



**PHM ET MAITRISE DES RISQUES DANS  
LA GESTION D'ACTIFS**  
*PIERRE DERSIN*

IMdR, 14 MARS 2022



Introduction

La Gestion des Actifs

Principes de la Maintenance prévisionnelle  
PHM- 'Prognostics & Health Management'

Le Projet " Artificial Intelligence Factory "

Gestion d' un Parc d' Actifs  
Perspectives et Défis

IMdR, 14 MARS 2022

# Pierre Dersin

*Ph.D. Electrical Engineering and M.S. Operations Research MIT  
EE/Math: ULB ( Brussels University)*

**Since January 2022: President, EUMETRY sas ( Louveciennes, France)**

**Since 2019: Adjunct Professor, Luleå University of Technology (LTU), Sweden,  
Operations & Maintenance Engineering Division**



**1990- 2021 : ALSTOM ( St-Ouen, France)**

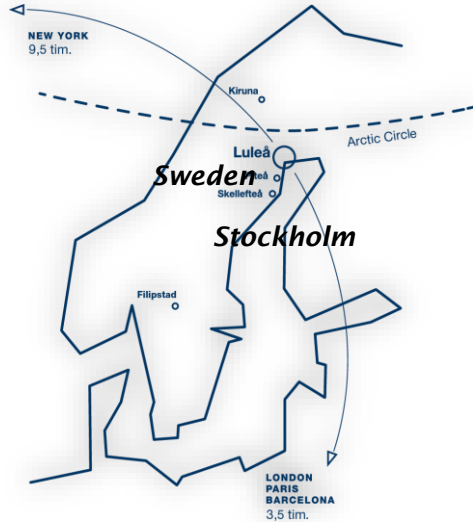
- **PHM (Prognostics & Health Management) Director, « Digital & Integrated Systems ».Initiated and led predictive maintenance activity ( railway rolling stock and signaling)**
- **RAM ( Reliability, Availability, Maintainability) Director ( set up 'RAM Center of Excellence')**
- **Also, co-director of joint Alstom-Inria Lab on Digital Mobility ( 2014-2018)**

**Before 1990:**

- **Factory Automation/ Industrial Diagnostics ( Fabricom: Belgium and USA)**
- **Large scale Electric Power Grid Reliability ( MIT, Systems Control)**

**Publications:** RAMS, ESREL ALT, MMR symposia; IEEE Transactions ( Automatic Control , Power Apparatus & Systems). Four chapters in ' Handbook of RAMS in Railways: Theory & Practice ', Ed. Zio, Mahboob, CRC, 2018. Member of IEEE-RS AdCom and DRI. Leader of TC on Systems of Systems. **Alan O.Plait Award for best tutorial at RAMS Symposium ( 2020)**

# Luleå University of Technology (Luleå tekniska universitet, LTU): Scandinavia's northernmost university



**Operations & Maintenance Division**

**Luleå Railway Research Center** 

Focus on  
RAMS  
In Railway  
Systems

**Center for Maintenance and Industrial services** 



**University – Technology COOPERATION**



# Concept de Gestion des Actifs ( 'Asset Management')

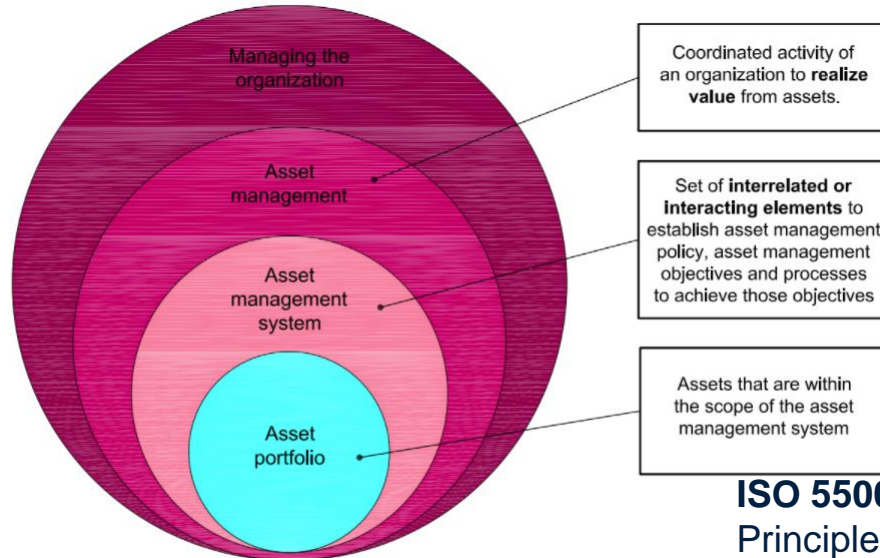


Figure 1 — Relationships between key terms

- Point-clé : ce qui compte, c'est la Valeur que l'organisation tire de ses actifs
- Gestion tout au long du cycle de vie
- Processus de décision -> Asset Management

## Référentiel normatif:

**ISO 55000** Asset Management – Overview, Principles and Terminology - **ISO 55001** Asset Management – Management Systems – Requirements - **ISO 55002** Asset Management – Management Systems – Guidelines for the Application of ISO 55001

