

HUG Hôpitaux
Universitaires
Genève

 **UNIVERSITÉ
DE GENÈVE**

**Imperial College
London**

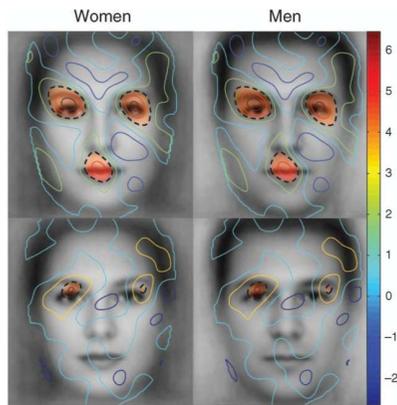
Machine learning pour la detections des HAIs : une solution miracle ?

Mohamed Abbas, MD, MSc

04.05.2023

moab@hcuge.ch

C'est quoi au juste...?



Reconnaissance faciale



Manipulation vidéo DeepFake
<https://www.youtube.com/watch?v=VWrhRBb-1Ig>



Véhicules autonomes



IA générative

Machine learning en tant que statistiques

- Dans les médias, ML est souvent présenté comme une forme d'[intelligence artificielle](#) mise en œuvre dans des robots capables d'imiter l'intelligence humaine.
- Il s'agit d'une version exagérée du ML, qui pourrait encore prendre des décennies à réaliser!
- Le plus souvent, ML se résume à des algorithmes statistiques qui tentent d'extraire des modèles complexes à partir de données observées (par exemple, des visages, des voix). Ces algorithmes sont également appelés "reconnaissance de modèles" ou "exploration de données".
- L'extraction de modèles de données avec ML consiste souvent à prédire une certaine variable dépendante, en fonction d'un certain nombre de variables indépendantes ou de caractéristiques. C'est [exactement la même chose qu'en régression linéaire](#). À ce titre, l'apprentissage automatique peut être considéré comme une extension de la modélisation statistique.

Artificial Intelligence



Machine Learning



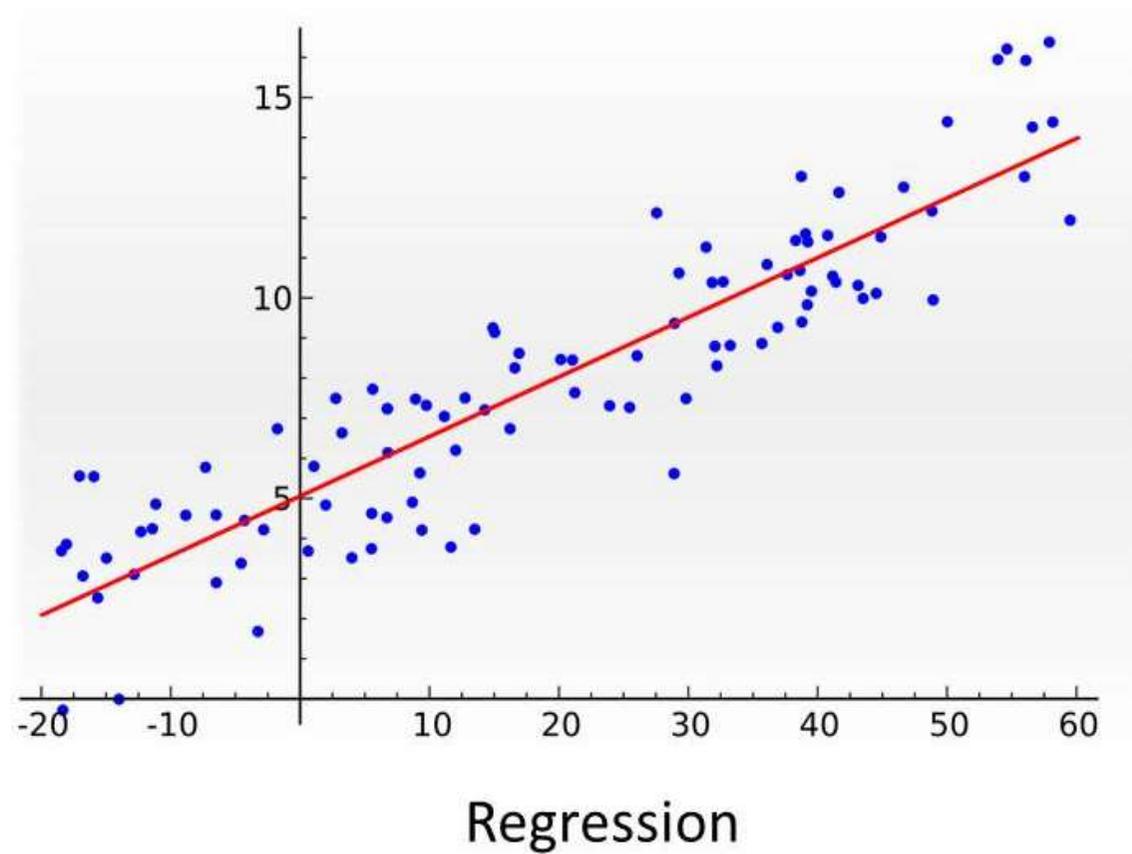
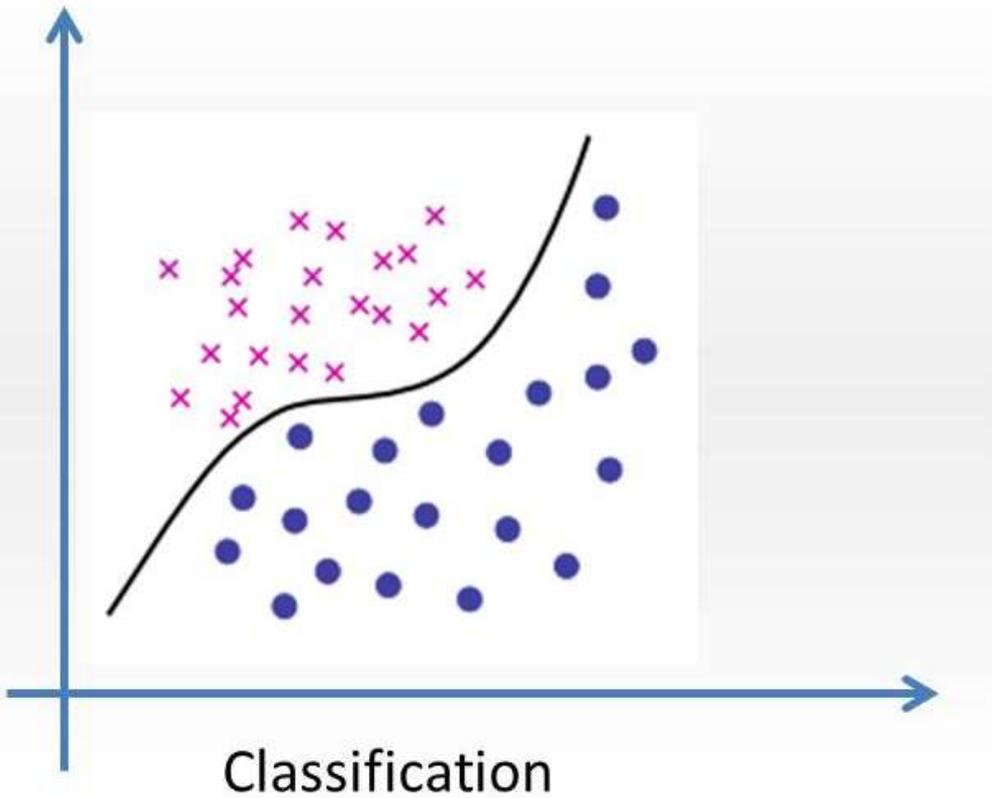
Neural Networks



