



MODÉLISATION DE DÉGRADATION ET PROGNOSTIC AVEC LES INSPECTIONS DE L'ÉTAT DE LA SANTÉ DU SYSTÈME

Khanh NGUYEN
(INP-Toulouse, ENIT, LGP)

Travail réalisé en collaboration avec:

Antoine GRALL

Mitra FOULADIRAD

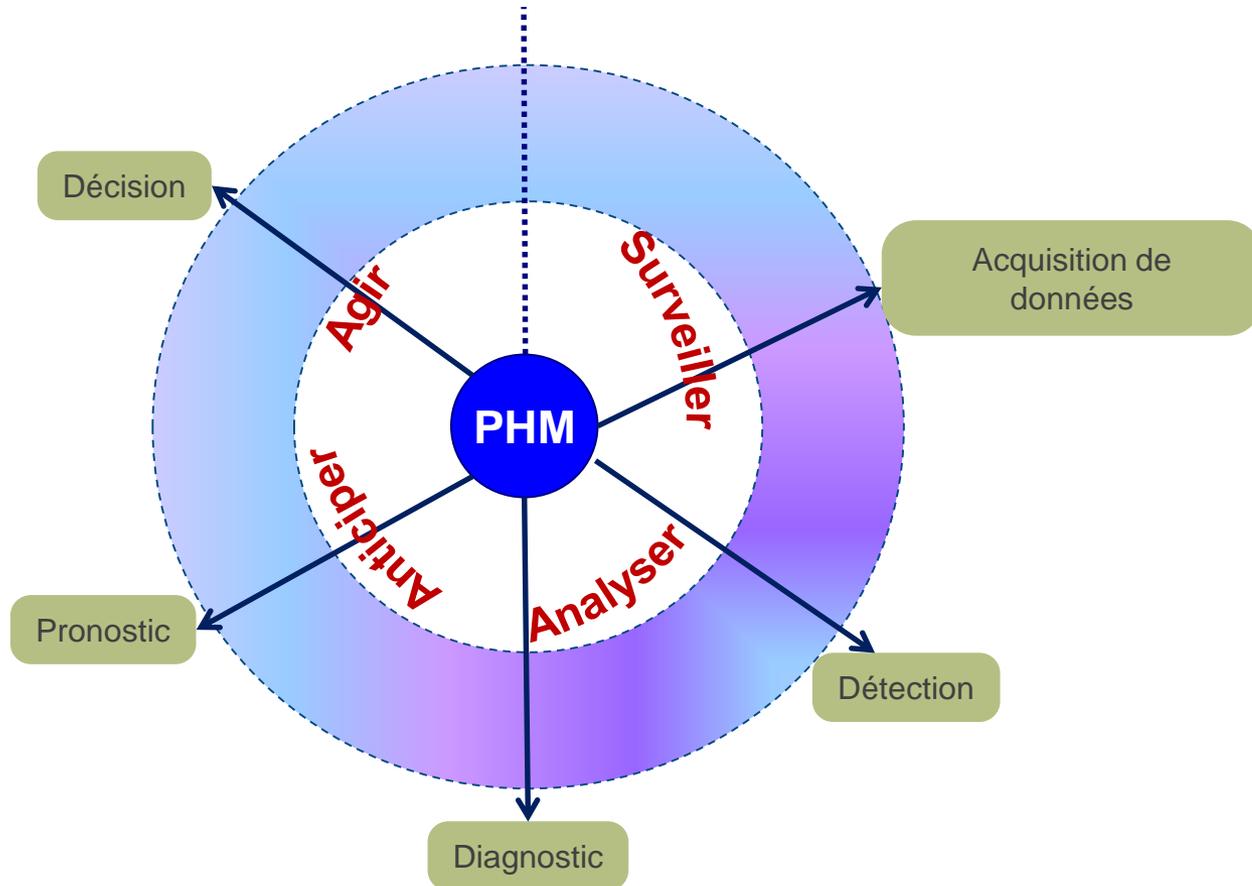
(Université de Technologie de Troyes, ICD)