# Vues court terme et long terme

## Court terme

## Long terme

### Managing Assets

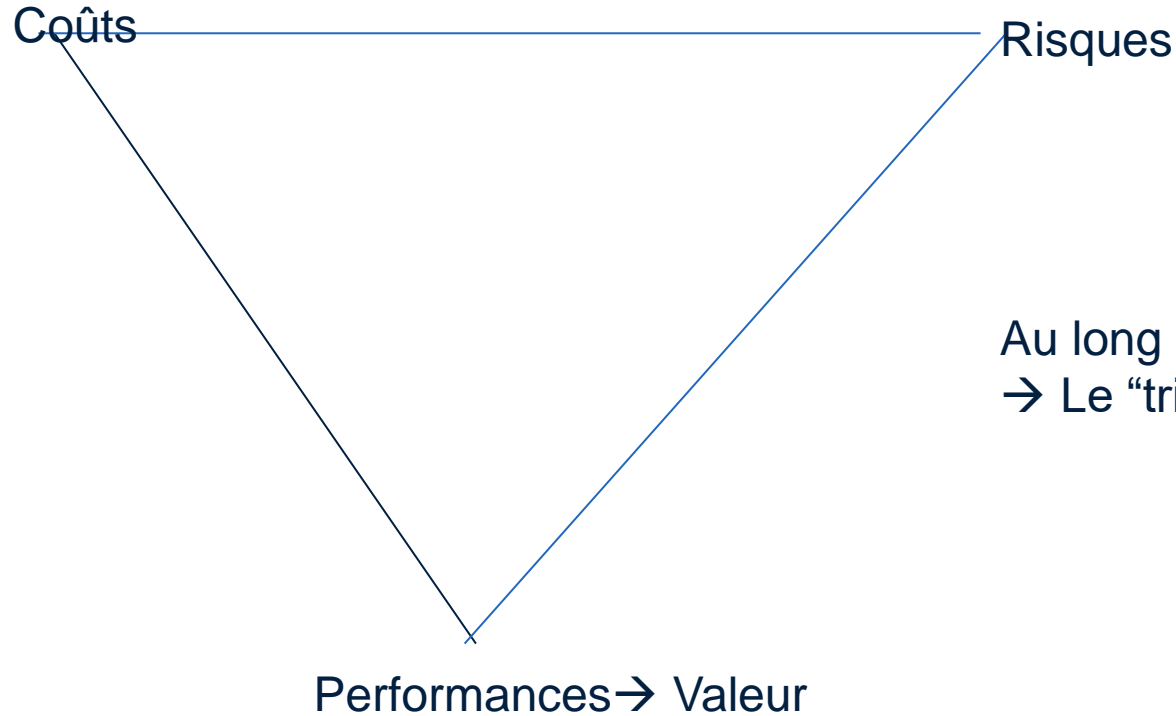
### Asset Management

<p>Your <b>colleagues</b> are focused on:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Asset data, location and condition assessment</li> <li>• Current KPIs</li> <li>• Department budget</li> </ul>	<p>Your <b>colleagues</b> are focused on:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Information supported decisions (strategic context and related to customer needs)</li> <li>• Strategies to select and exploit assets over their lifecycles to support business aims</li> <li>• Collaboration across departments to optimise resources allocated and activities</li> </ul>
<p>Your <b>stakeholders</b> are focused on:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Costs</li> <li>• Current performance</li> <li>• Response to failures / maintaining function</li> </ul>	<p>Your <b>stakeholders</b> are focused on:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Triple bottom line and value</li> <li>• Clarity of purpose of the organization</li> <li>• Focus on impact of activities on organization's objectives</li> </ul>
<p>Your <b>top management</b> is focused on:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Short term gain / loss</li> <li>• Departmental / individual performance</li> <li>• Savings, especially OPEX</li> </ul>	<p>Your <b>top management</b> is focused on:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Long term value for the organization</li> <li>• Developing competence and capability across workforce</li> <li>• Business risks understood and mitigated</li> </ul>
<p>Your <b>suppliers</b> are focused on:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Short term contracts and performance</li> <li>• Service level agreements are focused on contract specifications</li> </ul>	<p>Your <b>suppliers</b> are focused on:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Long term contracts and/or partnering relationships in support of client value and objectives</li> <li>• Understanding client strategy and needs in 5-10 years</li> </ul>

(ISO/TC251, 2017)

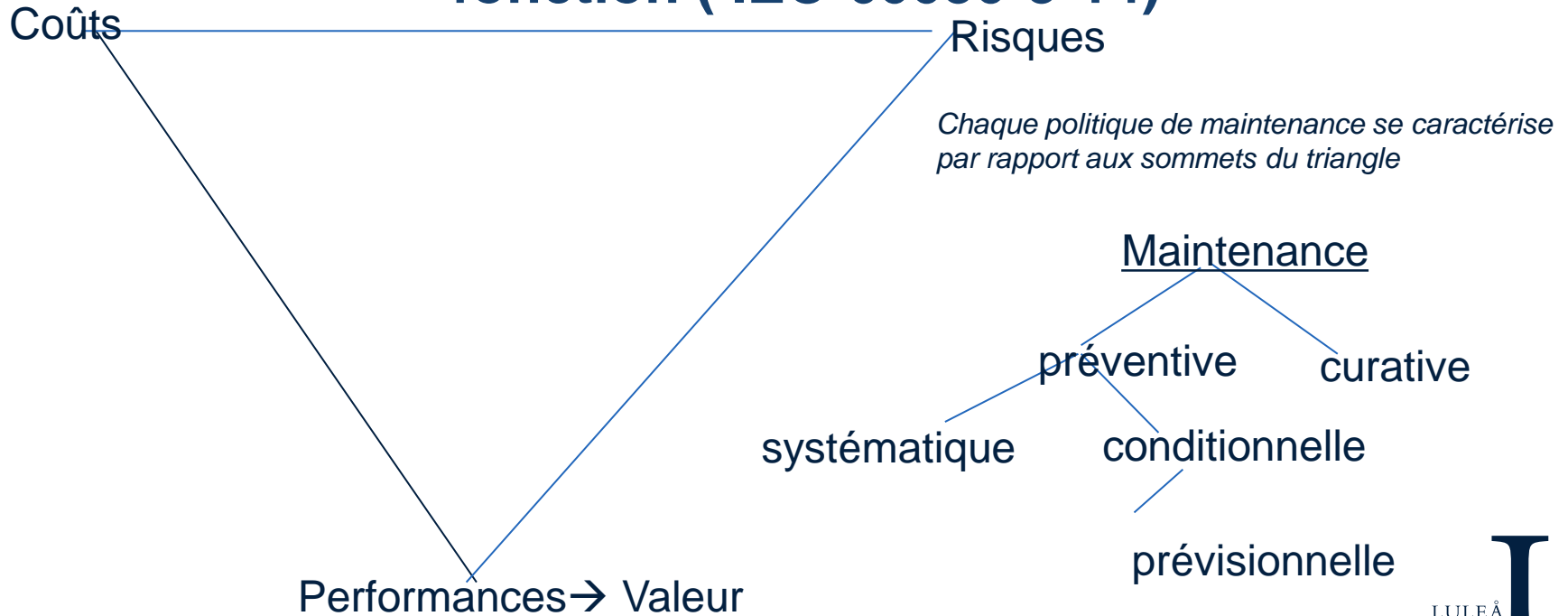
*Extrait de “ Industrial AI”,  
R.Karim et al.,  
Springer, à paraître*

# Gestion des actifs– le ‘triangle magique’



Au long du cycle de vie  
→ Le “triangle” évolue

# Maintenance → actions nécessaires pour garder (ou remettre) un actif dans un état où il peut remplir sa fonction ( IEC-60030-3-14)





# Maintenance au long du cycle de vie

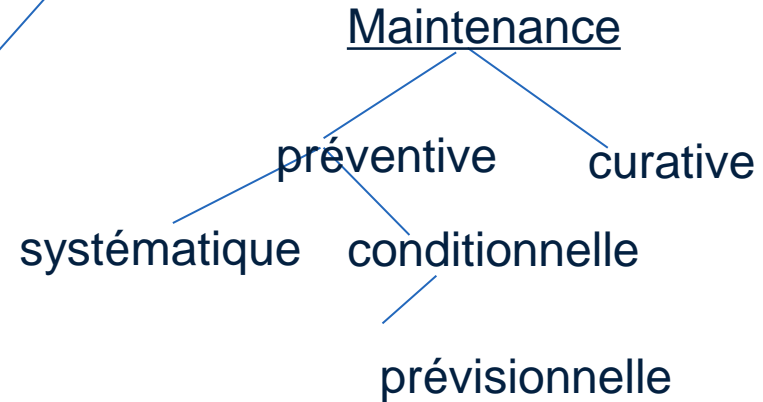
Pour une gestion optimale des actifs au long du cycle de vie, la politique peut/ doit évoluer. Par exemple fin de vie → usure (taux de défaillance croissant)  
→ maintenance conditionnelle/ actions de rajeunissement

Coûts

Risques

*Chaque politique de maintenance se caractérise par rapport aux sommets du triangle*

Performances → Valeur



# Maintenance au long du cycle de vie

Pour une gestion optimale des actifs au long du cycle de vie, la politique peut évoluer. Par exemple fin de vie → usure (taux de défaillance croissant) → maintenance conditionnelle/ actions de rajeunissement

## Coûts:

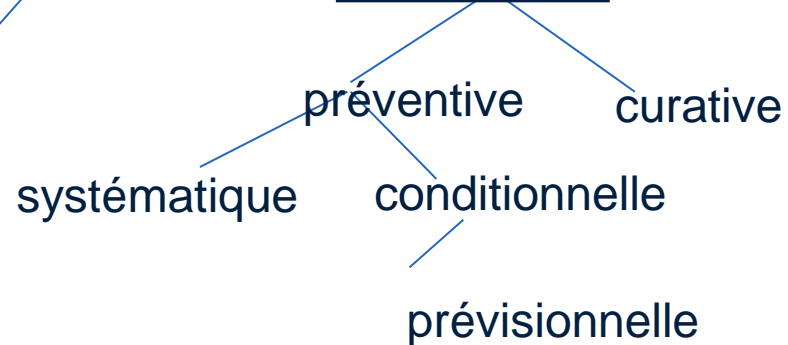
Investissement  
Maintenance  
Exploitation  
Obsolescence  
Retrait  
(LCC)

## Risques

Sûreté  
Sécurité  
(cyber)

*Chaque politique de maintenance se caractérise par rapport aux sommets du triangle*