Deep Learning

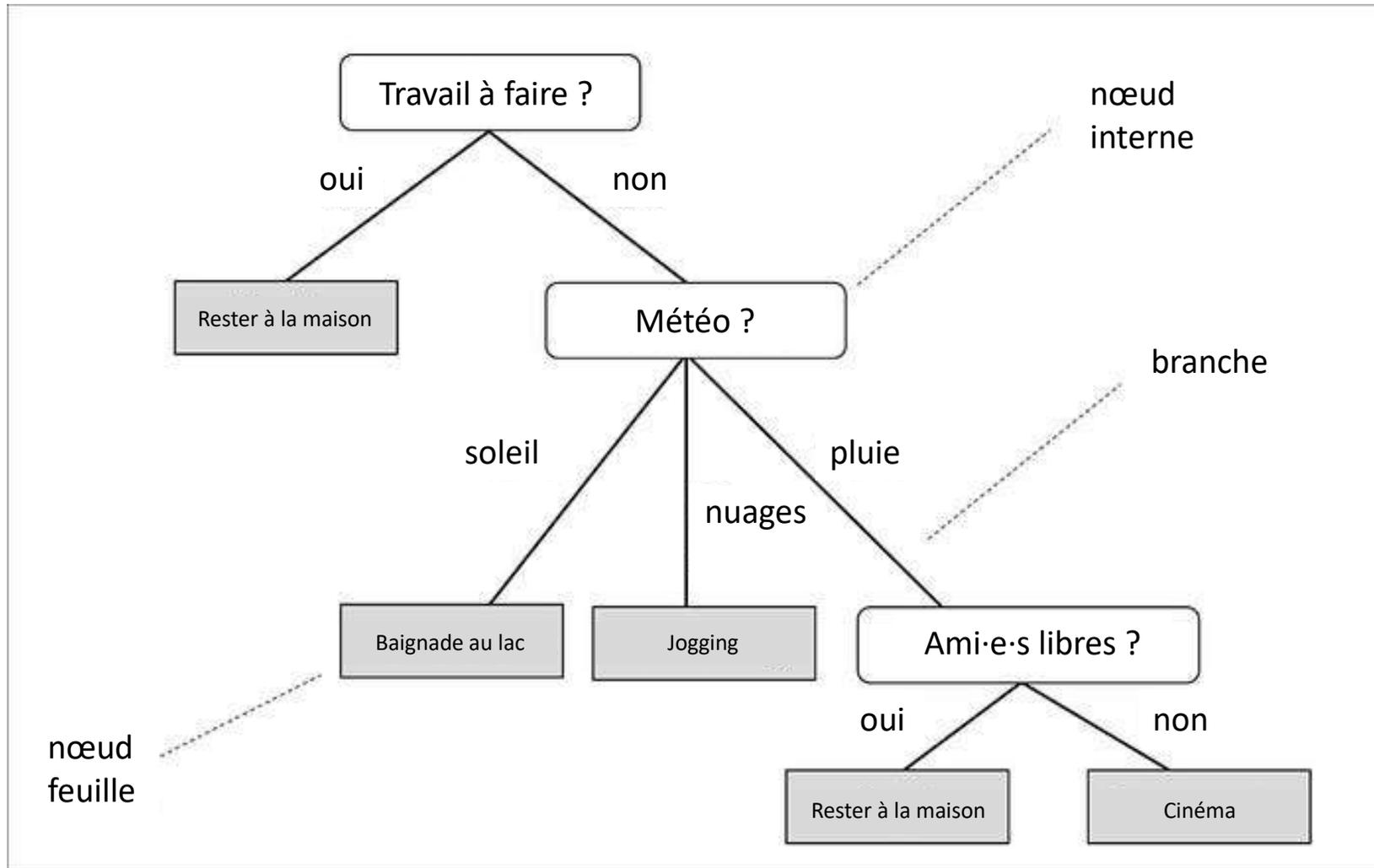


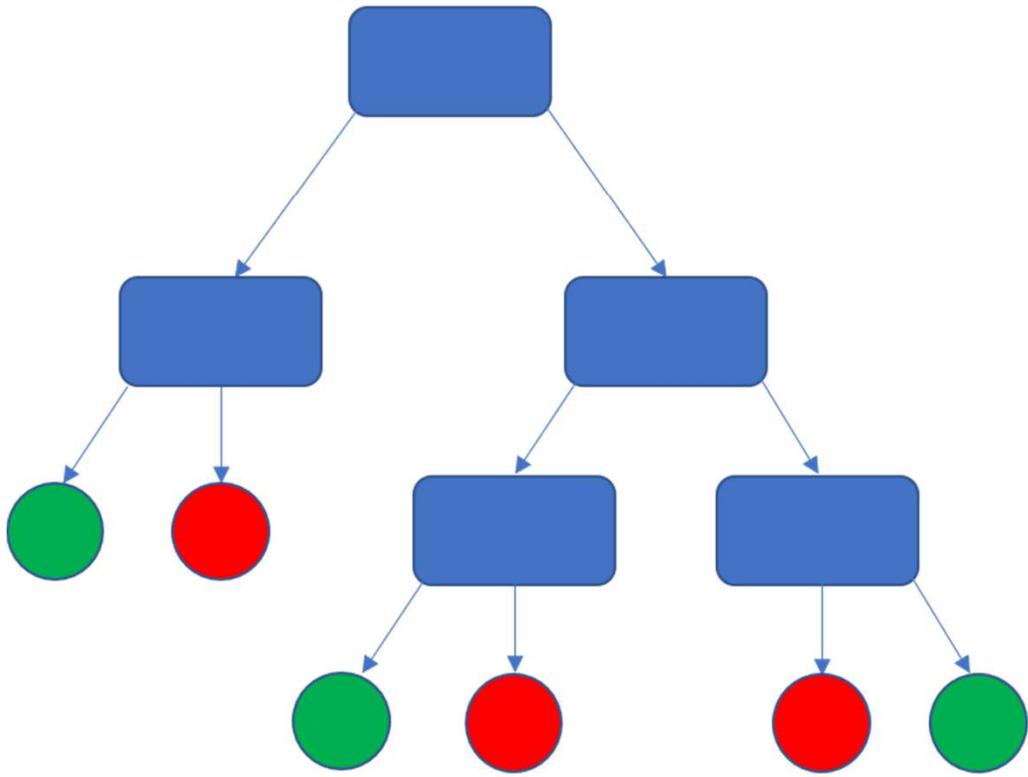
Modèles linéaires



<https://kindsonthegenius.com/blog/introduction-to-machine-learning-ml/>

Modèles non-linéaires





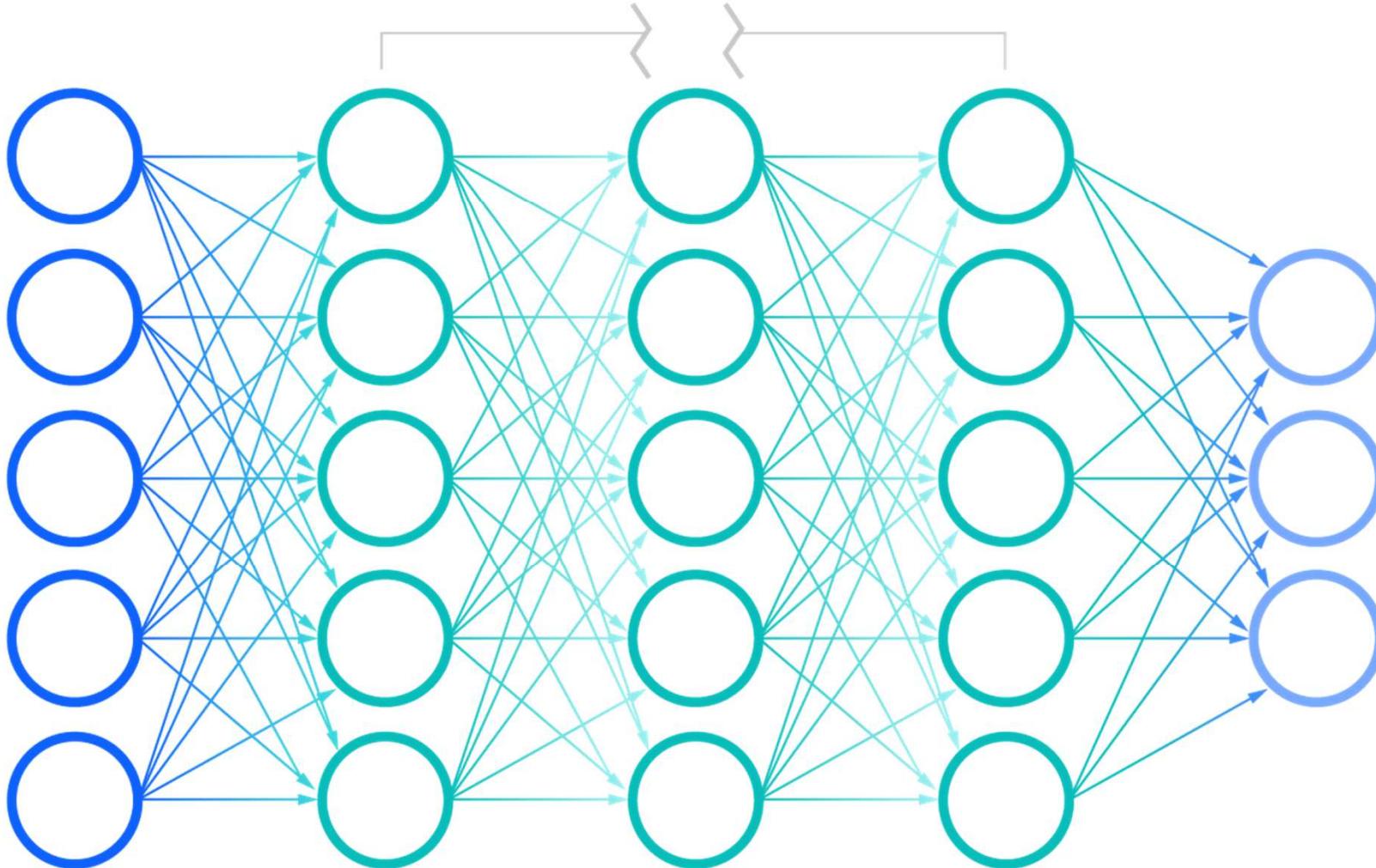
Decision Tree

Deep neural network

