



Utilisation d'un processus de Wiener pour le pronostic - Cas d'étude sur données de test

K. Le Son, A. Barros, M. Fouladirad

Université de Technologie de Troyes
Institut Charles Delaunay, UMR CNRS 6279, France

Réunion du GT S3, Paris 18/11/2010

Contexte et Motivation

Contexte

- Modélisation de pronostic est un défi scientifique majeur pour la mise en oeuvre industrielle de nouvelles stratégies de maintenance
- Application des modèles de pronostic sur des différentes données de dégradation
- Modélisation probabiliste des dégradations/détérioration des systèmes

Motivation

- Intégration de la phase de construction d'un indicateur de dégradation en faisant collaborer les communautés "analyse de données" et "fiabilité"
- Intégration de modèles probabilistes de dégradation dans la construction d'un processus de pronostic
- Mise en concurrence de modèles probabilistes et non probabilistes pour l'évolution de la dégradation au niveau composant

Outline

- 1 Structure des données expérimentales
- 2 Indicateur de dégradation
- 3 Estimation de la RUL
- 4 Conclusions

Outline

- 1 Structure des données expérimentales
- 2 Indicateur de dégradation
- 3 Estimation de la RUL
- 4 Conclusions

Données de la conférence de PHM 2008

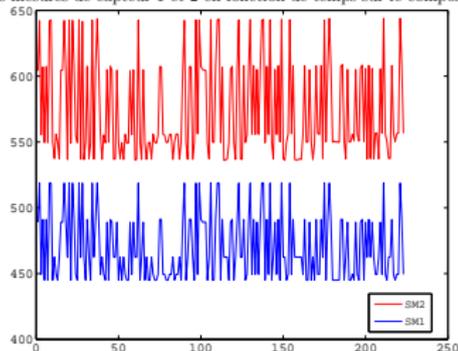
Composant	Temps	3 variables opérationnelles			Mesures de 21 capteurs				
		OP1	OP2	OP3	SM1	SM2	...	SM21	
1	1								
	...								
	T_1								
...									
218	1								
	...								
	T_{218}								

Tableau de données

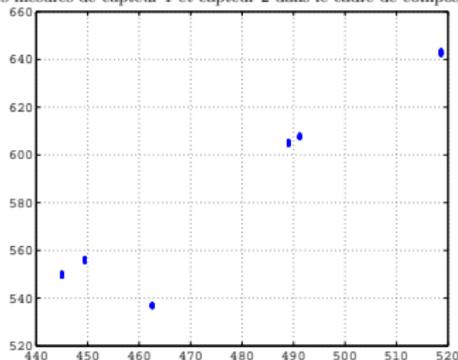
Données de la conférence de PHM 2008

- Ensemble de données : mesures de séries temporelles multi-variables pour 218 composants différents
- Deux ensembles de données sont disponibles : l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble test
- Pour chacun des ensembles :
 - 21 capteurs fournissent des mesures relatives à l'état de 218 composants
 - 3 capteurs fournissent des mesures relatives à des variables opérationnelles (OP1, OP2, OP3 dans la suite)

Les mesures de capteur 1 et 2 en fonction de temps sur le composant 1



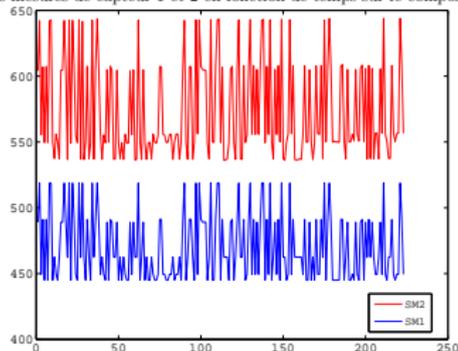
Les mesures de capteur 1 et capteur 2 dans le cadre de composant 1