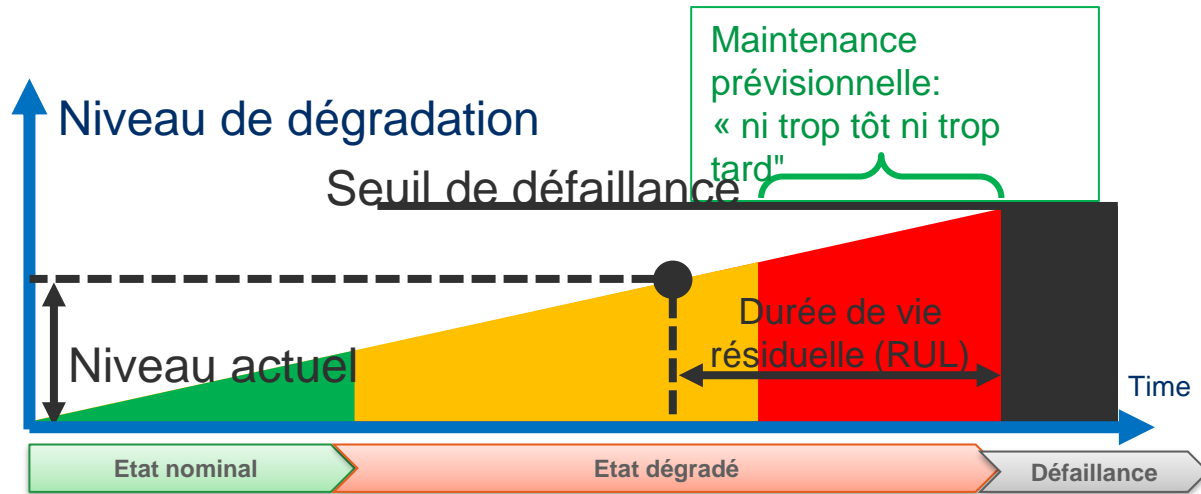
## Maintenance



## Performances → Valeur

-- Disponibilité  
-- Capacité de Production ( passagers-km, MWh, etc.)

# Maintenance prévisionnelle

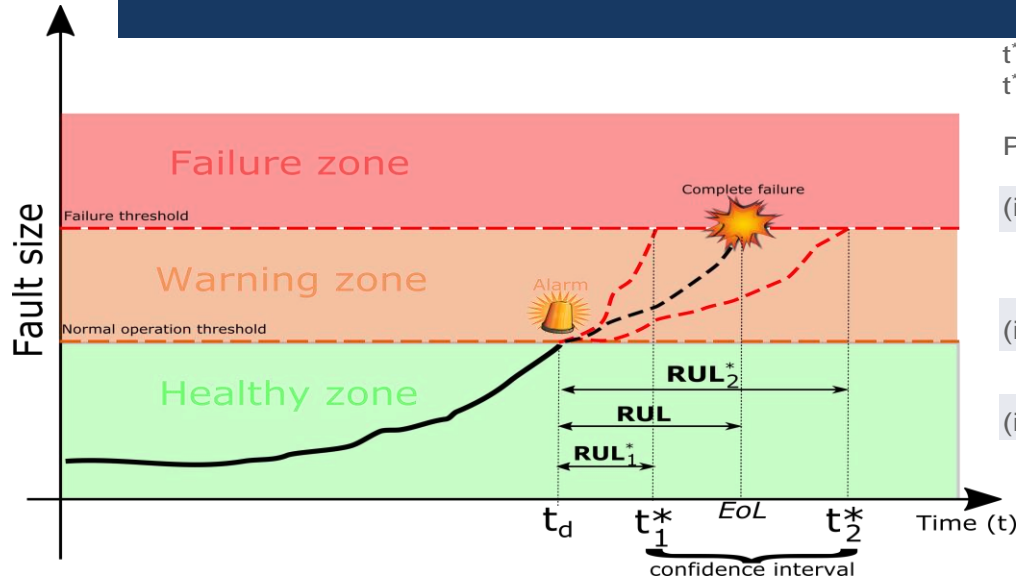


Différence conditionnelle/ prévisionnelle:

En maintenance prévisionnelle, en plus de tenir compte de l'état actuel, on veut prédire l'évolution future →

optimiser la date de la prochaine intervention de maintenance.

# Incertitude dans la prévision de RUL



$t_1^*$ : early prediction  
 $t_2^*$ : late prediction

PHM challenges:

(i) Decision Risk

*How early is 'too early' and how late is 'too late'?*

(ii) Model uncertainty

*What model to trust?*

(iii) Noise

*How to deal with noisy measurements?*

- La modélisation des incertitudes est un point-clé car
  - 1) les processus de dégradation ne sont pas entièrement déterministes
  - 2) Le profil de mission futur n'est pas connu avec certitude
  - 3) Il y a des approximations dans toute mesure

→ La RUL doit être caractérisée par un intervalle de confiance

# PHM- 'Prognostics & Health Management'

- Un ensemble de techniques et d'outils permettant de gérer l' « état de santé » des matériels, de rendre possible la maintenance prévisionnelle et d'aider aux décisions de maintenance et d'exploitation.
- La discipline de développement de ces méthodes et outils
- Trois actions principales:



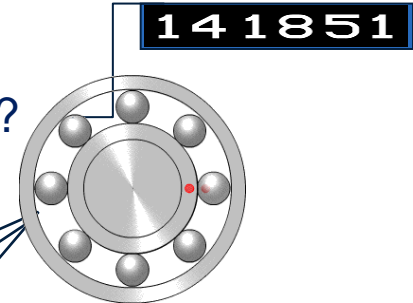
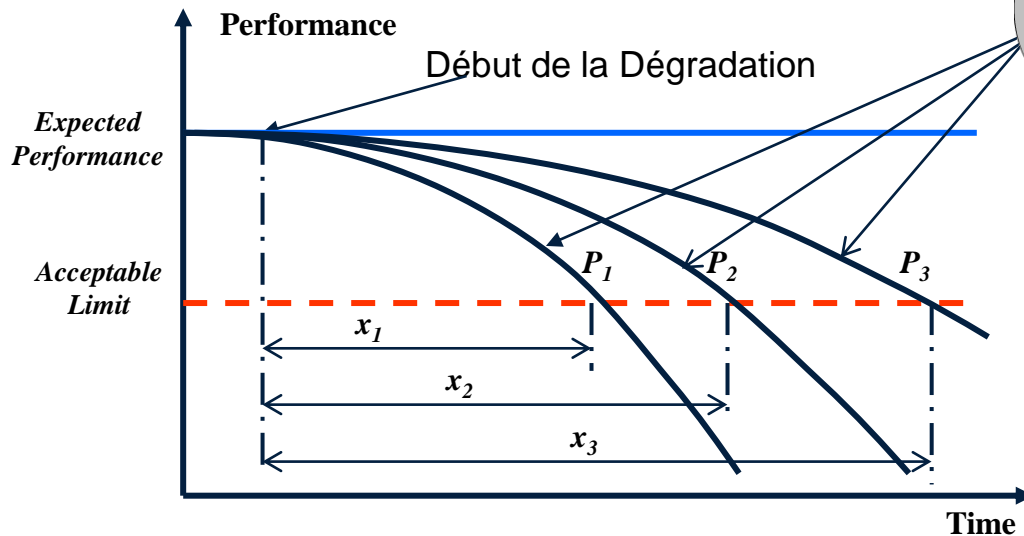
**Détecter une dégradation de l'actif surveillé (ou ses prémisses)**

**Déterminer le type de dégradation, sa localisation et sa gravité**

**Estimer la durée restante avant défaillance (RUL) de l'actif surveillé, sur un horizon temporel donné.**

# Concept de taux de perte de 'RUL'

A quel rythme la RUL diminue-t-elle avec le temps?