Input layer

Multiple hidden layers

Output layer



<https://www.ibm.com/cloud/blog/ai-vs-machine-learning-vs-deep-learning-vs-neural-networks>

Labelled Data

Tom Tom



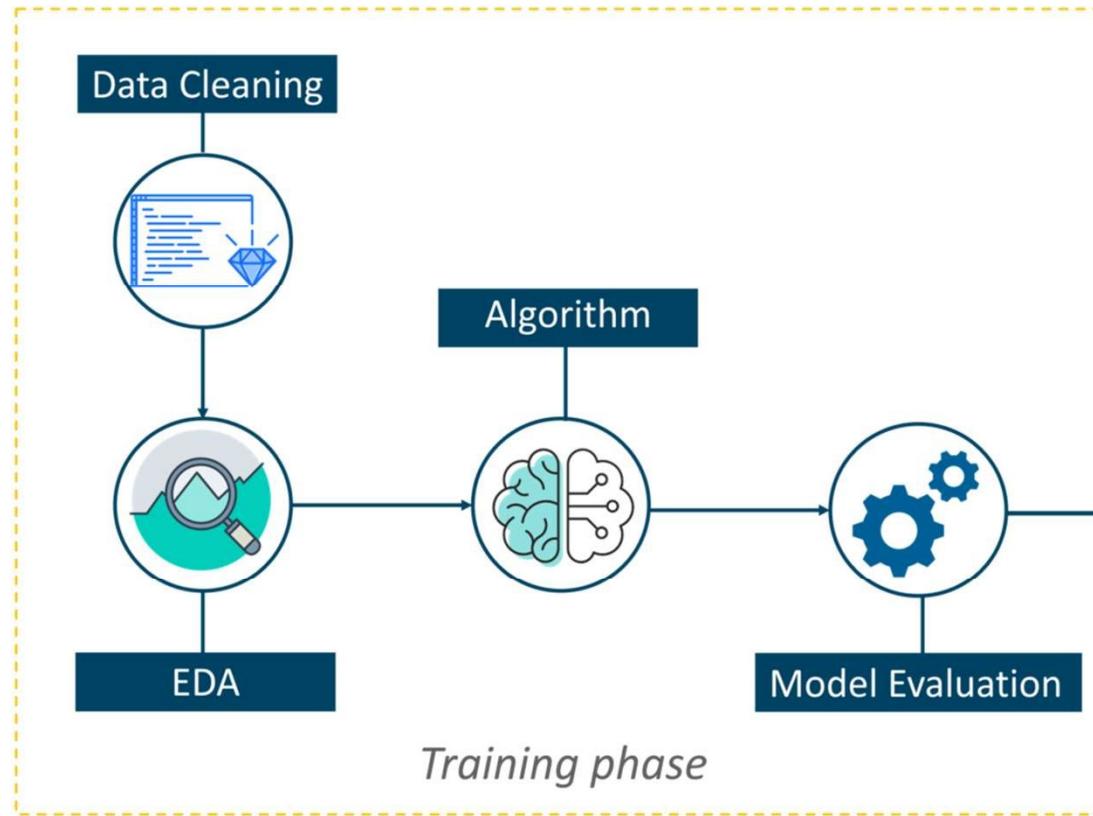
Tom Jerry



Jerry Jerry



Known output



Labelled Output



Class 'Jerry'