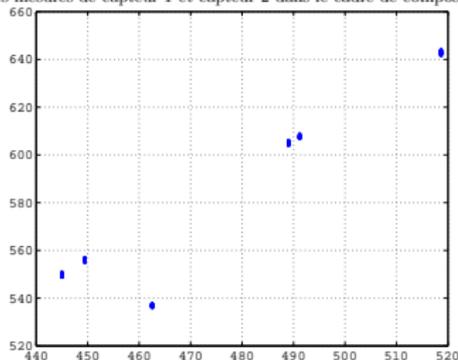
Données de la conférence de PHM 2008

- Aucune information sur la signification physique des mesures de capteurs
- Ensemble d'apprentissage : Les mesures sont données par pas de temps pour chaque composant, depuis un instant initial auquel les composants ne sont pas tous neufs, jusqu'à la date de panne de chacun d'eux
- Les composants sont considérés comme identiques

Les mesures de capteur 1 et 2 en fonction de temps sur le composant 1



Les mesures de capteur 1 et capteur 2 dans le cadre de composant 1



Evaluation des modèles de pronostic sur les données de PHM

- Pour tester les modèles proposés, la conférence PHM nous donne les formules de la somme des pénalités obtenues pour la prédiction de la RUL de chaque composant de l'ensemble test
- La pénalité au niveau d'un composant étant définie de la façon suivante :

$$S = \sum_{k=1}^K S_k$$

où

$$S_k = \begin{cases} e^{-d_k/13} - 1, & d_k \leq 0 \\ e^{d_k/10} - 1, & d_k > 0 \end{cases} \quad k = 1, \dots, K$$

et

$d_k = RUL_k$ estimé pour le composant k – RUL_k réelle du composant k

Analyse de données

Une première phase d'analyse de données

- Un indicateur de dégradation ne peut pas être défini directement à partir des mesures des 21 capteurs
- Les conditions opérationnelles correspondent à six modes qui influencent les trajectoires des 21 capteurs. Ils doivent être pris en compte dans la construction de l'indicateur de dégradation
- Inutile de prendre en compte les 21 capteurs

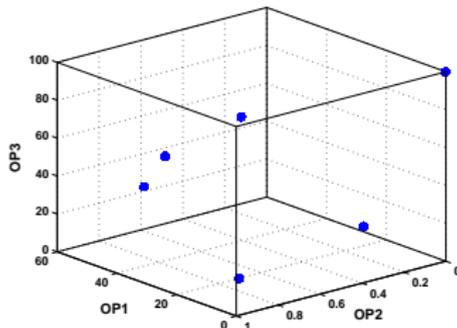
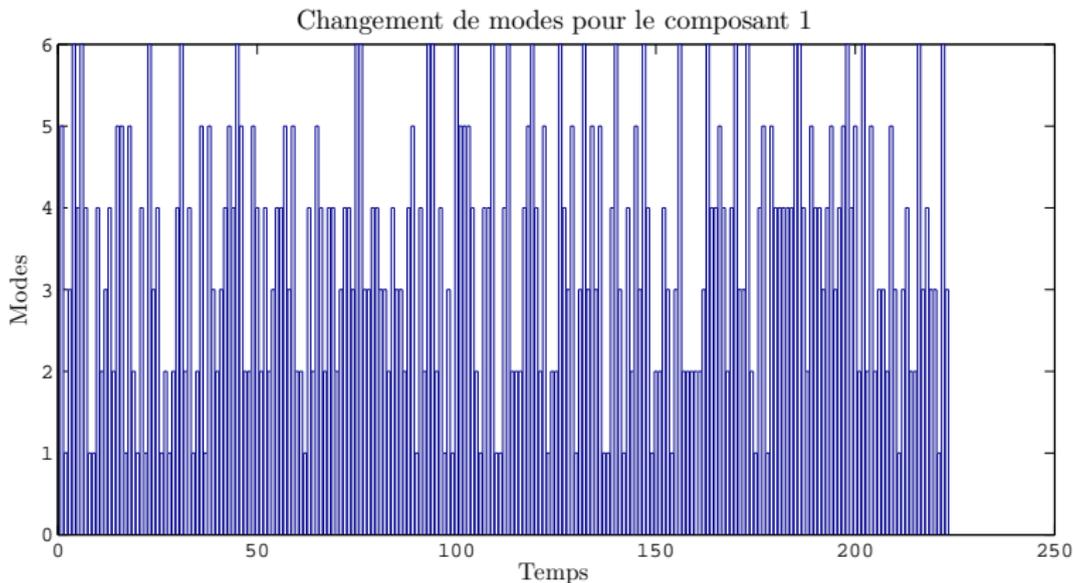