RUL loss rate

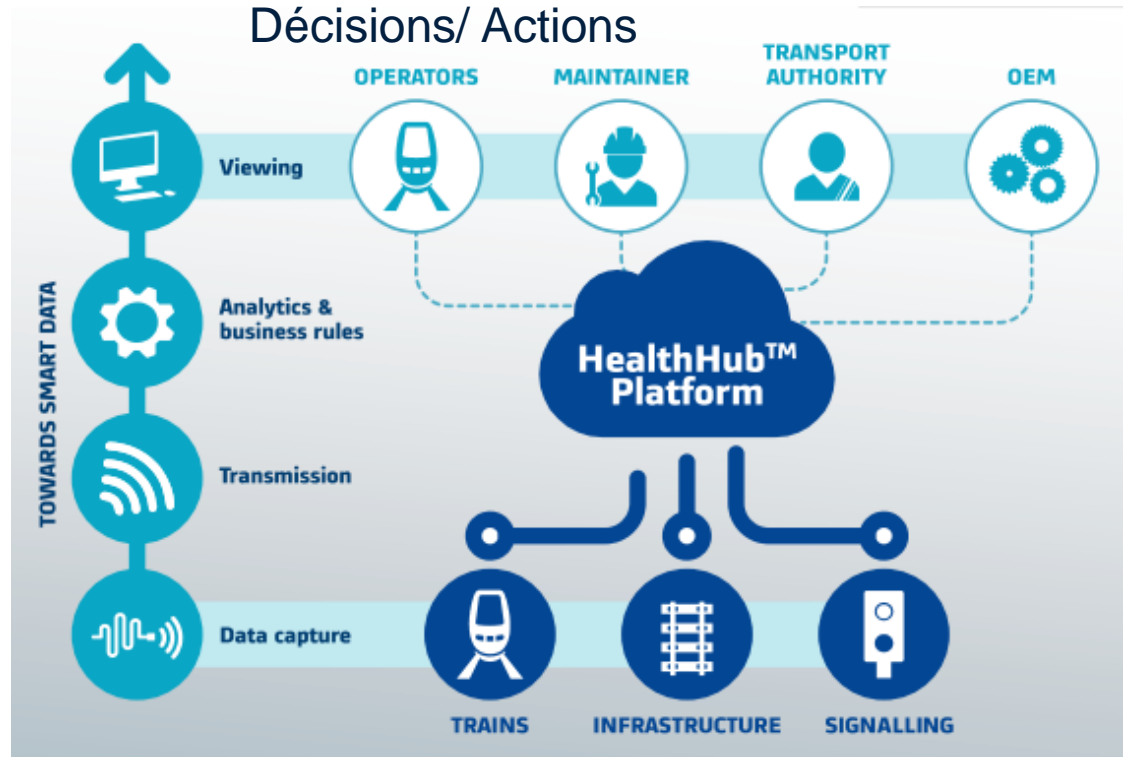
Concept-clé pour la gestion des actifs

Source : U. Kumar,  
LTU, 2020

## Example: PHM dans l'industrie ferroviaire - le HealthHub™ ('Services 4.0') d'Alstom

Combiner la connaissance des Experts et l'analyse des données

- Autres initiatives de constructeurs :
- 'RAILIGENT ( Mind Sphere ,Siemens)
  - Hitachi Rail
  - Stadler
  - ...



# Exemples récents d'initiatives innovantes en maintenance ferroviaire

- DB Netz ( Allemagne)

Signalisation:

Programme ambitieux de surveillance des aiguilles et de diagnostic automatisé :

DB Netz estime que 4 400 défaillances de service ont pu ainsi être évitées en 16 mois.

- CFF ( Suisse) :

Matériel roulant : les coûts de maintenance représentent 1/3 du coût transféré au passager.

Le prix du billet est le même quel que soit le matériel mais la maintenance est plus coûteuse sur les matériels anciens

→ Maintenance prévisionnelle.

- Network Rail ( UK), SNCF, Trafikverket (Suède) et d'autres ont des programmes ambitieux de 'maintenance intelligente'.
- Les gestionnaires d'infrastructures s'intéressent à l'extension de la durée de vie ( certaines infrastructures ont plus de 100 ans)
- Luleå University of Technology (LTU) pilote le consortium " AI Factory –Railways" avec nombre d'acteurs du ferroviaire en Suède → concept d' "augmented asset management"



# PHM – bref historique

- Terminologie apparue au début du siècle. Essentiellement dans les secteurs de l'aéronautique et de la défense, d'abord aux Etats-Unis.
- Ensuite, diffusion dans d'autres secteurs: automobile, production et transport d'énergie, chimie et pétrochimie, ferroviaire
- Forte implication des milieux académiques
- Normes : IEEE std 1856 , ISO 13 374 (CBM)
- Congrès :
  - IEEE PHM
  - The PHM Society
  - European PHM
- Groupements industriels : p.ex. " PHM France"

# Qu'est-ce qui a suscité l'essor du PHM ?

Dans les années 1980-1990, on pratiquait déjà la maintenance conditionnelle- basée sur l'état des actifs.  
Ce qui a changé au 21<sup>è</sup> siècle ( particulièrement > 2010): la *transformation numérique*.

- IoT ( l' Internet des objets)→ acquisition de données en temps réel
- Les algorithmes d'apprentissage automatique ( 'machine learning'), branche de l' IA
- L'extrême puissance de traitement, grâce notamment aux GPU ( graphical processing units)

Modèles physiques de dégradation

→ Méthodes ' physique des défaillances"

Acquisition de données '

→ Méthodes 'data-driven' (p.ex IA)

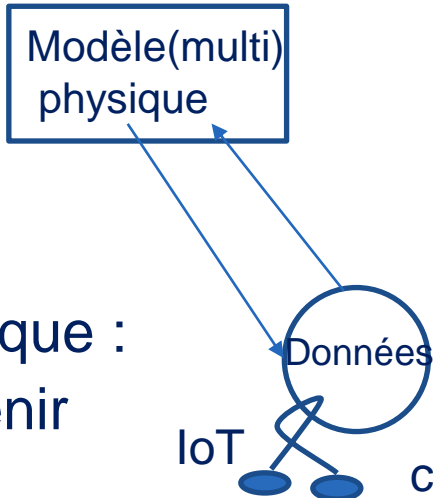


Approches  
hybrides

# Combiner la Physique des Défaillances et les Données

w

Espace virtuel  
(cyberespace):  
**Jumeau  
Numérique**



Espace physique :  
**Actif à maintenir**

Les modèles a priori sont enrichis dynamiquement avec l'acquisition de nouvelles données, ce qui conduit à des *jumeaux numériques* qui fournissent une aide à la décision en exploitation et maintenance

→ Approche bayésienne

# Approche bayésienne

A priori:  $g(\theta)$

Observations :  $x$



A posteriori :  $g_1(\theta|x)$

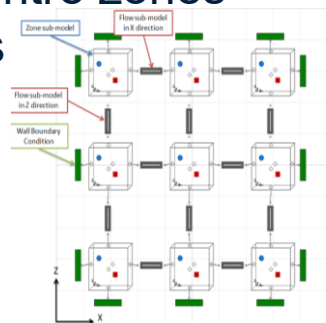
Vraisemblance :  $f(x|\theta)$

La méthode bayésienne, par rapport à l'approche fréquentiste, s'adapte mieux aux estimations multivariées.