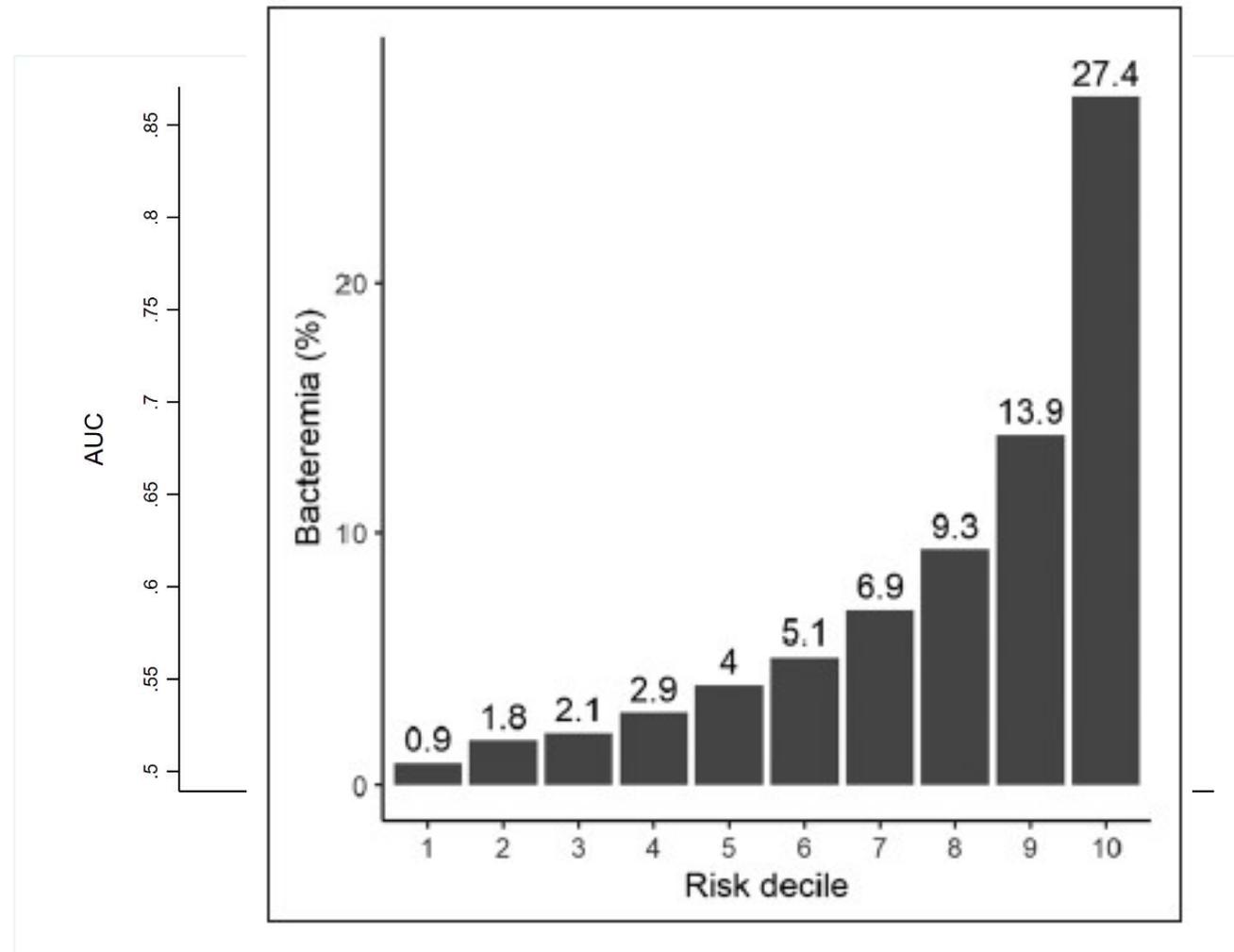


Class 'Tom'

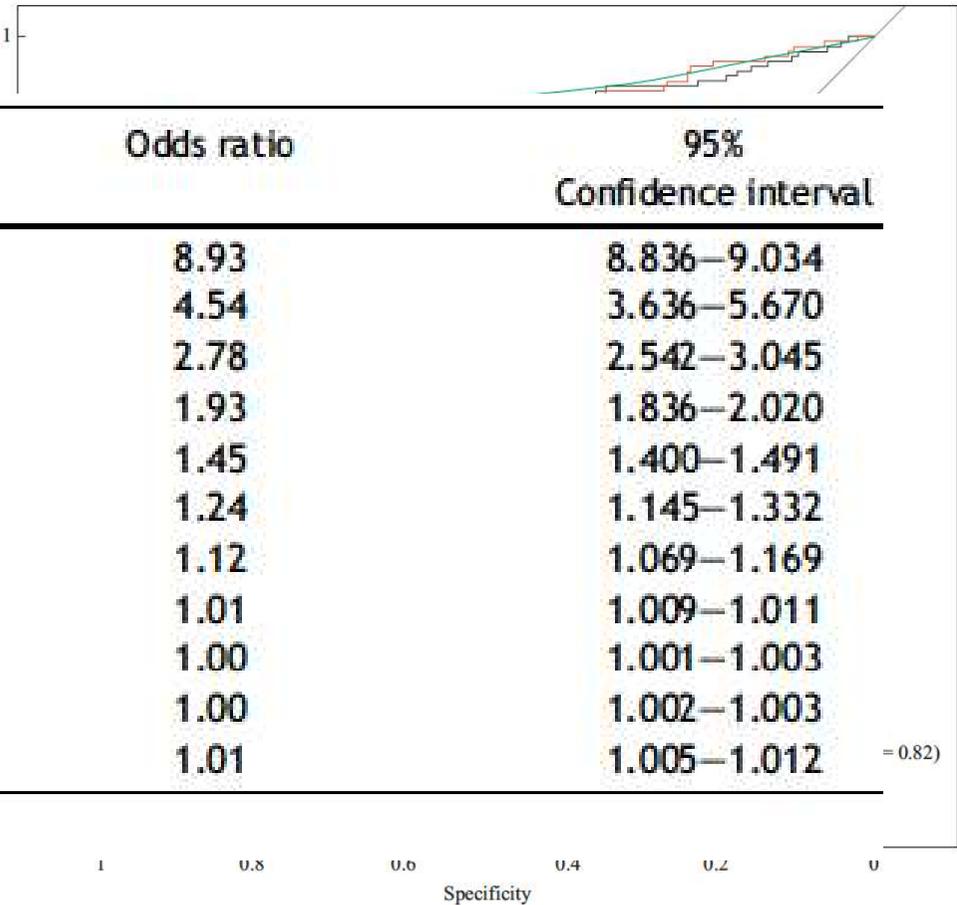
L'IA pour la prédiction des IAS

The Development and Validation of a Machine Learning Model to Predict Bacteremia and Fungemia in Hospitalized Patients Using Electronic Health Record Data

- 2 hôpitaux aux États-Unis
- 76 688 patients adultes
- 252 569 jours d'hémoculture
- Résultat : probabilité qu'une hémoculture soit positive
- Modèle de prédiction utilisant une machine de renforcement de gradient (GBM)



Prediction of impending central-line-associated bloodstream infections in hospitalized cardiac patients: development and testing of a machine-learning model



Variables	Odds ratio	95% Confidence interval
Number of antibiotics administered in last 24 h	8.93	8.836–9.034
Positive blood culture result from previous 24 h	4.54	3.636–5.670
Positive blood result from previous 7 days	2.78	2.542–3.045
Exposure to PN in last 48 h	1.93	1.836–2.020
Max temperature measurement in last 24 h (°C)	1.45	1.400–1.491
C-Reactive protein >0.5 mg/dL	1.24	1.145–1.332
Alteplase count in last 24 h	1.12	1.069–1.169
Max heart rate measurement in last 24 h (beats/min)	1.01	1.009–1.011
Current length of stay in ICU (days)	1.00	1.001–1.003
Cumulative time exposed to antibiotics (days)	1.00	1.002–1.003
Age of patient (years)	1.01	1.005–1.012