Figure de 3-dimensions de 3 variables opérationnelles

⇒ Ces points nous ont permis de mettre en compte des **modes opérationnels** et de **sélection des capteurs** dans la construction de l'indicateur de dégradation

Analyse de données

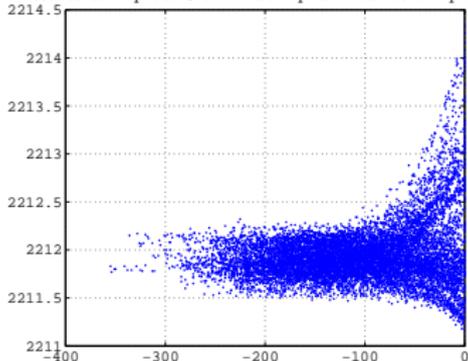


Analyse de données

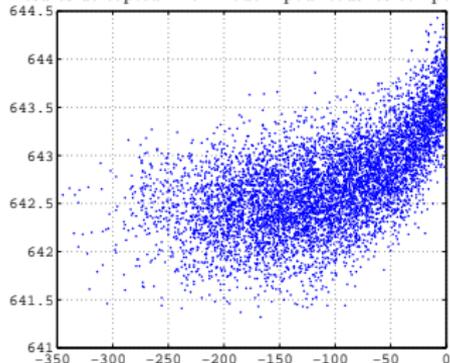
Choix des capteurs

- Instant 0 : instant de défaillance des composants
- Observation des trajectoires de capteurs dans chaque mode opérationnel en temps inversé

Mesures de capteur 8 en mode 4 pour tous les composants



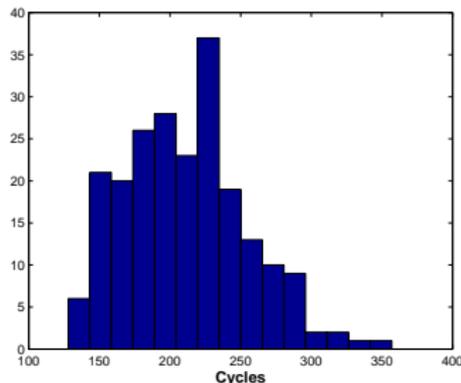
Mesures de capteur 2 en mode 1 pour tous les composants



- Choix des capteurs qui satisfont la condition de convergence au temps de défaillance (l'instant 0)
- 7 capteurs (2,3,4,7,11,12,15) sont choisis dans la construction de l'indicateur de dégradation

Loi durée de vie sur l'ensemble de composants

- Prédiction de la RUL en sélectionnant uniquement les instants de panne dans l'ensemble d'apprentissage et en ayant une approche de type durée de vie
- Filtre de l'histogramme de dégradation des composants par une distribution de probabilité adapté
- Application des paramètres estimés de la distribution sur l'ensemble test en vue de trouver la RUL



Histogramme de défaillance de composants

Le Weibull fit nous donne les paramètres estimés suivants :
 $\mu = 217.9$ et $\lambda = 5.316$

Loi durée de vie sur l'ensemble de composants

- Fonction de la durée de vie résiduelle :

$$RUL(t) = \frac{1}{R(t)} \int_t^{\infty} R(x) d(x)$$

- En utilisant l'ensemble test, on obtient la RUL des composants et en utilisant la formule d'évaluation de PHM, la pénalité obtenue est égale à 9870
- Notre résultat obtenu était assez mauvais comparativement aux meilleurs obtenus avec des modèles à base de connaissance/apprentissage dans la conférence (aux alentours de 5636).