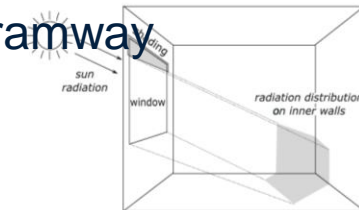
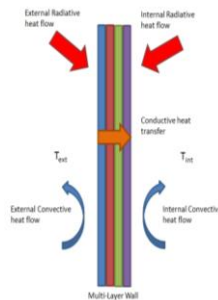
# Exemple : jumeau numérique de l'unité HVAC embarquée tramway (Alstom)

- Modèle multiphysique du système HVAC :

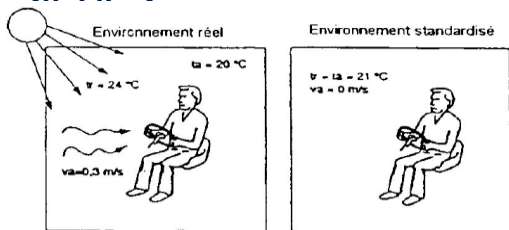
Flux d'air entre zones thermiques



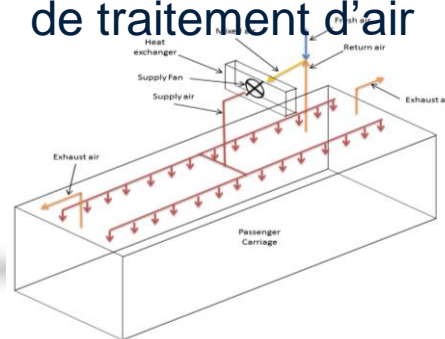
Cloisons et baies tramway



Taux d'occupation et sièges



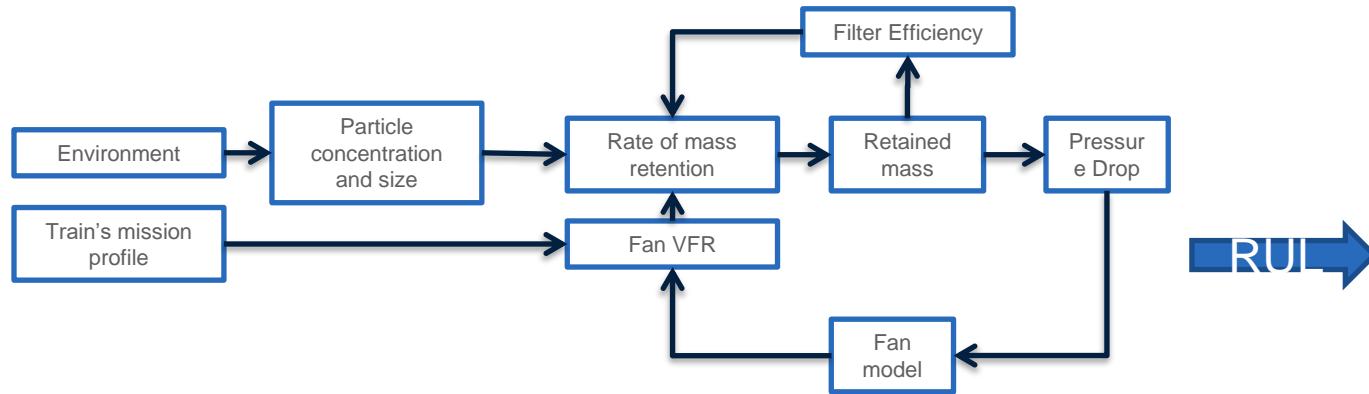
Conduites d'air et unités de traitement d'air



# Le jumeau numérique de l'unité HVAC embarquée tramway (Alstom)

## MODELE

- Le filtre est **modélisé** comme un milieu poreux; l'accroissement de pression dû à l'encrassement est calculé par la loi de Darcy.
- La porosité du filtre diminue lorsque la rétention de particules s'accroît.

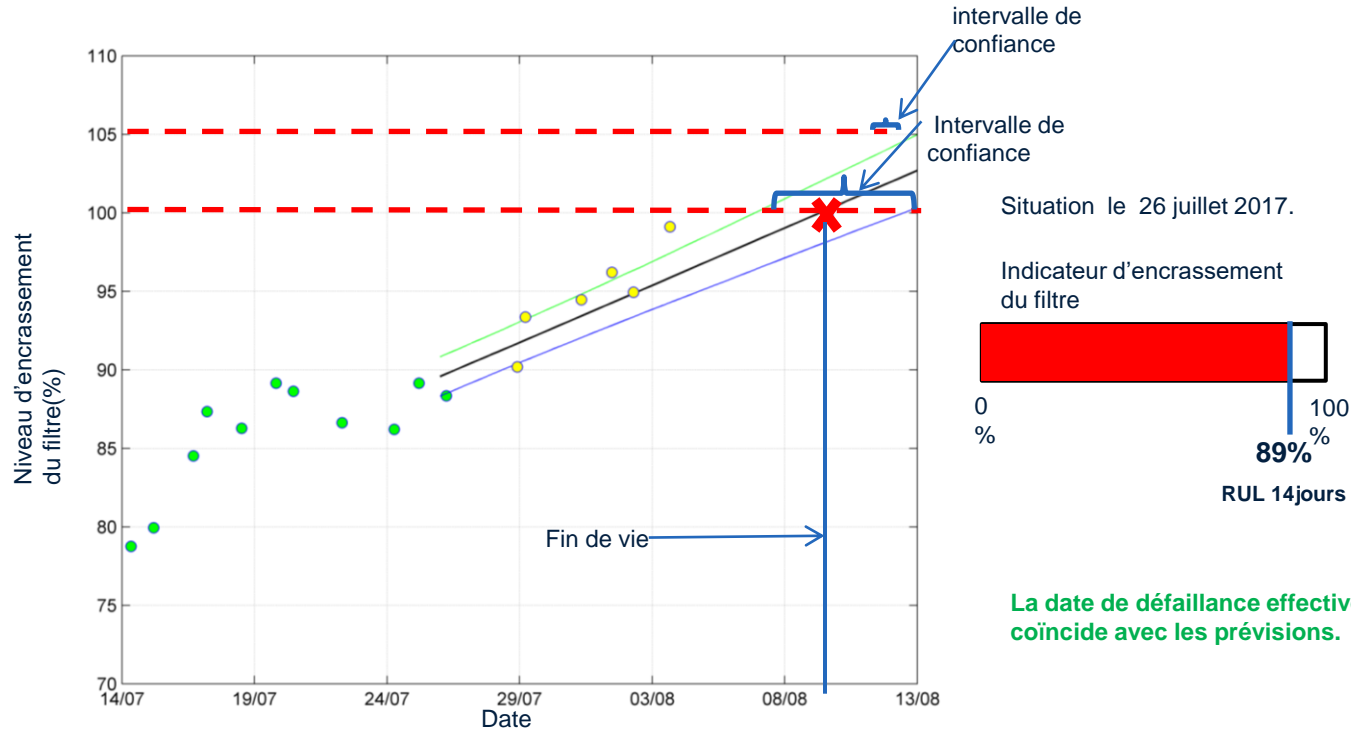


## DONNEES

- A partir de la **mesure** de différence de pression réalisée sur le démonstrateur:
  - On a calibré les paramètres du modèle physique en cohérence avec les valeurs mesurées;
  - On peut estimer le taux de rétention de masse au moyen d'algorithmes d'optimisation

Source : "A Monte-Carlo Approach for Prognostics of clogging Process in HVAC filters using a hybrid strategy " A. Staino, R. Abou-Eid, P.Dersin, IEEE PHM 2018

# Filtre HVAC: Pronostics



La date de défaillance effective coïncide avec les prévisions.