thi-phuong-khanh.nguyen@enit.fr

Outline

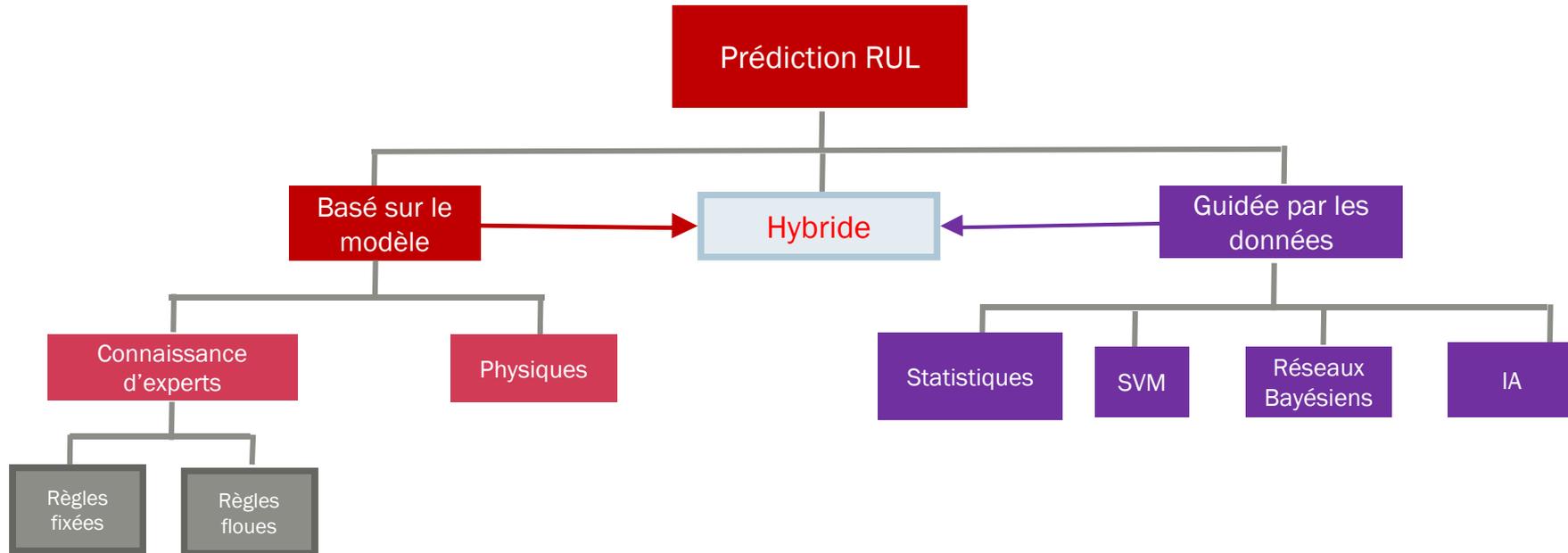
1. Introduction et contexte du travail
2. Candidats de modèles pour modélisation stochastique de dégradation
3. Estimation des paramètres des modèles
4. Critère de sélection
5. Résultats de sélection du modèle de dégradation
6. Discussion de politique d'inspections optimales

Prognostics & Health Management (PHM)



Objectifs: ↗ Fiabilité ↗ Disponibilité ↗ Sécurité ↘ Coûts

Méthodes de prognostics dans la littérature



Pronostic basé sur le modèle stochastique de dégradation guidé par les données

Principes :

- Chercher à comprendre le mécanisme et les caractéristiques du processus de dégradation (de l'indicateur de santé),
- Proposer une liste de modèles appropriés (candidats) pour une formulation de ce processus de dégradation,
- Estimer les paramètres des modèles en présence des données,
- Choisir le meilleur modèle,
- Prédire le temps de défaillance du système

Avantages :

- Profiter des avantages de l'approche basées sur un modèle physique et de l'approche basée sur les données,
- Offrir meilleure performance (que les « boites noires ») pour l'estimations des paramètres qui doivent être rattachées aux principes physiques réels.

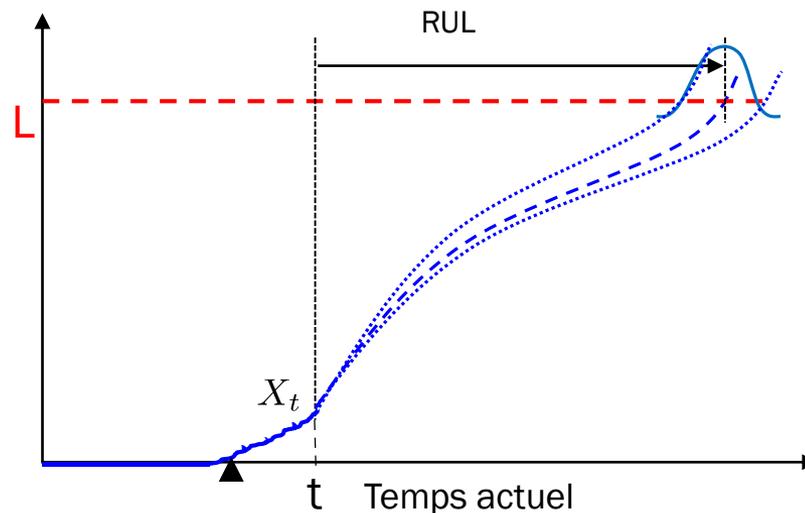
Problèmes à résoudre :

- Nécessité d'un haut niveau d'expertise dans la formulation de l'équation appropriée pour le modèle de dégradation et dans l'estimation des paramètres du modèle,
- Critère d'évaluation pour le choix du meilleur modèle,
- Sensibilité du choix du meilleur modèle aux données observées.

Candidats de modélisation de dégradation stochastique

Processus Lévy : processus stochastique continu en temps avec des incréments stationnaires et indépendants (pourrait être un **processus de diffusion** et/ou un **processus de saut**)

⇒ utilisé largement dans la littérature pour la modélisation de différents phénomènes de dégradation



Processus de diffusion

$$dX_t = m(X_t, t)dt + \sigma(X_t, t)dB_t,$$

Processus Wiener : modélisation populaire de la détérioration pour les incréments Gaussien et indépendants de valeurs passées

$$p(x, t|y, s) = \frac{1}{\sqrt{4\pi\sigma(t-s)}} \exp\left(-\frac{(x + M(t, s) - y)^2}{4\sigma^2(t-s)}\right)$$

M₁ : Processus de Wiener avec dérive linéaire

$$dX_t = \mu \cdot dt + \sigma \cdot dB_t$$

$$F_{RUL_{(x,t)}}(u) = \Phi\left(\frac{-L + \mu u + x}{\sigma\sqrt{u}}\right) + e^{2\frac{\mu}{\sigma^2}(L-x)} \Phi\left(\frac{-L - \mu u + x}{\sigma\sqrt{u}}\right)$$