Outline

- 1 Structure des données expérimentales
- 2 Indicateur de dégradation
- 3 Estimation de la RUL
- 4 Conclusions

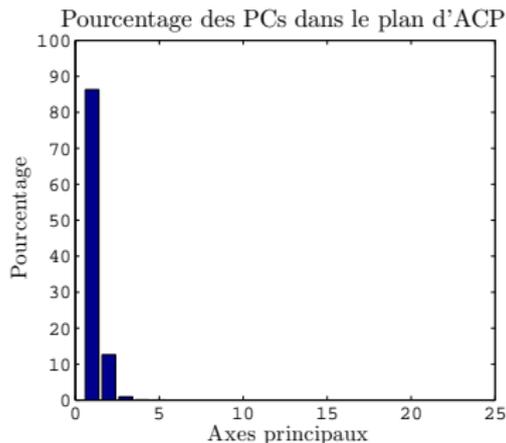
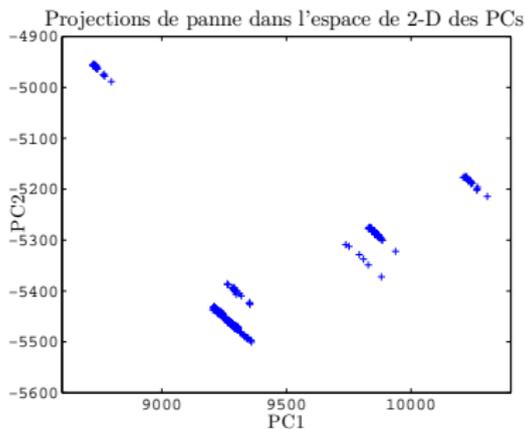
Idée principale

- Définition d'un indicateur scalaire qui rend compte de la dégradation
- Utilisation d'un processus stochastique pour modéliser ce phénomène de dégradation
- Analyse en Composant Principale (ACP) sur les dates de pannes des 218 composants en séparant les 6 modes
- Définition de l'indicateur de dégradation au temps t par la distance entre la projection des données capteurs et le point qui correspond à la date de panne du composant dans le plan principale du mode correspondant à t

Modélisation de l'ACP sans séparer les modes (pour information)

On considère l'ensemble des dates de défaillance des 218 composants pour effectuer l'ACP sur les mesures des 21 capteurs à ces instants:

- Espace de dimension 2 est très représentatif (>98%)
- Projections de panne correspondent aux 6 modes différents



Modélisation de l'ACP sur les modes opérationnels

Objectif : Construction d'un nouvel indicateur de dégradation qui ait du sens par rapport à une approche stochastique ultérieure

- Sélection de 7 capteurs parmi 21
- On considère 6 sous-ensembles de dates de défaillance parmi les 218 composants (6 modes opérationnels)
- Mise en place d'une ACP pour chacun de ces sous-ensembles : en identifiant un espace de dimension 2 à chaque fois et en observant un nuage de points de dispersion relativement réduite qui peut être assimilé à un "lieu de panne" dans un mode donné
- Construction d'un critère de dégradation à un instant donné:
 - considérons un composant qui est en mode i à l'instant t
 - projection à l'instant t des mesures obtenus des 7 capteurs dans le plan 2D qui correspond au mode i (Plan P_i)
 - calcul de distance entre le point projeté et le lieu de panne en mode i (L_i) dans le plan P_i considéré.

Compo	Temps	S1	S2	...	S7	OP1	OP2	OP3
C1	1							
C1	2							
...								
C1	250				
C2	1							
C2	2							
...								
C2	305				
C3	1							
C3	2							
...								
C3	120				
...								
...								
...								
...								
Cn	1							
Cn	2							
...								
Cn	278				

- ACP sur S1, ..., S7 donne P1
- Proj. des dates de panne ds P1 donne lieu de panne mode 1: L1

→ Panne ds mode 1

→ Panne ds mode 1

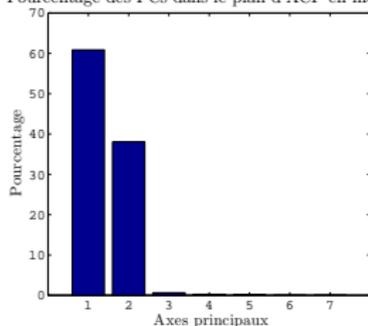
→ Panne ds mode 3

→ Panne dans mode 1

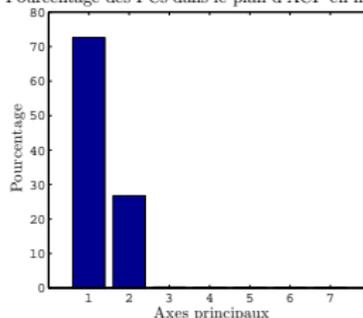
Contribution des axes principaux dans le plan d'ACP