# Qu'est-ce qu'un jumeau numérique ?

- Le Jumeau numérique ( “ Digital Twin” ) ” est une représentation abstraite d'un objet physique : la représentation doit être assez précise pour contribuer à l'atteinte des objectifs qui ont été identifiés –mais pas plus.
- Le jumeau numérique contient souvent plus de données que son homologue physique.  
Exemple: historique des modifications de conception, fournisseurs, historique des opérations de maintenance, voire suivi des données acquises en temps réel.  
→ Un jumeau numérique est aussi une mémoire de la vie de son homologue physique-> il l'accompagne *tout au long de son cycle de vie*.
- Toutes ces données peuvent être utilisées pour des analyses et des simulations en temps réel. Elles peuvent aussi être utilisées collectivement pour identifier des formes ('patterns') et des contenus.
- Dans un vrai jumeau numérique, tout changement dans l'objet physique est reflété dans son jumeau, *et réciproquement* ( déf. IEEE)

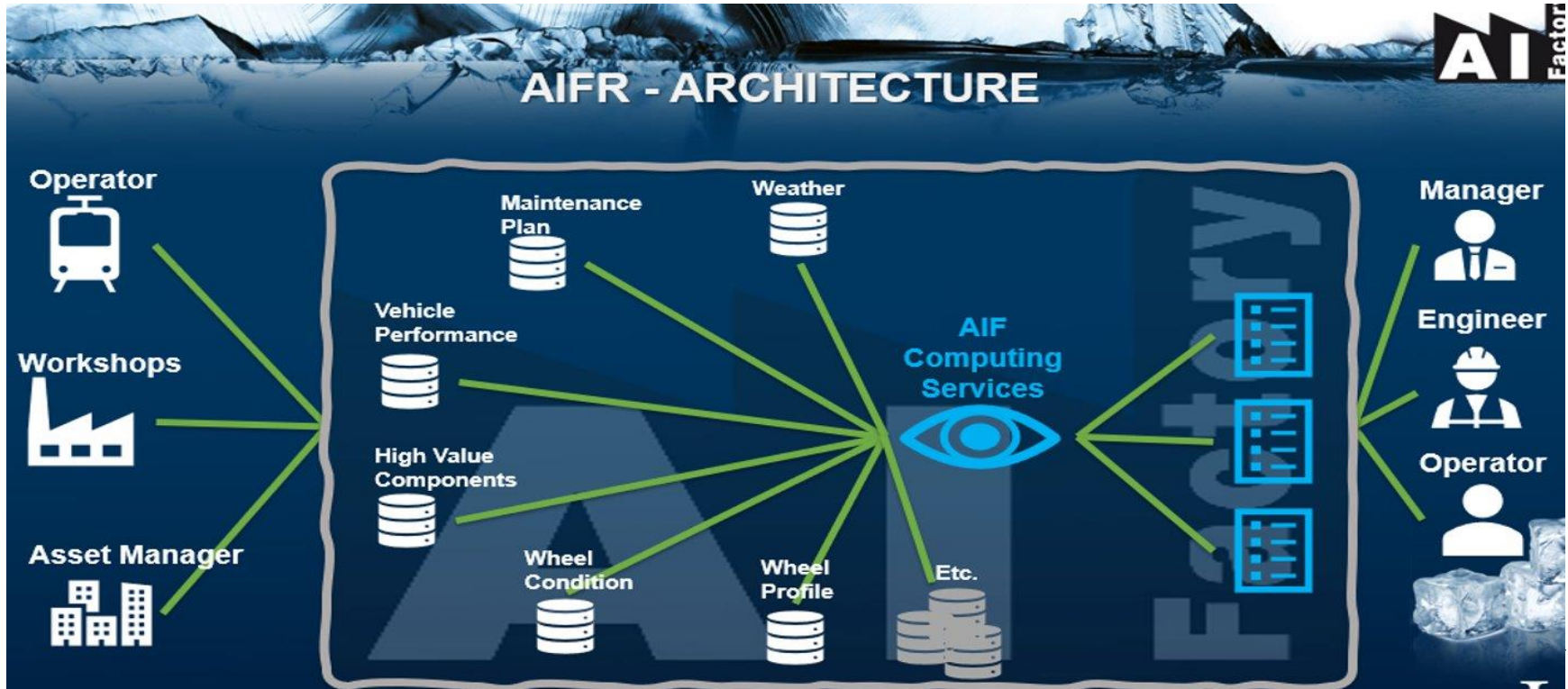
Source : IEEE Digital Reality Initiative on “ symbiotic autonomous systems’

Il existe aussi d'autres définitions ( p. ex. NIST et Digital Twin Consortium)



# « Artificial Intelligence Factory –Railways ( AIFR) »

Partage de données entre les acteurs du ferroviaire autour d'une plate-forme cybersécurisée  
Des données brutes... ...aux informations d'aide à la décision



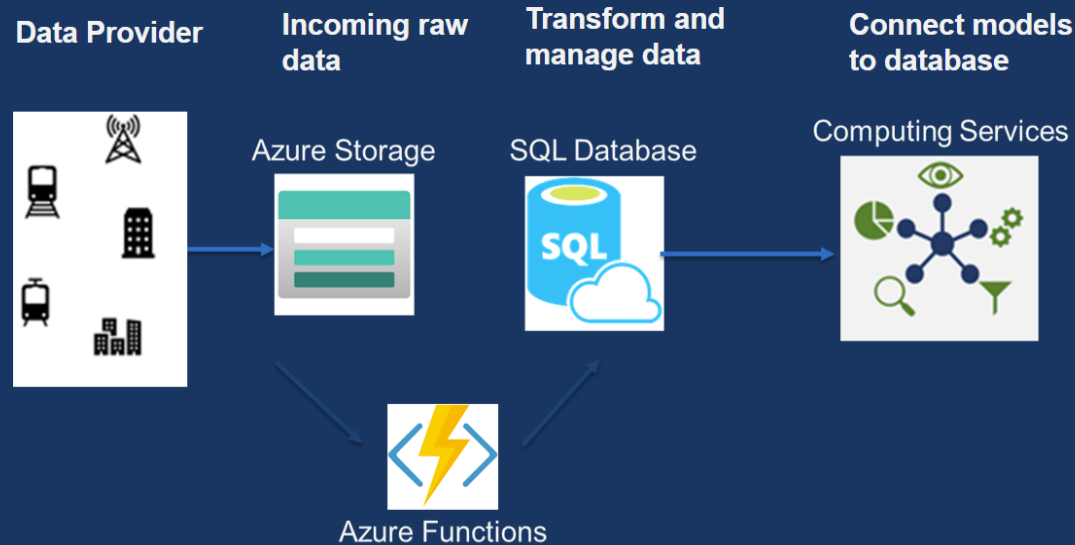
2020-08-18

[kevin.karim@maintenancelab.com]

7

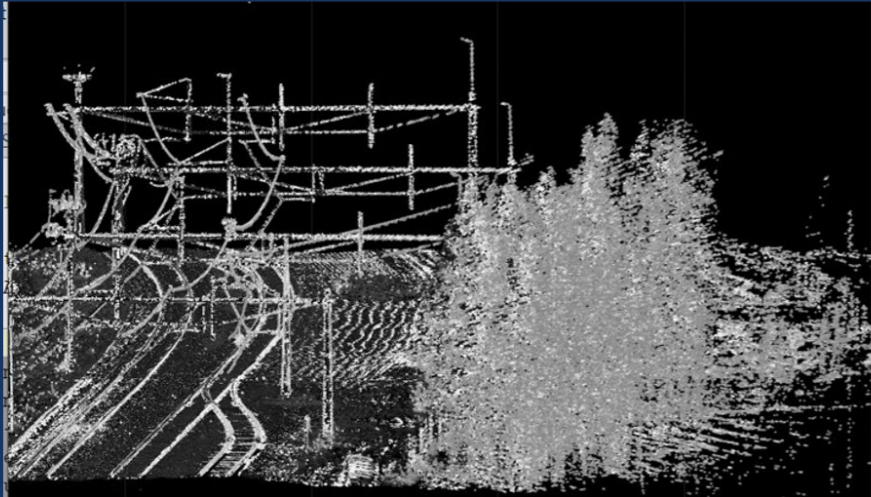
# UC08: DISTRIBUTED COMPUTING, EDGE/CLOUD INTEGRATION

- Helps to handle real-time data
- Saves time as no manual data management is needed
- Azure functions
  - ✓ Run code on cloud
  - ✓ Provides Serverless computing (Function as a Service)
  - ✓ Suited for event-based execution