M₂ : Processus de Wiener avec dérive dépendant du temps

$$dX_t = at^b \cdot dt + \sigma \cdot dB_t$$

évaluation numérique

Processus de diffusion de

M₃ : Processus de Wiener avec dérive et diffusion dépendant du temps

$$dX_t = cat^b \cdot dt + \sqrt{2at^b} \cdot dB_t$$

$$F_{RUL(x,t)}(u) = \Phi\left(\frac{-L - c\gamma(t_{ps}, t) + x}{\sqrt{2\gamma(t_{ps}, t)}}\right) + e^{c(L-x)} \Phi\left(\frac{-L - c\gamma(t_{ps}, t) + x}{\sqrt{2\gamma(t_{ps}, t)}}\right)$$

$$\gamma(t, s) = \int_s^t \frac{\sigma^2(u)}{2} du$$

Processus de diffusion

Processus de Ornstein-Uhlenbeck (OU) : largement utilisé pour décrire la dynamique physique des systèmes qui se stabilisent à son point d'équilibre, un bon candidat pour modéliser le processus de dégradation lorsque la dérive dépend du temps et dépend également de l'état de dégradation.

$$dX_t = (\lambda(t)X_t + \mu(t))dt + \sigma(t)dB_t$$

$$p(x, t|y, s) = \frac{e^{\alpha(t,s)}}{\sqrt{4\pi\gamma(t,s)}} \exp\left(-\frac{(xe^{\alpha(t,s)} + M(t,s) - y)^2}{4\gamma(t,s)}\right)$$

$$\alpha(t,s) = -\int_s^t \lambda(u)du, \quad M(t,s) = -\int_s^t \mu(u)e^{\alpha(u,s)}du, \quad \gamma(t,s) = \int_s^t \frac{\sigma^2(u)e^{2\alpha(u,s)}}{2}du$$

M₄ : Processus OU

$$\lambda(t) = a, \quad \mu(t) = m'(t) - a \cdot m(t), \quad m(t) = bt^c, \quad c \geq 1, \quad \sigma(t) = d$$

*Difficile de déterminer explicitement la distribution de la RUL :
évaluation numérique*

Processus de saut

Processus Gamma : processus de saut avec des incréments positifs et indépendants, permettant de modéliser la détérioration graduelle comme la corrosion, l'érosion, l'usure des composants structuraux, le fluage du béton, la croissance des fissures.

$$X_t - X_s \sim Ga(\alpha(t) - \alpha(s), \beta)$$

$$p(x, t|y, s) = \frac{\beta^{\alpha(t) - \alpha(s)}}{\Gamma(\alpha(t) - \alpha(s))} (x - y)^{\alpha(t) - \alpha(s) - 1} e^{-(x - y)\beta}$$

M₅ : Processus Gamma homogène, $\alpha(t) = at$

M₆ : Processus Gamma non-homogène, $\alpha(t) = at^b$; $a > 0, b > 1$

$$F_{RUL_{(y,t)}}(u) = \frac{\Gamma(\alpha(u + t) - \alpha(t), (L - y_t)/\beta)}{\Gamma(\alpha(u + t) - \alpha(t))};$$

$\Gamma(.,.)$ est la fonction Gamma incomplète supérieure

Estimation des paramètres

Utilisation des données d'observation pour déterminer les valeurs des paramètres du modèle qui convient le mieux aux données.

Estimation du maximum de vraisemblance (MLE), approche unifiée pour sélectionner l'ensemble des valeurs des paramètres du modèle grâce à la **maximisation de la fonction de vraisemblance**.

- Collecter les données de dégradation à partir de n composants indépendants identiques,
- m_l le nombre de données enregistrées du l -ième composant
- x_{lj} enregistrement de données du l -ième composant au temps j -ième d'observation
- $p_\theta(x_{lj}, t_{l,j} | x_{l,j-1}, t_{l,j-1}; \theta)$ fonction de densité de probabilité de transition du processus de dégradation
- θ est le vecteur des paramètres du modèle

$$L(\theta) = \sum_{l=1}^n \log(p_\theta(x_{l1}, t_{l1} | X_0, 0); \theta) + \sum_{l=1}^n \sum_{j=2}^{m_l} \log(p_\theta(x_{lj}, t_{lj} | x_{l(j-1)}, t_{l(j-1)}; \theta))$$

- Trouver **le vecteur de paramètres optimal** $\theta^* = \arg \max_\theta \log L(\theta)$, par l'algorithme numérique Nelder-Mead (NM)

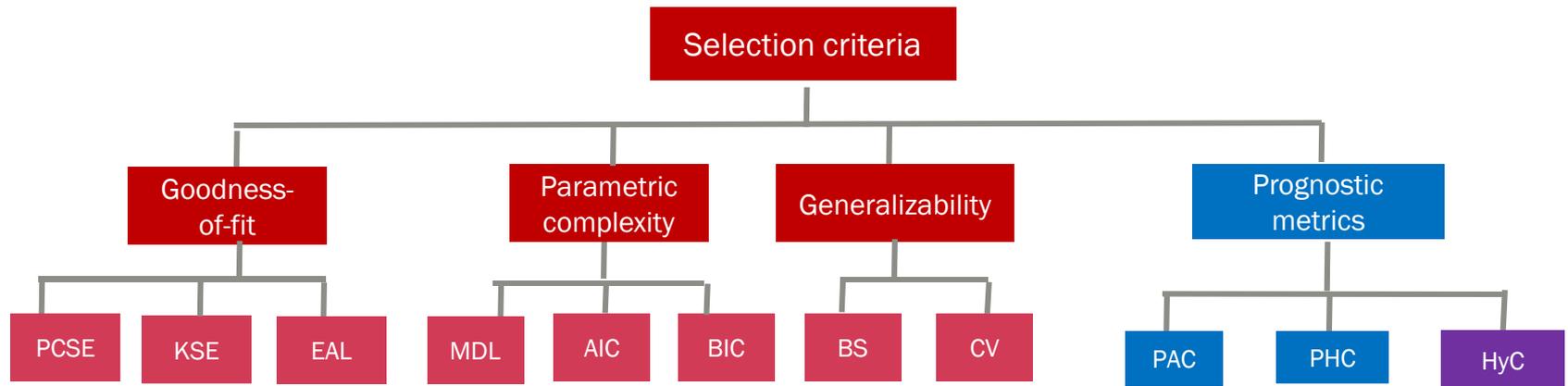
Critère de sélection du modèle de dégradation