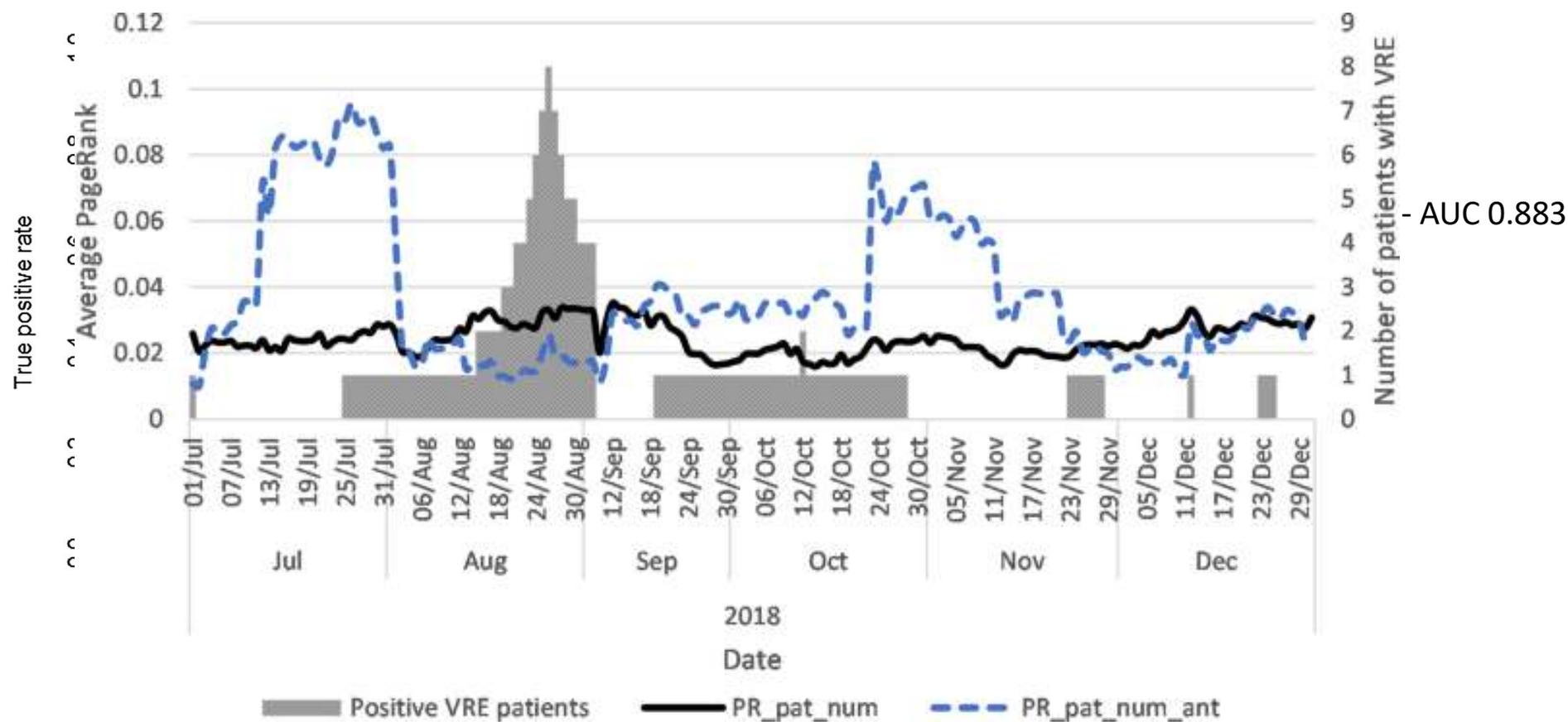
ICU, intensive care unit; PN, parenteral nutrition.

L'IA pour la prédiction de la colonisation

Spatiotemporal prediction of vancomycin-resistant Enterococcus colonisation

- Pays-Bas (Groningen) 01.2018 – 12.2019
 - Utilisation des mouvements de patient
 - Détermination quotidienne de:
 - nb. de patients/unité
 - nb. de patients avec antibiotiques/unité
- } Mesures de centralité
- Construction de réseaux spatiotemporels dynamiques dirigés
 - Utilisation de l'algorithme PageRank  avec ML
 - Modélisation au niveau de l'unité du nb. de patients VRE

Spatiotemporal prediction of vancomycin-resistant Enterococcus colonisation



Extending outbreak investigation with machine learning and graph theory: Benefits of new tools with application to a nosocomial outbreak of a multidrug-resistant organism

Andrew Atkinson PhD^{1,a} , Benjamin Ellenberger MSc^{2,a} , Vanja Piezzi MD¹, Tanja Kaspar MPH¹,
Luisa Salazar-Vizcaya PhD¹, Olga Endrich MD³, Alexander B. Leichtle MD^{2,4}  and Jonas Marschall MD^{1,5} 

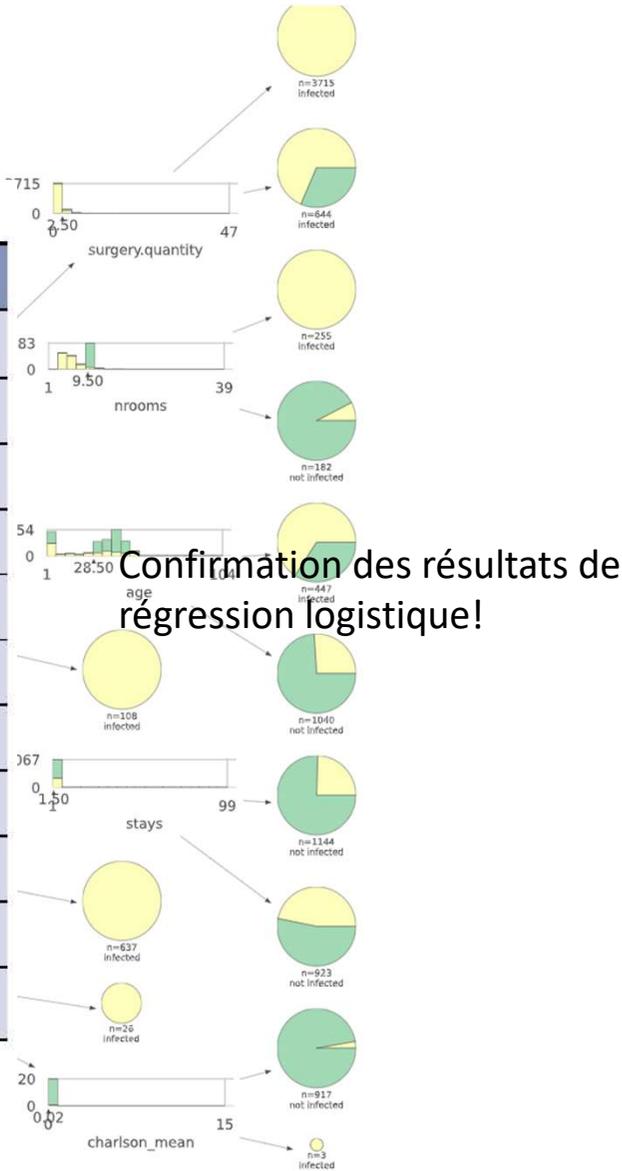
- Quels sont les facteurs de risque de colonisation par les ERV ?
- Quels patients doivent être dépistés ?
- Quels sont les « points chauds » en termes d'appareils, de pièces et d'employés où la transmission a pu se produire ?
- Quel est l'avantage potentiel d'une approche de dépistage des contacts basée sur l'approche du graphe de réseau, par rapport au dépistage traditionnel des contacts basé sur la proximité ?