Visualisation of dataflow

# LIDAR PROCESSING

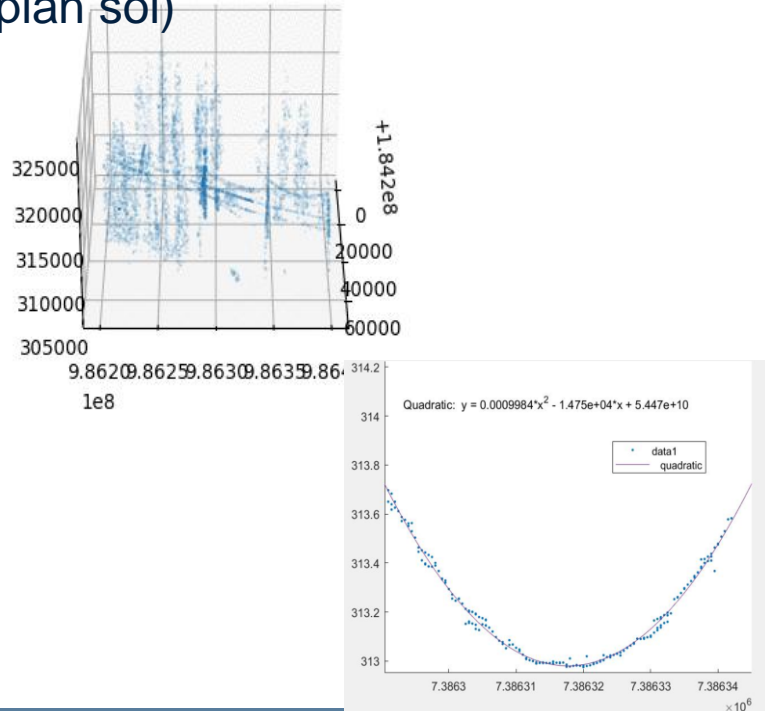


- Point cloud
  - Acquired by Lidar mounted in front of a moving train
  - Sample 217.las
    - Total points 8.5M
    - Ground plane 7M

# Problème : traitement de données massives

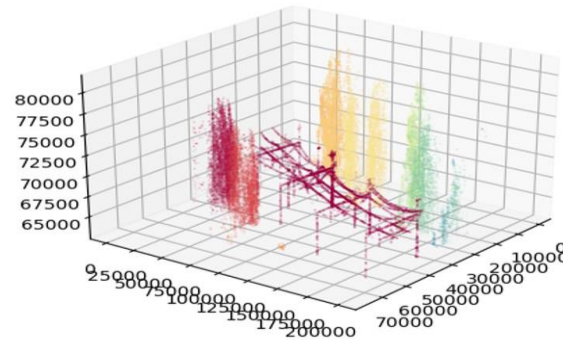
## Approche suivie : réduction de l'ordre du modèle

### 1. Elimination de données inutiles ( plan sol)



### 2. Clusterisation

Estimated number of cluster: 41



### 3. Modèle synthétique (‘mise en équations’)

# UC06: PREDICTIVE MAINTENANCE FOR WHEEL USING IAI

## Objective

- Automating the inspection process and decision making
- Optimizing the maintenance actions
- Avoiding variation in results from inspection
- More frequent inspections
- Status
  - Two Explainable algorithms implemented and documented detecting prominent large damages
  - Using PowerApps object detection with CNN (Convolutional Neural Networks)

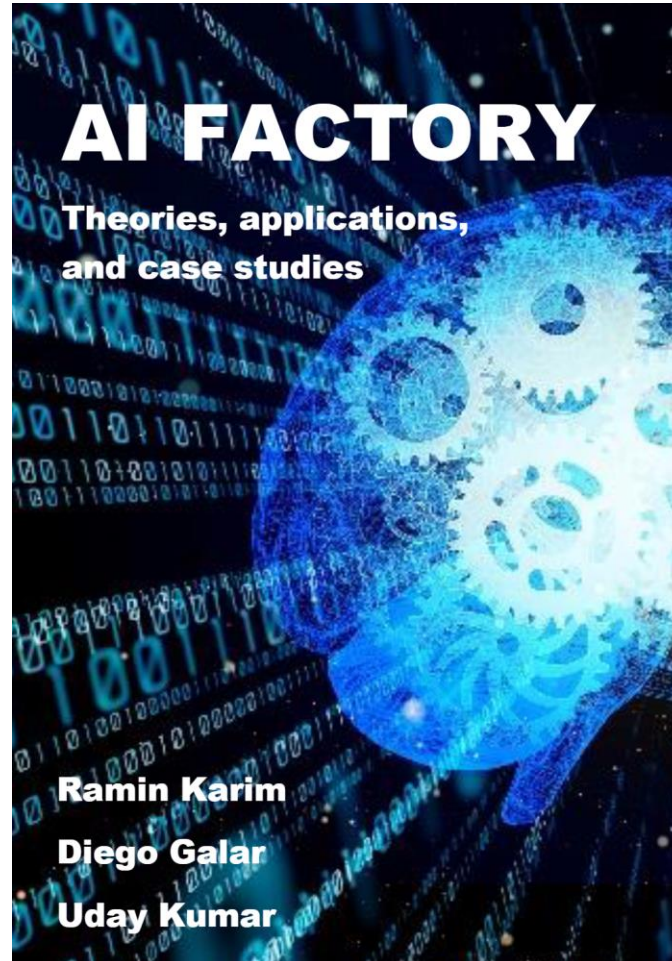


# AUTOMATING LEARNING

- Next steps
  - Better and more data collection for training algorithms
  - Development of algorithms for feature extraction
  - Correlate the images with the other data



A paraître  
(Springer)



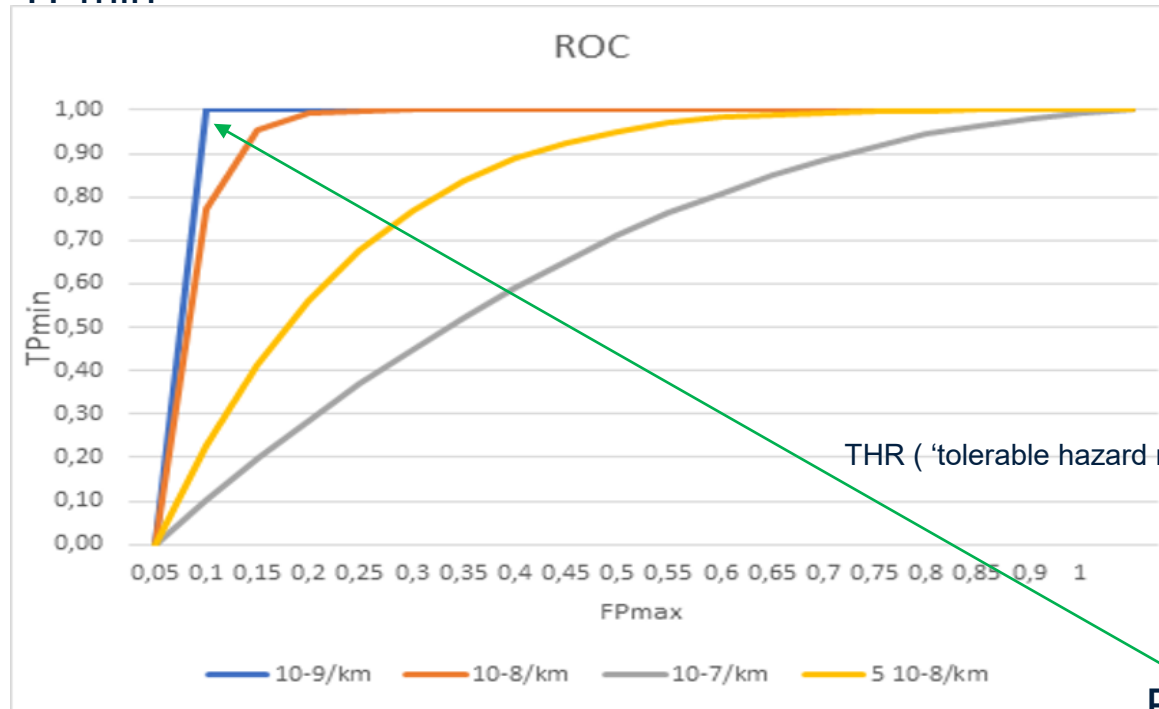
# Retour sur la problématique de gestion des actifs

- PHM, un outil parmi d'autres pour gérer le 'triangle magique' coûts-performances-risques
  - Impact sur les coûts : LCC, y compris 'conception en vue de PHM'
  - Impact sur les performances : AMDE et AMMDE (analyse des modes et mécanismes de défaillance et de leurs effets)
- Première étape d'une démarche PHM: identifier les cibles, sur les critères coût-performance –risques.
- Dans les coûts, il y a entre autres le coût d'acquisition de l'information– à mettre en balance avec la Valeur de l'information.
- Comparer: coûts et performances avec et sans PHM.



