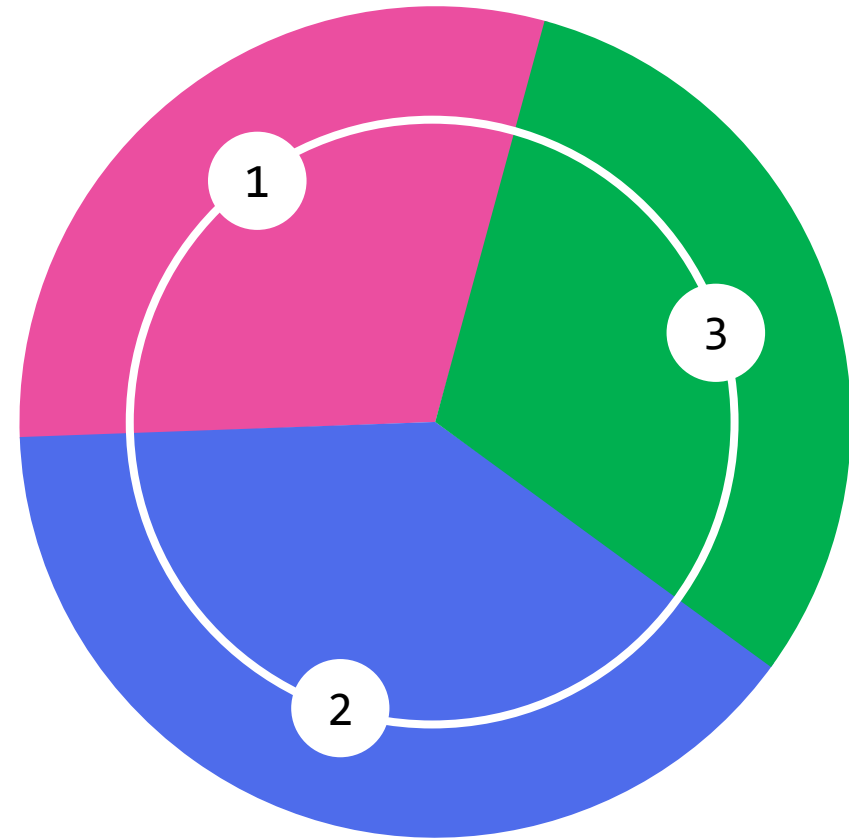
Données volumineuses et hétérogènes

Qualité varie selon la source

Manque de **standardisation** de la collecte



Analyse

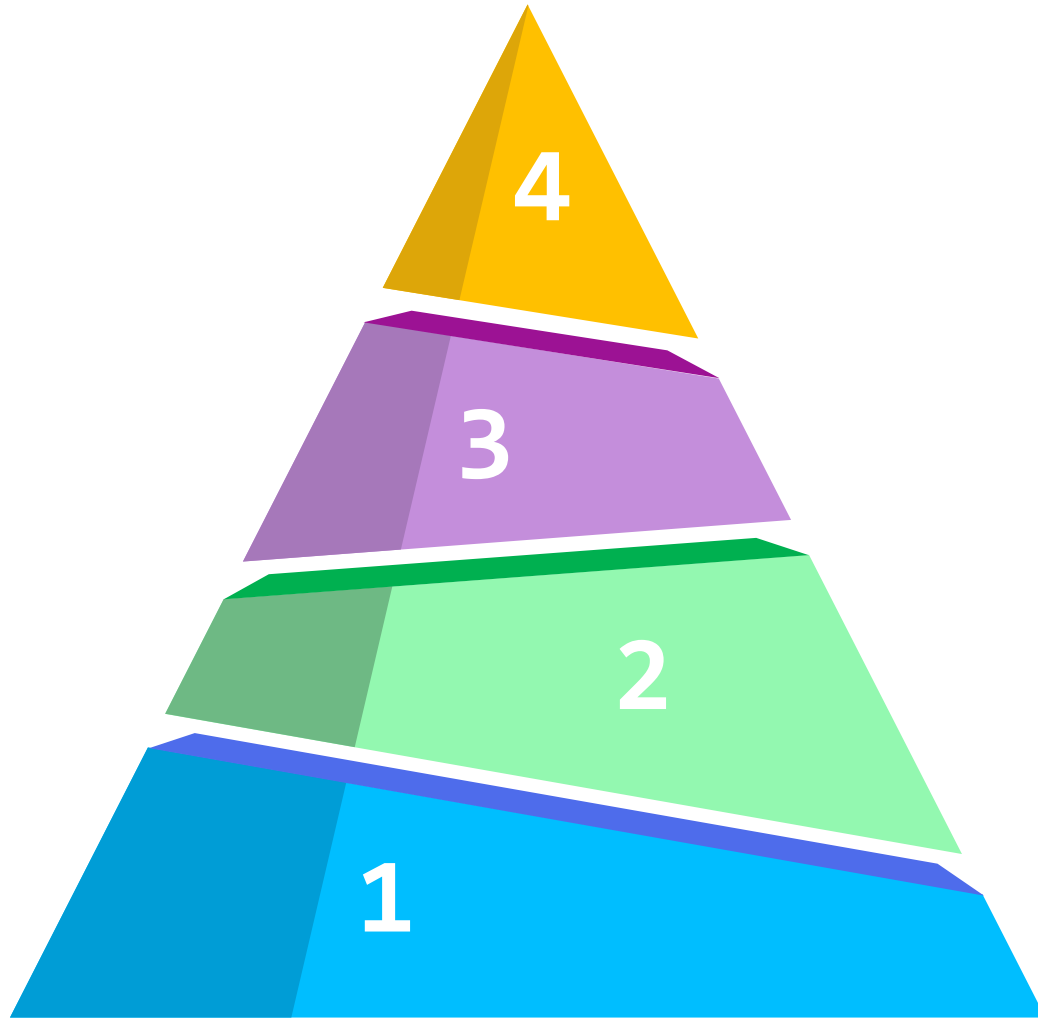


Intégration complexe lié à la **multitude** de sources et de format des données

Interprétation des résultats d'analyse parfois **complexe**

Validité externe compromise par le défaut de standardisation





- Validation prospective
- Investissement important
- Amélioration par l'expert
- Standardisation des données



Limites

!

**La science des données doit rejoindre les
données de la science**

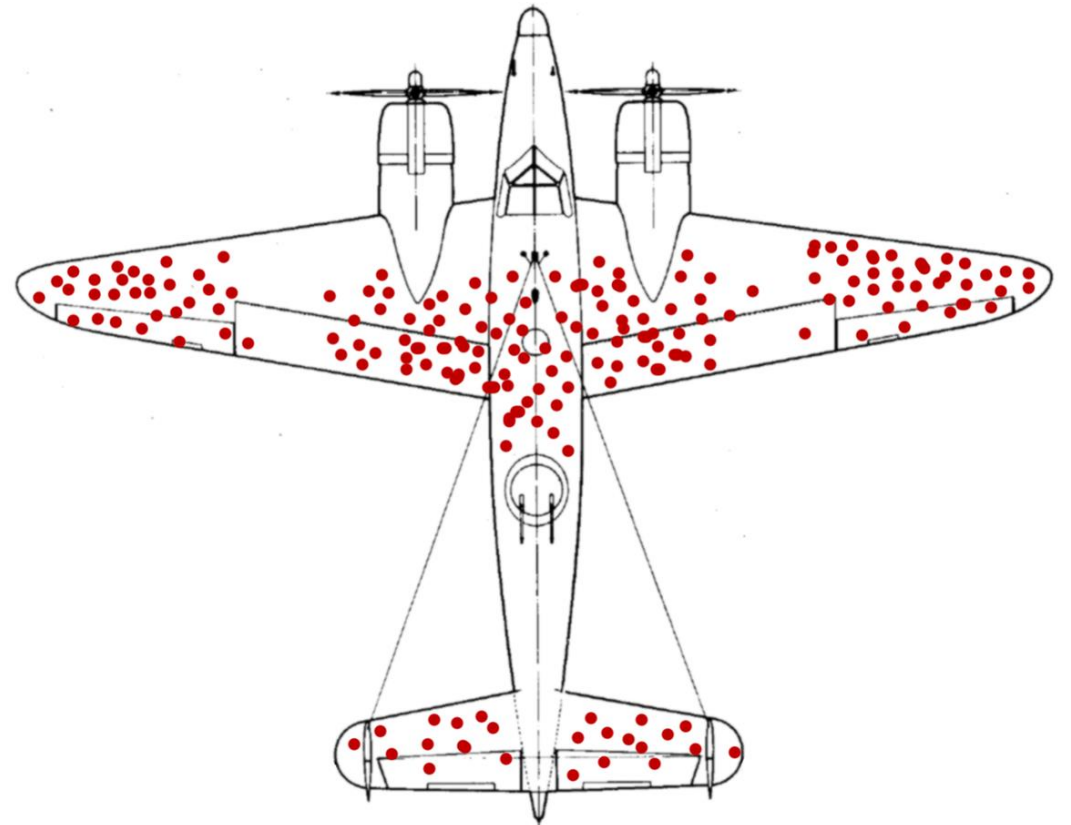


Je ne crois ce que je vois

Abraham Wald's Work on Aircraft Survivability

Marc Mangel, Francisco J. Samaniego

Journal of the American Statistical Association, Volume 79, Issue 386 (Jun., 1984),
259-267.



Ne pas changer de paradigme mais le faire évoluer

- La science des données n'est pas « magique » et implique d'être complémentaire du schéma EBM actuel
 - + Les résultats doivent être reproductibles
 - + Démonstration d'une plus value de façon prospective
 - + Justification physiopathologique
- Les futurs outils digitaux doivent être considérés comme des outils thérapeutiques



Conclusion

-

***Le Big Data va révolutionner nos
pratiques...***



... dès lors que les limites seront franchies

- Changement de paradigme avec le développement d'une médecine :
 - + Personnalisée plus que collective
 - + Prédictive plus qu'interventionnelle
- A voir plus comme des médicaments 2.0 plus qu'une assistance
- Implication des médecins dans le développement des outils