Facteurs de risque d'acquisition de VRE

Table 3. Estimated Features From Decision-Tree Analysis

Characteristic	Importance
No. of different antibiotics	0.214
Charlson score, mean	0.191
No. of rooms	0.145
Age	0.107
Charlson score (last)	0.104
No. of hospitalizations	0.067
No. of surgeries, all stays (per surgery)	0.066
Length of stay (per 5 days)	0.064
ICU stay (at any time)	0.020
Sex	0.011
Patient had surgery at any time	0.010

Note. ICU, intensive care unit.



Confirmation des résultats de régression logistique!

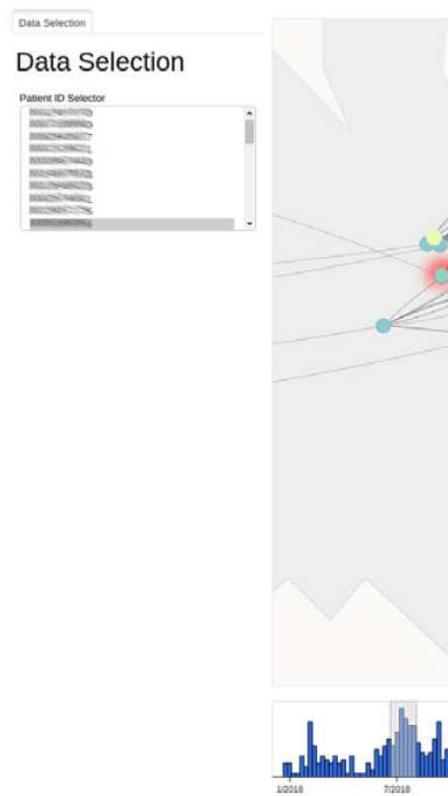
Extending outbreak investigation with machine learning and graph theory: Benefits of new tools with application to a nosocomial outbreak of a multidrug-resistant organism

Table 4. Example Hotspot List of Rooms, Devices, and Employees^a

Node Identification	Node Type	Score
EKG service	Room	9.5
Examination room ZZ	Room	8.0
14252	Device	6.9
Operating room ZY	Room	3.5
BX04	Room	2.3
F123	Room	2.2
A	Employee	2.1
Operating room Y	Room	2.1
B	Employee	2.0
Gastro1	Room	2.0
ZHS-01	Room	1.7

Note. EKG, electrocardiogram.

^aThis shows that the electrocardiogram service and the examination room ZZ have many interactions, and thus could likely serve as carriers for transmission.

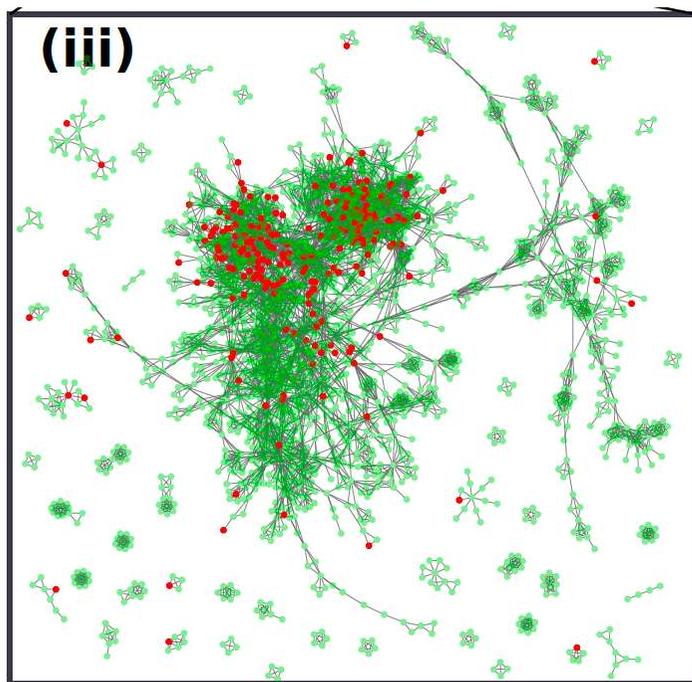


Example visualization shows collections of the geospatial locations in orange, turquoise (colonized patients with devices in yellow, and employees in red). In the left panel, it is possible to select all patients. In the bottom row, the interface allows to select a subset of the timeline of VRE.

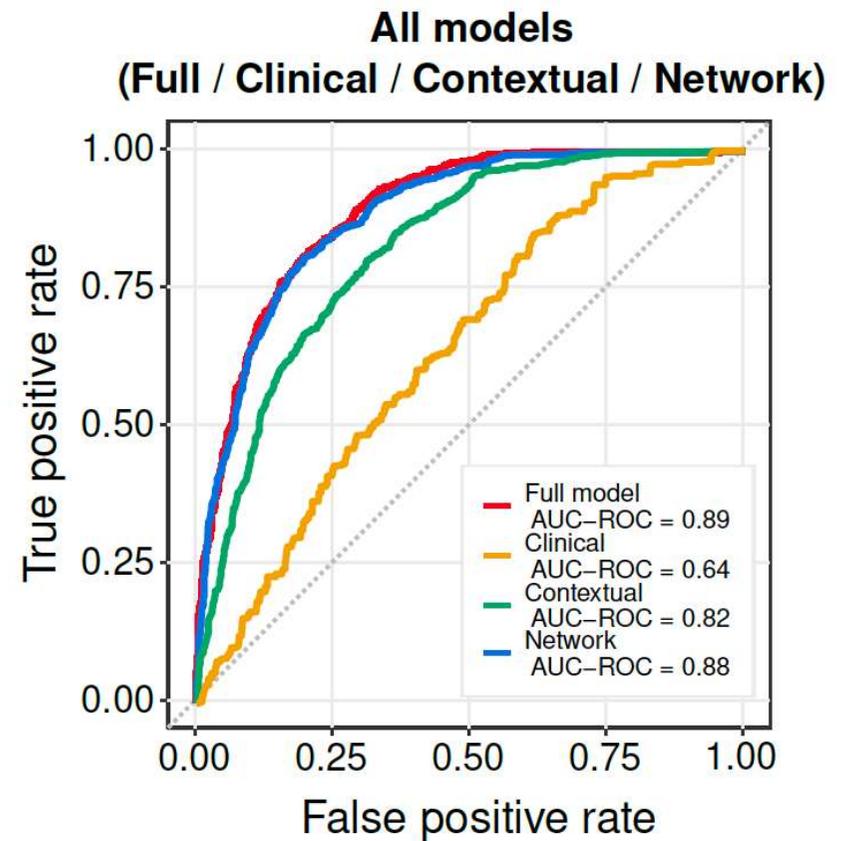
Extending outbreak investigation with machine learning and graph theory: Benefits of new tools with application to a nosocomial outbreak of a multidrug-resistant organism

40% moins de dépistages
Identification de 102 patients positifs «loupés»

Prediction of hospital-onset COVID-19 infections using dynamic networks of patient contact: an international retrospective cohort study



- Infectious patient
- Non-infectious patient
- Contact (room)