# Risques sûreté ('safety') et performance de détection

TPmin



Source:  
Dersin, Piana, ESREL 2020

# Gestion d' un parc d'actifs

Dans nombre d'applications, on gère, non pas un actif individuel, mais un parc, une flotte.

Exemples:

- Flotte d'avions
- Parc de trains ou parc d'appareils de voie.

D'où la question:

- Comment utiliser l'information acquise sur un actif individuel pour gérer une flotte ? Ou réciproquement.

Les actifs sont en général identiques mais peuvent avoir

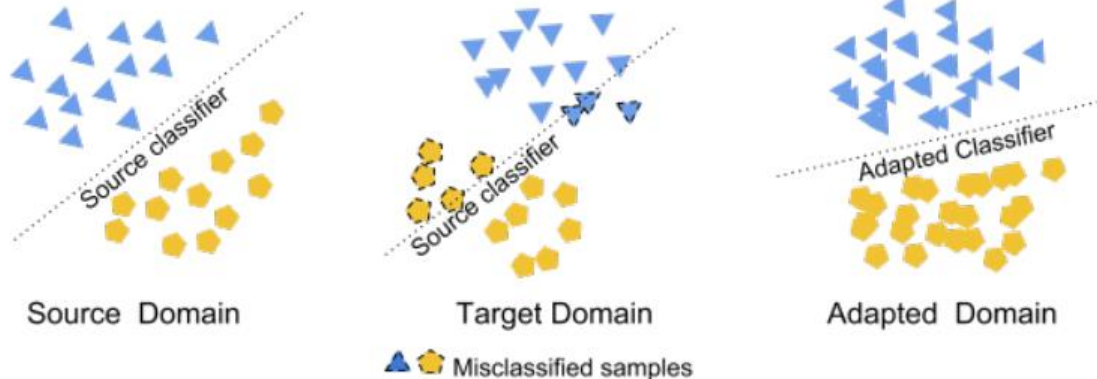
- des profils de mission différents
- des historiques de maintenance différents

→ Comment tirer parti des similitudes tout en tenant compte des différences ?

## De l'individu à la flotte ( ou réciproquement)

Comment exploiter les données d'un individu pour réaliser des prévisions sur d'autres individus de la population?

- Approche bayésienne : l'individu connu, ou la flotte fournit la distribution a priori → à enrichir par les observations
- Approche récente: 'Domain Adaptive Transfer learning'



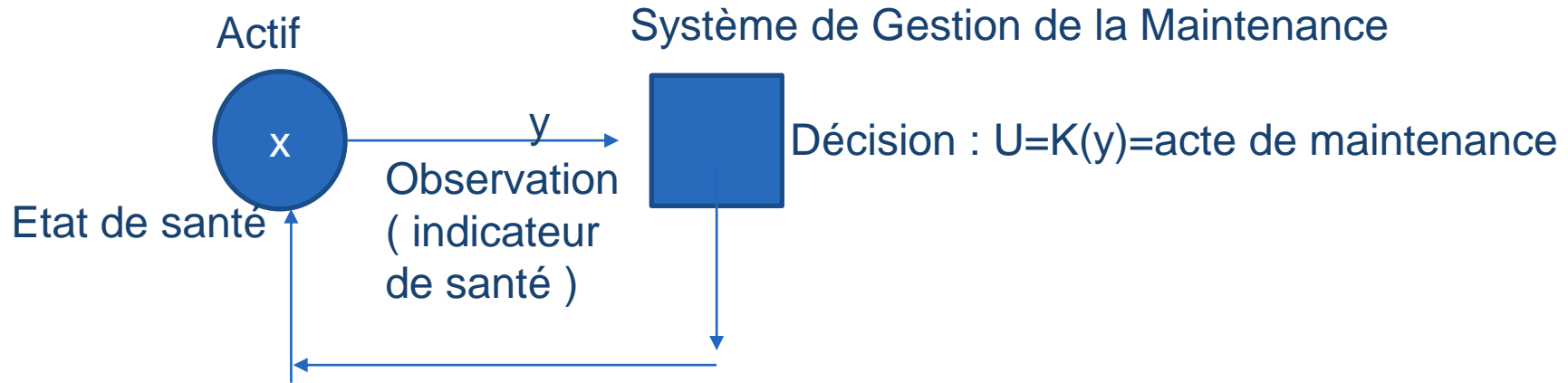
Source: 'Domain Adaptive Transfer Learning',  
Wang, Michau, Fink

# Perspectives et défis ( liste non exhaustive)

PERSPECTIVES	DEFIS
Apprentissage profond ("Deep Learning") pour PHM	Interprétabilité des réseaux de neurones. Intégration avec connaissances d'experts et modèles physiques
Le jumeau numérique au long du cycle de vie PHM au niveau Système, et Système de Systèmes	Coexistence d' actifs d'âges différents
Systèmes auto-apprenants, auto-réparateurs	Pas assez de données Trop de données
Quantum Machine Learning	Certification Accompagnement au changement
Intégrer 'Analyse de résilience' et gestion des actifs ( infrastructures critiques)	Cybersécurité proactive



# Fermer la Boucle maintenance/exploitation



*Observabilité* : dans quelle mesure peut-on estimer le véritable état de santé  $x$  à partir de l'indicateur de santé  $y$  ?

*Contrôlabilité* : avec quel degré de certitude peut-on assurer le bon fonctionnement via la politique de maintenance  $U$  ?

Note: la maintenance est souvent imparfaite. L'effet d'une opération de maintenance n'est pas observé immédiatement.

Au niveau d'une flotte: même problème mais multivarié:  $\underline{x} = (x_1, x_n)$ ,  $\underline{U} = (U_1, \dots, U_n)$

# Bibliographie

- P. Dersin et al., 'PHM in Railways', Ch. 6, in "Handbook of RAMS in Railway Systems: Theory & Practice", CRC, 2018, Q.Mahboob & E. Zio Editors
- O.Fink et al., "Potential, Challenges and future Directions for Deep Learning in Prognostics & Health Management Applications", in 'Engineering Applications of AI', June 2020
- P.Dersin, E. Piana, " True Detection Rate and False positives Targets on Road side Detectors for autonomous Vehicle Traffic", Proc 30<sup>th</sup>. ESREL Conference, 2020
- Q. Wang, G. Michau and O. Fink, "Domain Adaptive Transfer Learning for Fault Diagnosis," *2019 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Paris)*, 2019, pp. 279-285
- A. Staino et al., " a Monte-Carlo Approach for Prognostics of clogging Process in HVAC Filters using a hybrid Strategy: a real Case Study in Railway Systems", Proc. IEEE PHM Conf., June 2018
- R.Karim, P.Dersin, D. Galar, H. Jarl, " AI Factory: a Framework for Digital Asset Management", Proc. 31<sup>st</sup> ESREL Conference, 2021
- Ramin Karim, Diego Galar, Uday Kumar, "AI Factory: Theory, Applications, Case Studies, Springer,

# GERER LES RISQUES ET LES OPPORTUNITÉS

[pierre.dersin@ltu.se](mailto:pierre.dersin@ltu.se)

[pierre.dersin@eumetry.net](mailto:pierre.dersin@eumetry.net)





LULEÅ  
UNIVERSITY  
OF TECHNOLOGY

A large, white, serif capital letter 'L' is positioned to the right of the text, partially overlapping the words 'UNIVERSITY' and 'OF TECHNOLOGY'. The 'L' is a classic, elegant font style.