Les critères considérés pour la sélection du modèle doivent:

- prendre en compte les caractéristiques stochastiques de la variabilité du processus de dégradation,
- équilibrer la qualité de l'ajustement et la complexité du modèle,
- permettre d'évaluer la robustesse et la généralité du modèle,
- inclure la capacité de prédire le comportement de dégradation future,

Trois objectifs principaux : *qualité de l'ajustement, niveau de complexité et pertinence pour le pronostic.*

Critère de sélection du modèle de dégradation



PCSE : Pearson's Chi-square error
KSE : Kolmogorov-Smirnov error
EAL : Empirical average log likelihood function

MDL : Minimum description length
AIC : Akaike Information Criterion
BIC : Bayesian Information Criterion
BS : Bootstrap criterion
CV : Cross validation

PAC : Prognostic accuracy criterion
PHC : Prognostic Horizon criterion
HyC : Hybrid criterion

Critère de sélection du modèle de dégradation

Table 1: Summary of the model selection criteria investigated in numerical examples

Purposes	Selection criteria	Features
To assess how candidate models are close enough to available degradation data.	Empirical Average Log-Likelihood (<i>EAL</i>)	Classical selection criteria to quantify the goodness-of fit.
	Akaike Information Criterion (<i>AIC</i>)	Classical selection criteria to quantify the goodness-of fit and the model complexity.
	Bayesian Information Criterion (<i>BIC</i>)	Classical selection criteria to quantify the goodness-of fit and the model complexity, taking into account data size.
	Minimum Description Length (<i>MDL</i>)	Classical selection criteria to quantify the goodness-of fit and the model complexity, taking into account data size and model formality.
	Cross Validation (<i>CV</i>)	Classical selection criteria to quantify the goodness-of fit and the generalizability.
To assess the prognostic ability of candidate models when degradation data and true failure time are known.	Prognostic Horizon Criterion (<i>PHC</i>)	Prognostic criterion to investigate which model could predict an acceptable RUL distribution as soon as possible.
	Prognostic Accuracy Criterion (<i>PAC</i>)	Prognostic criterion to investigate the precision of the RUL prediction of candidate models.
	Hybrid Criterion (<i>HyC</i>)	New criterion to taking into account the goodness-of-fit information of the observation data when investigating the precision of the RUL prediction of candidate models.

Critère de sélection du modèle de dégradation

EAL – Vraisemblance moyenne empirique

$$EAL = \frac{-\log p_{\theta}(x_1, t_1 | X_0, 0; \theta) - \sum_{i=2}^n \log p_{\theta}(x_i, t_i | x_{i-1}, t_{i-1}; \theta)}{n}$$

MDL – Longueur minimale de la description

$$MDL = L(M) + L(D|M) \qquad L(M) = (k + 1) \log_2 k + \frac{k}{2} \log_2 n$$
$$L(D|M) = -\log p_{\theta}(x_1, t_1 | X_0, 0; \theta) + \sum_{i=2}^n \log p_{\theta}(x_i, t_i | x_{i-1}, t_{i-1}; \theta)$$

AIC – Critère d'information Akaike

$$AIC = 2L(D|M) + 2k$$

BIC – Critère d'information Bayésienne

$$BIC = 2L(D|M) + k \ln(n)$$

Critère de sélection du modèle de dégradation

BS – Méthode Bootstrap

Pour $j \in K: \{1, \dots, k\}$ où k est un nombre suffisant grand,

- Tirer au hasard m échantillon de l'ensemble des données, ($m < n$) pour créer l'ensemble de données Bootstrap D_j
- Estimer les paramètres de modèle $\hat{\theta}(D_j)$ basé sur la maximum vraisemblance $L(D_j)$
- Evaluer le logarithme naturel de la vraisemblance du modèle prédictive pour l'ensemble de données initial $L_{\hat{\theta}(D_j)}(D)$

Evaluer la métrique BS :

$$BS = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k L_{\hat{\theta}(D_j)}(D)$$

BS est adaptée à l'ensemble de données de petite taille à cause du temps d'exécution

Critère de sélection du modèle de dégradation

CV – k-fold Cross validation

Diviser l'ensemble de données D en k parties

Pour $j \in K: \{1, \dots, k\}$,

- Estimer les paramètres de modèle $(\hat{\theta}|D_{\{K \setminus j\}})$ basé sur les données qui n'appartient pas à la j -ième partie
- Evaluation du logarithme naturel de la vraisemblance du modèle de prédiction pour l'ensemble de données qui appartient de la j -ième partie

$$L(D_j | (\hat{\theta} | D_{\{K \setminus j\}}))$$

Evaluer la métrique CV :

$$CV = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^k L(D_j | \hat{\theta} | D_{K \setminus j})$$

n est la dimension de l'ensemble des données D

Critère de sélection du modèle de dégradation

PH- Horizon pronostique

t est le dernier temps d'observation, RUL_t est la RUL prédite en t , t_F est le temps de défaillance réel

$$t_{\epsilon, \zeta} = \inf \left\{ t, \mathbb{P} \{ (1 - \epsilon)t_F - t \leq RUL_t \leq (1 + \epsilon)t_F - t \} \geq \zeta \right\}$$

Le modèle ayant la valeur minimale de $t_{\epsilon, \zeta}$, est choisi car il estime plus rapidement et plus précisément le temps de défaillance.