	Mode 1	Mode 2	Mode 3	Mode 4	Mode 5	Mode 6
PC1	60.85	72.64	61.45	54.41	58.95	79.65
PC2	38.04	26.75	37.85	44.55	40.07	19.11
PC3	0.66	0.28	0.34	0.56	0.41	0.77

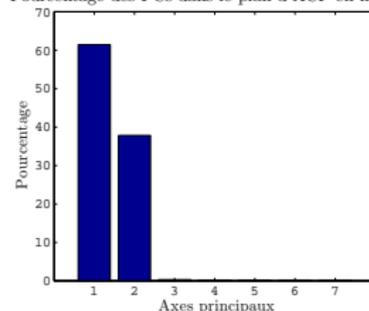
Pourcentage des PCs dans le plan d'ACP en mode 1



Pourcentage des PCs dans le plan d'ACP en mode 2



Pourcentage des PCs dans le plan d'ACP en mode 3



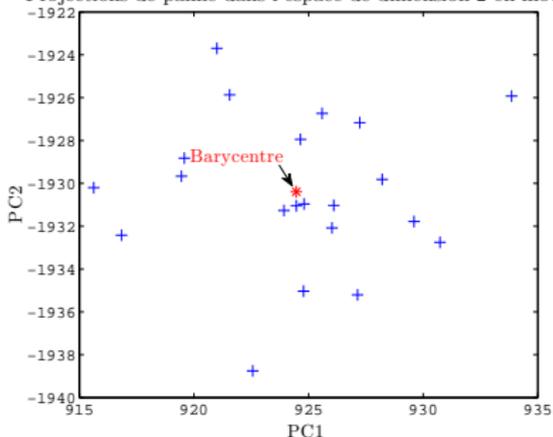
La contribution des deux premiers axes de l'ACP est de plus de 98% \Rightarrow Espace de panne de dimension 2 est représentatif

Modélisation de l'ACP sur les modes opérationnels

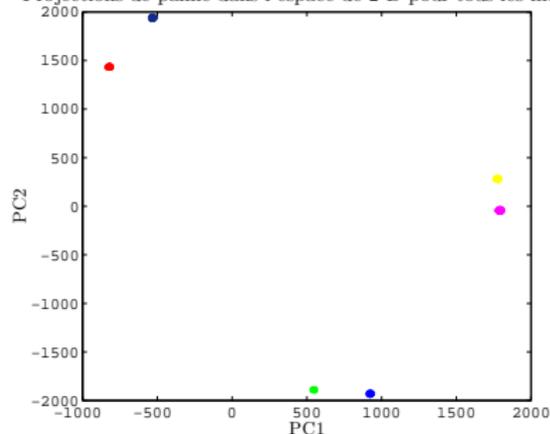
Par exemple : Cas d'étude

- Le lieu de panne dans l'espace de dimension 2 pour le mode 1 (L1, P1) et pour tous les modes
- Le barycentre du nuage des lieux de panne est pris comme un unique point de défaillance pour chaque mode