Avantages de prédire la colonisation



Précautions préemptives

Réduction du risque de transmission

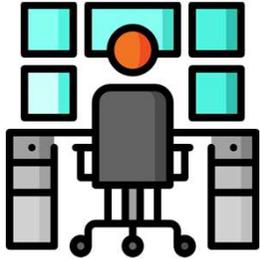


Affectation des ressources:

priorité du dépistage des personnes présentant le risque le plus élevé



Scientia potentia est

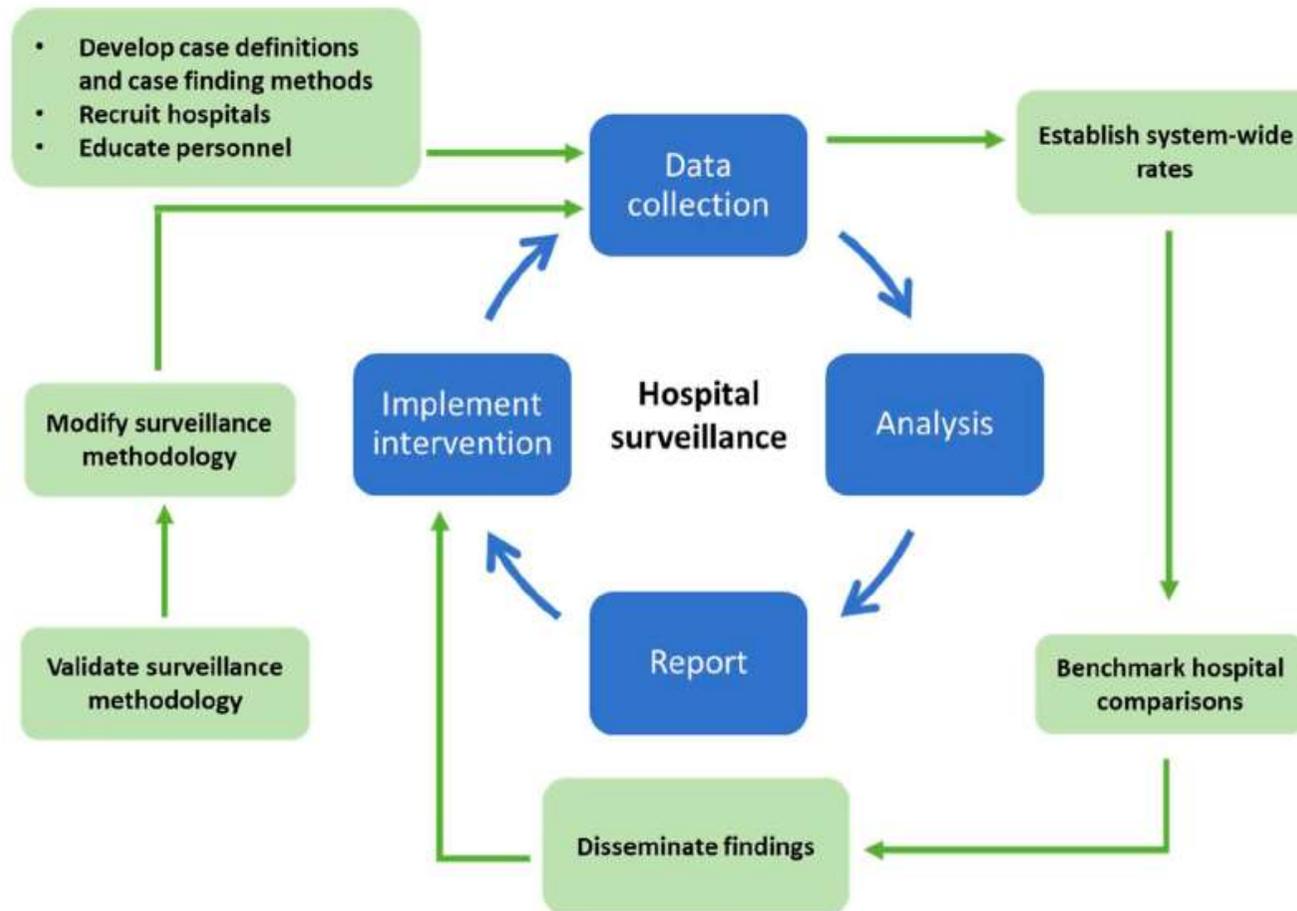


Surveillance



Prédiction





Adapted from: Edmond MB. National and international surveillance systems for nosocomial infections.
 In: Wenzel RP, editor. Prevention and control of nosocomial infections. 4th ed. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins; 2003. pp. 109–19.47.