PAC- Précision de pronostic

L le seuil de défaillance, t_τ le premier temps où l'état de dégradation dépasse le seuil $L_\tau = \tau \cdot L$; $\tau \in [0, 1]$

$$PAC = \mathbb{P} \{ \epsilon^- \leq RUL_{t_\tau} \leq \epsilon^+ \}$$

PAC évalue la probabilité de prédiction de la RUL à l'instant t_τ dans les limites définies par ϵ

$$\epsilon^+ = (1 + \epsilon)t_F - t_\tau \text{ and } \epsilon^- = (1 - \epsilon)t_F - t_\tau.$$

Critère de sélection du modèle de dégradation

HyC– Critère hybride

prendre en compte les informations sur le niveau d'adéquation des données d'observation lors de l'évaluation de la mesure de pronostic.

$$HyC = -w \cdot \log\left(\mathbb{P}\left(\epsilon^- \leq RUL_{t_\tau} \leq \epsilon^+\right)\right) + \left\{ \log p(x_1, t_1 | X_0, 0; \theta) + \sum_{i=2}^{n_\tau} \log p(x_i, t_i | x_{i-1}, t_{i-1}; \theta) \right\}$$

w étant le ratio entre le nombre de périodes d'observation à partir du dernier temps d'observation au temps de défaillance et le nombre total de périodes d'observation entre le moment initial et le temps de défaillance

Procédure de sélection

M_1 : Processus Wiener avec la dérive linéaire,

M_2 : Processus Wiener avec la dérive dépendant du temps,

M_3 : Processus Wiener avec la dérive et la diffusion dépendant du temps,

M_4 : Processus OU,

M_5 : Processus Gamma homogène,

M_6 : Processus Gamma non-homogène

Génération de données par un des 6 modèles : paramètres choisies pour
 $E[X_{100}] = 100$; $vc_{100} = [10\%, 30\%, 50\%, 70\%]$; $\Delta t = 0.01$; $L = 80$

Collection de données et estimation des paramètres

Données sont enregistrées périodiquement $T = k \cdot \Delta t$

Evaluation des critères de comparaison et sélection du meilleur modèle

EAL, AIC, BIC, MDL, 5-fold-CV, PHC, PAC, et HyC

Répétition le procédure N fois (N est un nombre suffisamment large) et analyse statistique des résultats.

Discussion des caractéristiques de candidats

- M_1 est un cas particulier de M_2 et M_4 (lors du choix des paramètres appropriés)
- M_2 pourrait être imbriqué dans M_4 , et M_1 pourrait être considéré comme un cas particulier simple de M_2
- M_3 est un cas particulier de la famille des Brownien avec dérive et diffusion dépendent du temps
- M_5 est considéré comme un cas particulier de M_6

Caractéristiques des critères classiques

Table 2: Model selection for periodic observation data ($T = 0.2$) of a degradation process generated by a Wiener process with drift (M_1) with different coefficient of variation vct_t .

The numbers in the table represents the percentage that M_i is chosen according to every selection criterion

	vct = 10%								vct = 30%								vct = 50%							
	CV	EAL	AIC	BIC	MDL	PHC	PAC	HyC	CV	EAL	AIC	BIC	MDL	PHC	PAC	HyC	CV	EAL	AIC	BIC	MDL	PHC	PAC	HyC
M_1	22	23	76	98	100	42	45	38	1	5	43	92	100	10	26	25	3	1	43	92	100	6	21	19
M_2	48	23	5	1	0	13	17	17	4	5	3	3	0	4	31	33	12	20	3	2	0	3	44	51
M_3	7	16	4	0	0	37	36	42	0	12	9	1	0	6	36	34	5	8	9	0	0	4	27	23
M_4	23	38	15	1	0	6	2	3	95	78	45	4	0	56	7	8	80	71	45	6	0	21	8	7
M_5	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	18	0	0	0	0	0	0	0	54	0	0
M_6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	12	0	0

- **Correspondant à EAL**, les modèles plus **complexes** (avec un grand nombre de paramètres) sont **préférés**,

Caractéristiques des critères classiques

Table 2: Model selection for periodic observation data ($T = 0.2$) of a degradation process generated by a Wiener process with drift (M_1) with different coefficient of variation vc_t .