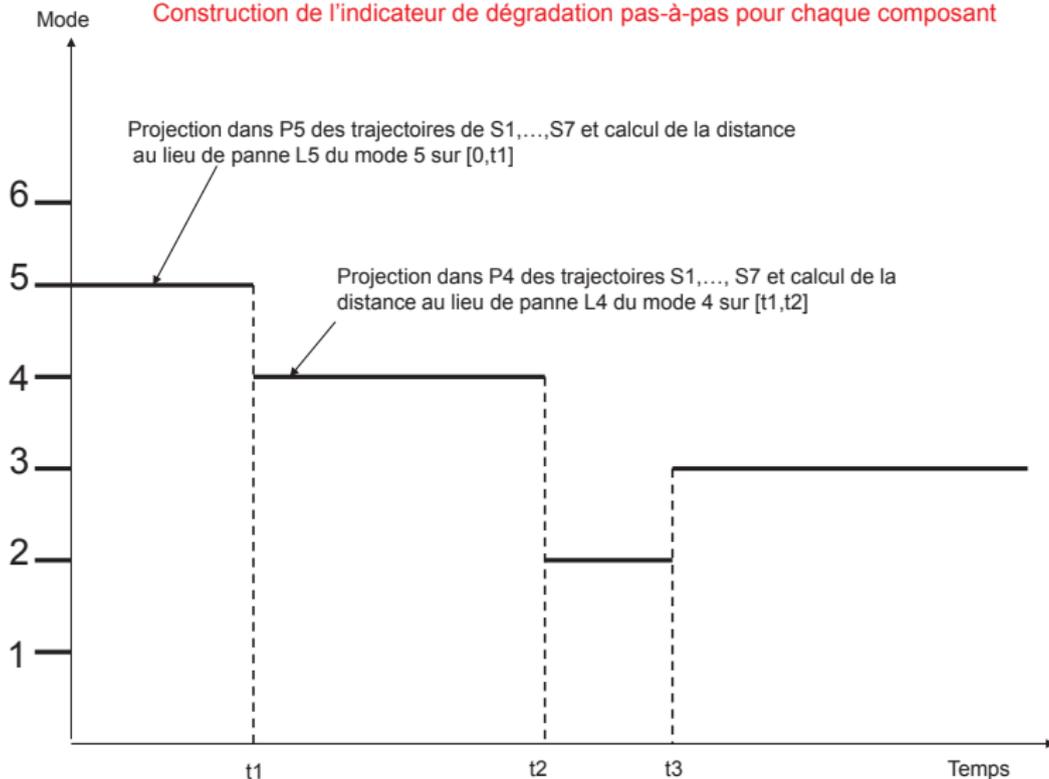
Projections de panne dans l'espace de dimension 2 en mode 1