Problèmes avec la surveillance manuelle

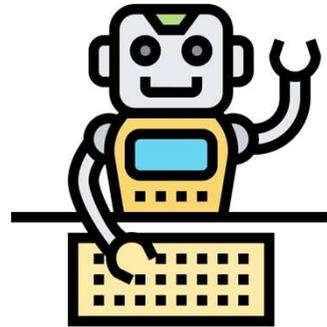
Forte intensité
de main d'oeuvre

Mauvais accord
inter-évaluateurs

Subjectif

Retardé

Objectifs de l'automatisation



Remplacer la prise de
décision manuelle



Améliorer la
standardisation

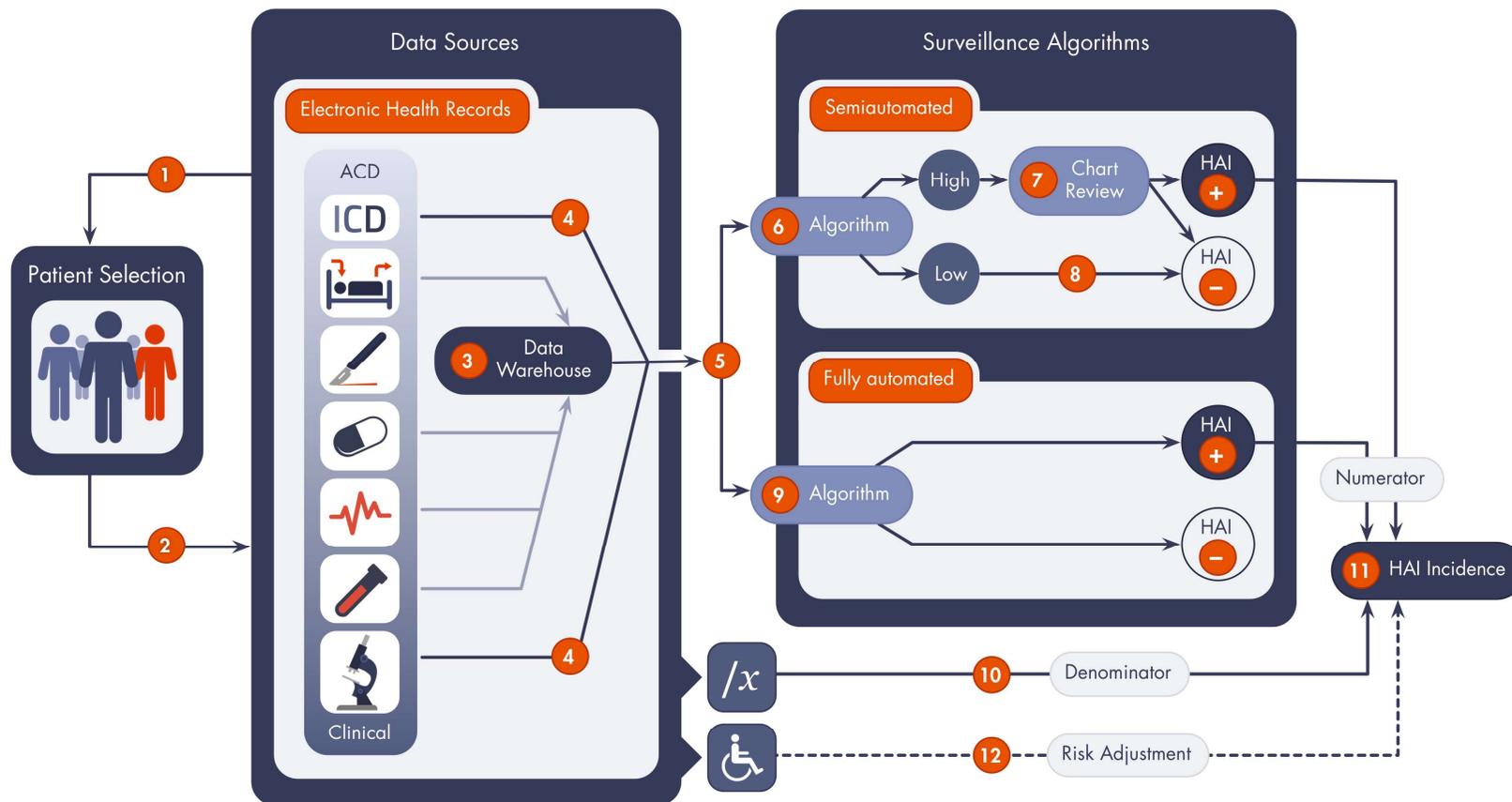


Réduction de la
charge de travail



Données en temps
réel

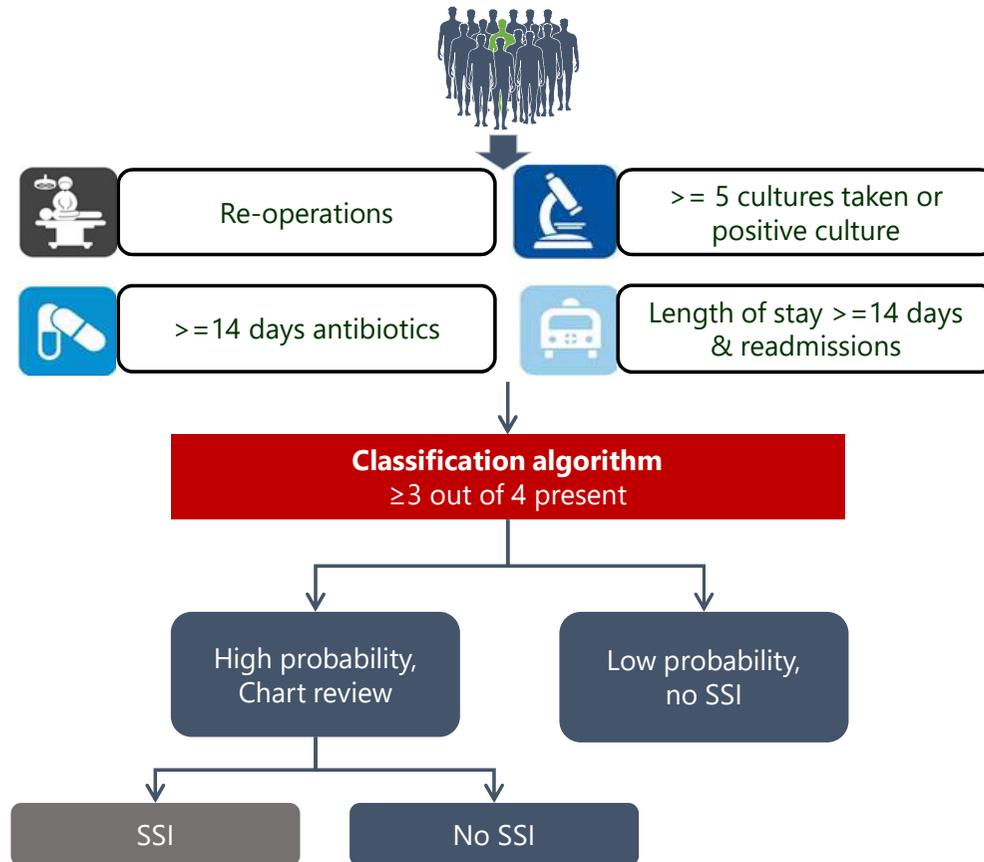
Types de surveillance automatisée



Courtesy: Dr JDM Verberk (PhD)

Sips et al. Curr Opin Infect Dis. 2017. [10.1097/QCO.0000000000000376](https://doi.org/10.1097/QCO.0000000000000376)

Exemple algorithme de classification semi-automatisé utilisant des règles



Validation externe

72-100% sensibilité

98-100% VPN

87-92% reduction charge travail

Place de l'IA dans la surveillance automatisée?

Surveillance entièrement automatisée



Pourquoi y a-t-il cette clause de non-responsabilité ?

ChatGPT peut produire des informations inexactes sur des personnes, des lieux ou des faits.



La clause de non-responsabilité est présente pour plusieurs raisons :

1. **Limitations des données d'entraînement** : En tant que modèle de langage IA, ChatGPT est entraîné sur un vaste ensemble de textes provenant d'Internet. Cet ensemble de données peut contenir des inexactitudes, des biais ou des informations obsolètes, que l'IA peut apprendre et reproduire involontairement. Étant donné que la coupure de connaissance est en septembre 2021, les informations plus récentes peuvent ne pas être reflétées dans les réponses de l'IA.
2. **Biais inhérents** : Les données d'entraînement peuvent également contenir divers biais présents dans les textes, que l'IA pourrait adopter involontairement. Ces biais peuvent entraîner la génération de réponses qui peuvent être politiquement, culturellement ou éthiquement inappropriées.
3. **Absence de bon sens et de raisonnement** : Bien que ChatGPT puisse générer du texte semblable à celui des humains, il lui manque le bon sens et la compréhension profonde dont disposent les humains. Par conséquent, il peut fournir des informations ou des conseils incorrects, absurdes ou inutiles.
4. **Absence de validation des sources** : ChatGPT ne vérifie pas les sources des informations qu'il fournit. Il génère des réponses basées sur des modèles et des associations apprises à partir des données d'entraînement, sans être capable de discerner la crédibilité des sources.

La clause de non-responsabilité sert à rappeler aux utilisateurs que les réponses de l'IA peuvent être incorrectes, biaisées ou autrement problématiques. Les utilisateurs doivent toujours vérifier et valider les informations fournies par l'IA avec des sources crédibles avant de s'y fier.

Conclusions

- La digitalisation de la surveillance = l'avenir
- L'IA = une extension de la régression
 - Mais - peut être un outil intéressant pour la détection automatisée
- Science des réseaux
- Pour les ISO: Combinaison avec résultats rapportés par les patients (PROMs) ?
 - SMS Swissnoso
 - Autre ?
- CAVE:
 - qualité des données
 - validation externe
 - intégration avec le dossier électronique = DIFFICILE!

Remerciements

- M. Etienne Chalot
- M. Daniel Teixeira
- M. Americo Agostinho
- Dr. Ben Meuleman
- Prof. Stephan Harbarth