The numbers in the table represents the percentage that M_i is chosen according to every selection criterion

	vct = 10%								vct = 30%								vct = 50%							
	CV	EAL	AIC	BIC	MDL	PHC	PAC	HyC	CV	EAL	AIC	BIC	MDL	PHC	PAC	HyC	CV	EAL	AIC	BIC	MDL	PHC	PAC	HyC
M_1	22	23	76	98	100	42	45	38	1	5	43	92	100	10	26	25	3	1	43	92	100	6	21	19
M_2	48	23	5	1	0	13	17	17	4	5	3	3	0	4	31	33	12	20	3	2	0	3	44	51
M_3	7	16	4	0	0	37	36	42	0	12	9	1	0	6	36	34	5	8	9	0	0	4	27	23
M_4	23	38	15	1	0	6	2	3	95	78	45	4	0	56	7	8	80	71	45	6	0	21	8	7
M_5	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	18	0	0	0	0	0	0	0	54	0	0
M_6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	12	0	0

- Par rapport au critère EAL, le critère CV favorise un modèle général tandis que les critères AIC et BIC favorisent un modèle plus simple,

Caractéristiques des critères classiques

Table 3: Model selection for periodic observation data ($T = 0.2$) of a degradation process generated by a Wiener process with time-dependent drift (M_2) with different coefficient of variation vc_t .

The numbers in the table represents the percentage that M_i is chosen according to every selection criterion

	vct = 10%								vct = 30%								vct = 50%							
	CV	EAL	AIC	BIC	MDL	PHC	PAC	HyC	CV	EAL	AIC	BIC	MDL	PHC	PAC	HyC	CV	EAL	AIC	BIC	MDL	PHC	PAC	HyC
M_1	0	0	0	1	19	0	2	1	0	0	9	69	97	1	10	8	0	0	20	84	99	0	9	11
M_2	88	83	90	97	81	71	46	49	7	12	23	24	3	43	36	42	30	26	37	12	1	34	43	44
M_3	0	1	1	1	0	1	33	32	1	2	1	1	0	1	33	31	0	4	4	1	0	0	20	21
M_4	12	17	9	1	0	4	19	18	92	86	67	6	0	38	21	19	70	70	39	3	0	28	28	24
M_5	0	0	0	0	0	18	0	0	0	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0
M_6	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0

- lorsqu'il n'y a aucune connaissance sur la distribution des données et le modèle, le **critère MDL favorise un modèle simple**, particulièrement pour vc élevé

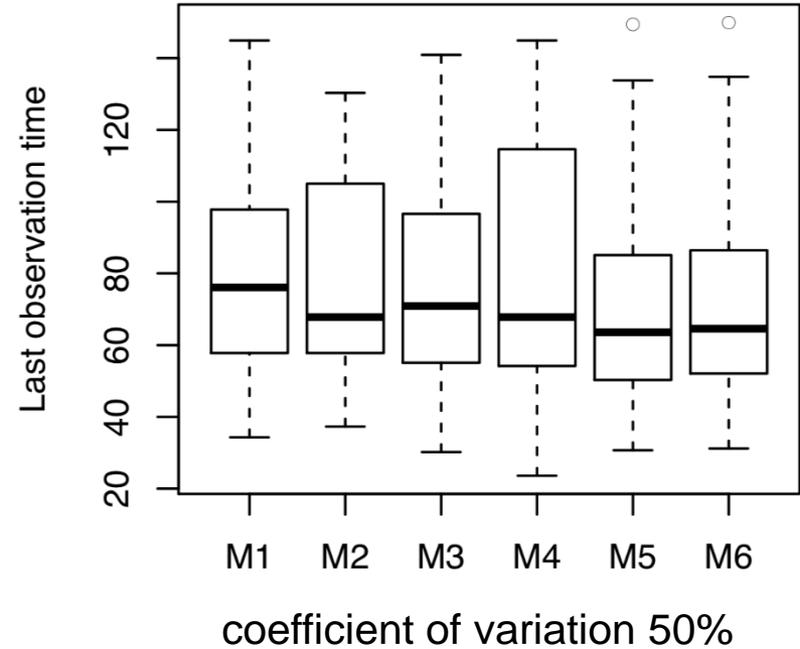
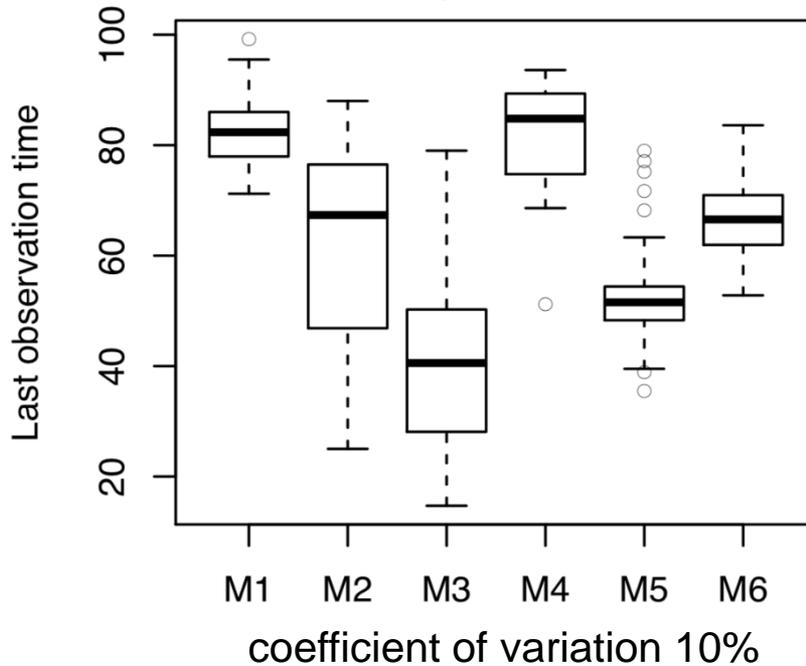


Figure 1: Box plot of the last observation time for every model with data generated with M3

- **PHC : difficile d'identifier le modèle** à partir des données observées en se **basent sur le critère PHC**, en particulier dans le cas de **coefficients de variation élevés**,

Table 4: Model selection for periodic observation data ($T = 0.2$) of a degradation process generated by a Brownian motion with time dependent drift and diffusion coefficient (M_3) with different coefficient of variation vc_t .