Projections de panne dans l'espace de 2-D pour tous les modes

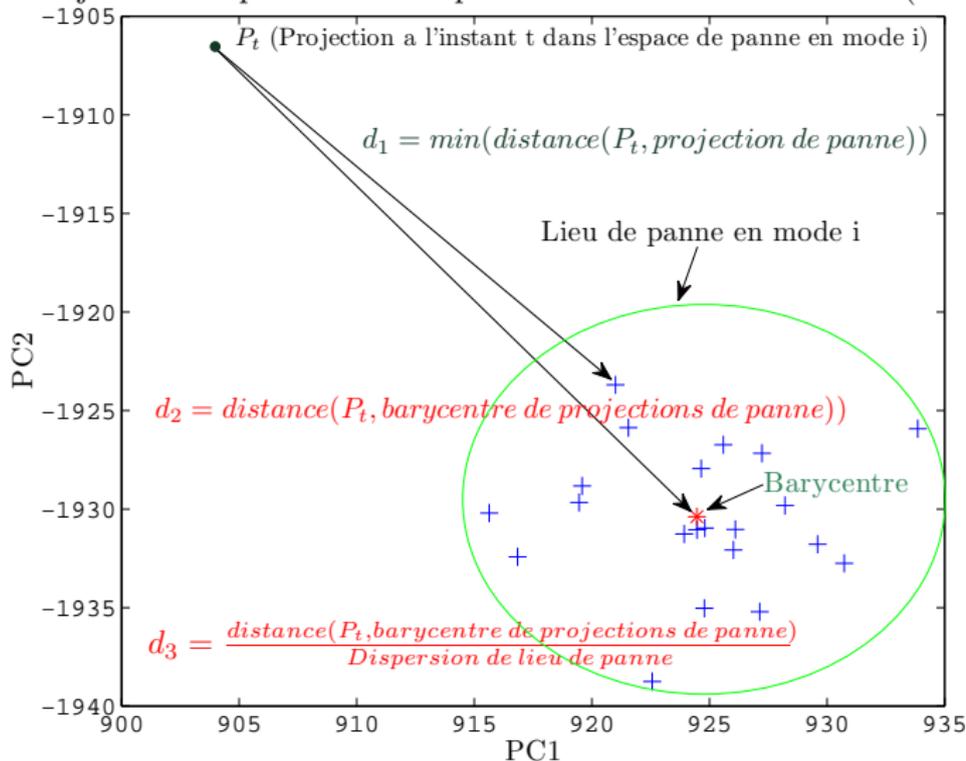


Construction de l'indicateur de dégradation pas-à-pas pour chaque composant



Définition de l'indicateur de dégradation

Projections de panne dans l'espace de dimension 2 en mode i (Plan P_i)



Définition de l'indicateur de dégradation

Notons

- N_k respectivement le nombre d'individus en panne en mode k
- \bar{P}_k de coordonnées (\bar{x}, \bar{y}) est le barycentre du lieu de panne dans le plan P_k , $k = 1, \dots, 6$
- P_i^k de coordonnées (x_i, y_i) , $i = 1, \dots, N_k$ est le $i^{\text{ème}}$ point de panne projeté dans P_k
- P_{ij}^k de coordonnées (x_{ij}, y_{ij}) est la mesure des 7 capteurs à l'instant j du composant i projeté dans P_k

La dispersion du nuage de panne en mode k est définie par:

$$Disper_k = \sqrt{\frac{1}{N_k - 1} \sum_{i=1}^{N_k} ((x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2)}$$

Définition de l'indicateur de dégradation

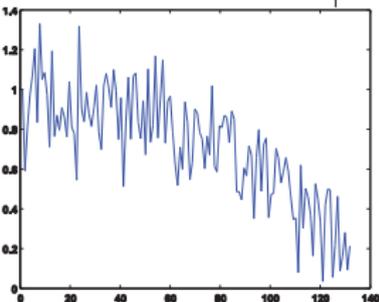
Enfin, l'indicateur de dégradation pour chaque instant de panne est défini de la manière suivante:

$$D_{ij}^k = \frac{\sqrt{(x_{ij}^k - \bar{x})^2 + (y_{ij}^k - \bar{y})^2}}{Disper_k}$$

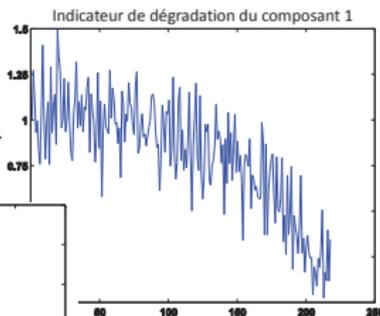
• Tendance de l'indicateur:

- ✓ non-linéaire
- ✓ décroissante

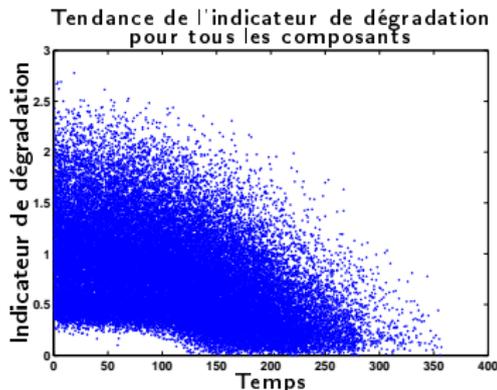
• Les valeurs de l'indicateur décroît de 1 à 0



Indicateur de dégradation du composant 88



Un processus stochastique est proposé pour modéliser la dégradation



Outline

- 1 Structure des données expérimentales
- 2 Indicateur de dégradation
- 3 Estimation de la RUL**
- 4 Conclusions

Modélisation d'un indicateur par le processus de Wiener

- Utilisation d'un processus de Wiener non homogène pour modéliser l'évolution de l'indicateur de dégradation
- Soit $X(t)$ un processus de Wiener dans notre cadre:
 - ① Les incréments de $X(t)$ sont indépendants et stationnaires;
 - ② $X(t+s) - X(t) \sim N(\eta((t+s)^\alpha - t^\alpha), \sigma^2((t+s)^\alpha - t^\alpha))$ pour $t > 0, s > 0$.
- Condition initiale pour un processus de Wiener standard n'est pas pris en compte par la fait que $X(0) \neq 0$