The numbers in the table represents the percentage that M_i is chosen according to every selection criterion

	vct = 10%								vct = 30%								vct = 50%							
	CV	EAL	AIC	BIC	MDL	PHC	PAC	HyC	CV	EAL	AIC	BIC	MDL	PHC	PAC	HyC	CV	EAL	AIC	BIC	MDL	PHC	PAC	HyC
M_1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	6	4	6	0	0	0	0	0	1	7	5
M_2	0	0	0	0	0	12	14	15	0	0	0	0	0	14	21	19	0	0	0	0	0	0	19	16
M_3	100	100	100	100	100	67	83	80	100	100	100	100	100	20	64	66	100	100	100	100	100	12	63	72
M_4	0	0	0	0	0	0	2	5	0	0	0	0	0	24	10	9	0	0	0	0	0	42	8	7
M_5	0	0	0	0	0	20	1	0	0	0	0	0	0	36	1	0	0	0	0	0	0	45	3	0
M_6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

- Comparé au PHC, le PAC donne de meilleurs résultats,
- Efficacité du critère hybride : HyC qui prend en compte la qualité d'ajustement des données d'observation. Il est le meilleur critère parmi les critères de pronostic.

Résumé

Discussion des critères de sélection pour les modèles de dégradation

- critères statistiques classiques basés sur l'écart entre les données de dégradation de l'observation et les valeurs attendues dans le modèle considéré,
- critères de pronostic basés sur la pertinence entre le temps de défaillance et sa distribution prévue obtenu par le modèle optimal choisi

Efficacité des critères classiques pour l'étalonnage des modèles : puissantes avec un grand nombre de données

Critères de pronostic : plus stricts et très sensibles au coefficient de variation des données et aux paramètres de décision.

plus recommandés pour prendre en compte les changements des conditions opérationnelles

Etudier l'impact de certaines caractéristiques de l'ensemble de données observées sur la sélection du modèle, notamment la quantité nécessaire de données, la fréquence des observations, observation périodique ou non périodique.

Problématique

Des données de surveillance continue ou des inspections fréquentes :

- Offre une grande quantité d'information
- Assurer la qualité de la modélisation de la détérioration et la précision du pronostic de défaillance
- Être très coûteux, et parfois impossible dans les applications pratiques

Nombre approprié de données de surveillance ?

Améliorer leur politique actuelle d'inspection / surveillance afin de **réduire les coûts d'inspection** mais aussi **d'assurer la qualité de l'information**.

Normalisation du critère pronostique

Comment évaluer la qualité d'information?

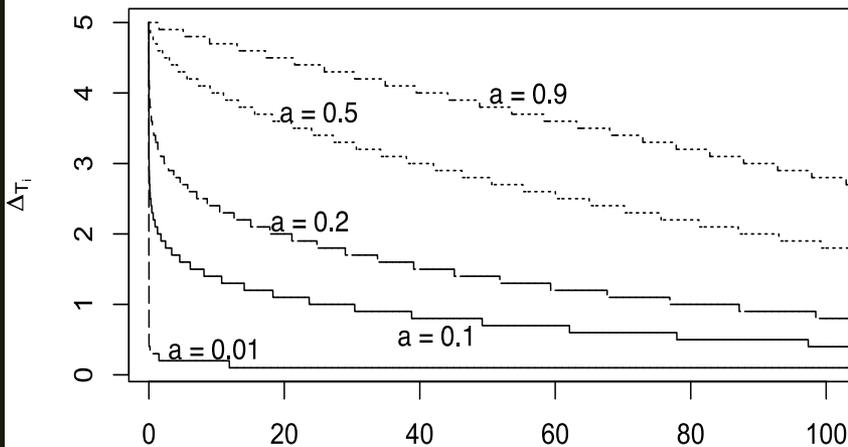
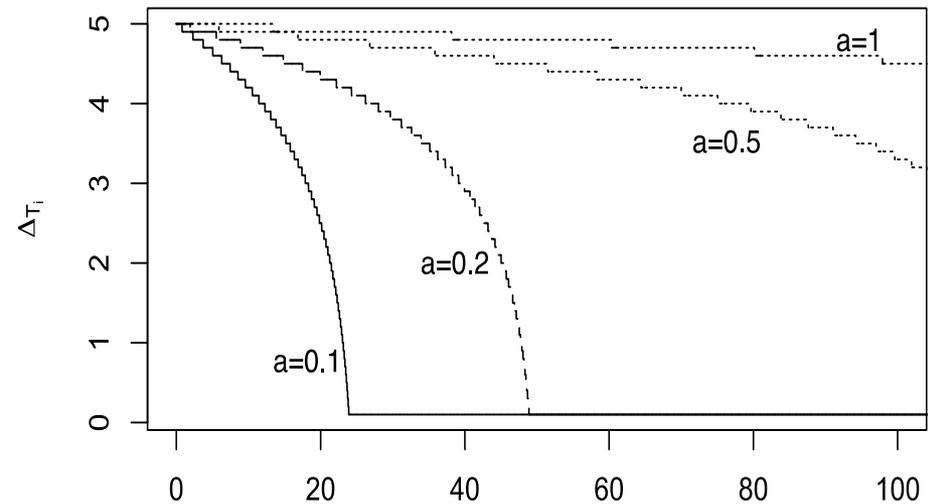
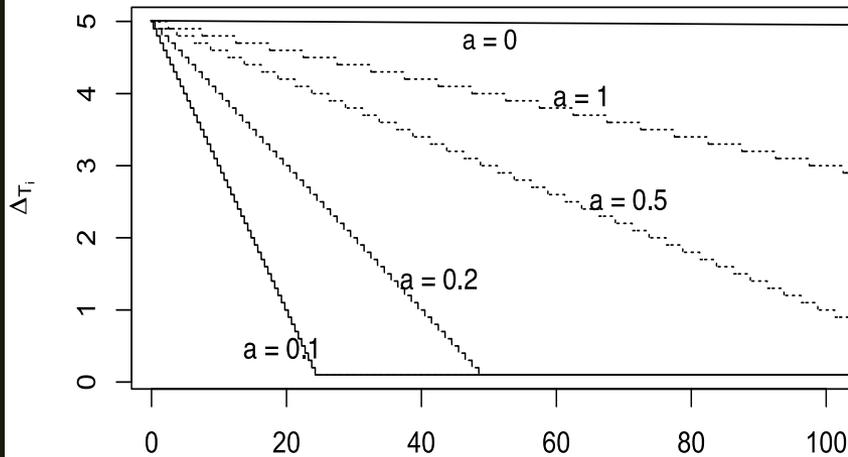
Un ensemble de données est considéré **de même qualité qu'un autre** si la sélection du modèle basés sur les 2 ensembles de données nous donne les mêmes résultats.