Par l'utilisation du maximum de vraisemblance, les paramètres du processus de Wiener sont estimés avec sa moyenne ηt^α et sa variance $\sigma^2 t^\alpha$ et nous obtenons les estimations suivantes:

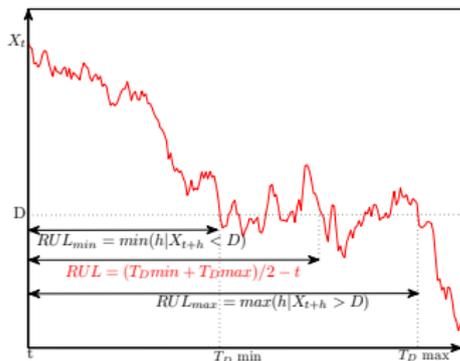
$$\hat{\eta} = -0.0016, \hat{\sigma} = 1.2551, \hat{\alpha} = 0.6707$$

Estimation de la RUL par simulation sur l'ensemble de test

Critère de la RUL par la simulation

- Soit $D = 0$ le niveau de dégradation correspondant à la panne
- RUL par chaque simulation définie par la moyenne entre T_{Dmin} le premier temps d'atteinte du seuil D et T_{Dmax} l'instant de sortie de la zone $[D, +\infty[$

$$\begin{aligned}
 RUL_{simulée}(t) &= \frac{(RUL_{min} + RUL_{max})}{2} \\
 &= \frac{(T_{Dmin} + T_{Dmax})}{2}
 \end{aligned}$$



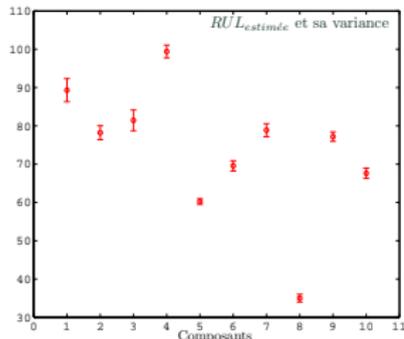
Estimation de la RUL par simulation sur l'ensemble de test

En simulant 10000 trajectoires, la RUL pour chaque composant de l'ensemble test est estimée par la moyenne empirique des RULs simulées. Soit Nb le nombre des RULs simulées, la RUL estimée définie par:

$$RUL_{estimée} = \frac{1}{Nb} \sum_{i=1}^{Nb} RUL_{simulée}^i$$

Cas d'étude : Résultats de la RUL pour les composants 1 à 4

Unit	$RUL_{estimée}$	$\bar{\sigma}$
1	89.32	3.02
2	78.22	1.80
3	81.43	2.72
4	99.40	1.66



Résultats obtenus

Notre modèle : Pénalité : 5520 et Erreur quadratique moyenne : 437.88.

- Modèle probabiliste de base avec la loi durée de vie : la pénalité de 9870
- Modèle non-probabiliste basé sur l'approche "similarity-based" de Wang (2008) : la pénalité de 5636
- Modèle non-probabiliste avec le réseau de neurone de Peel (2008) et Heimes (2008) : l'erreur quadratique moyenne est respectivement de 519.8 et 984

Outline

- 1 Structure des données expérimentales
- 2 Indicateur de dégradation
- 3 Estimation de la RUL
- 4 Conclusions**

Conclusions

Résultats obtenus au cours de cette première année de thèse ont permis de montrer l'efficacité des modèles stochastiques dans le cadre du pronostic

Travaux à venir sont de

- envisager d'autres processus que le processus de Wiener (Gamma + bruit)
- envisager d'autres méthodes pour prendre en compte les changements de modes, en les modélisant par exemple comme un processus de Markov à espace d'état discret interagissant avec le processus de dégradation,
- remplacer l'ACP par l'ACPF (analyse en composante principale fonctionnelle) en vue d'améliorer l'indicateur de dégradation.

Merci pour votre attention