- Pour la sélection des modèles : s'intéresser **au classement des candidats** selon le critère de sélection **plus qu'aux valeurs obtenues**
- Afin de pouvoir **comparer la cohérence des résultats de classement** des **différents critères** de sélection : **normalisation de leur valeur.**

$$\overline{CR}_i \in [0, 1]; \quad \overline{CR}_i = 1, i \text{ est le meilleur modèle}$$

Choisir **le meilleur modèle** selon **chaque critère de sélection** : PAC, et HyC

Politiques d'inspection pour l'acquisition de l'information de dégradation



Critère d'optimisation des politiques d'inspection pour la sélection du modèle

Pour la sélection du modèle, **la politique d'inspection optimale** est celle qui :

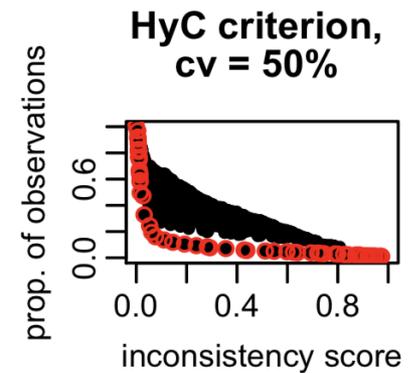
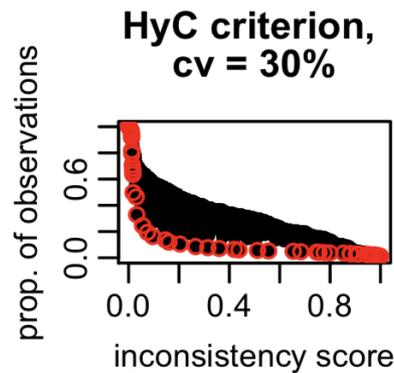
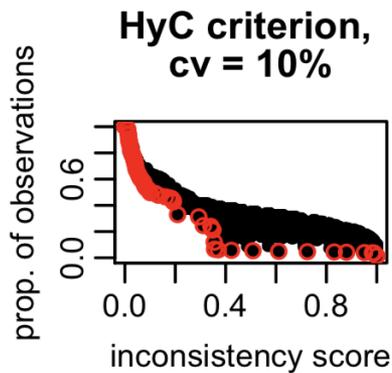
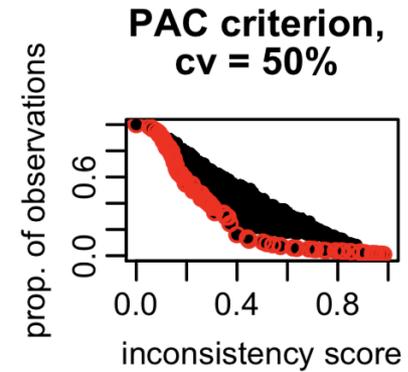
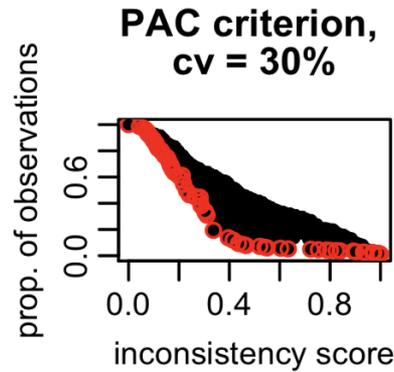
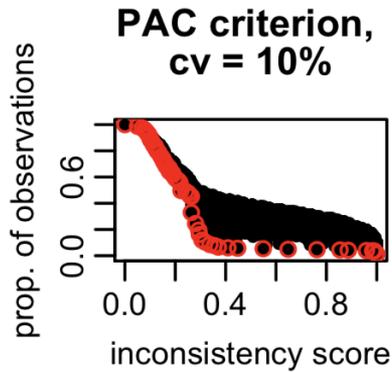
- présente un petit nombre d'observations
- offre néanmoins **suffisamment d'informations** pour la procédure de sélection du modèle

Performance d'une politique d'inspection est évaluée par une comparaison avec la politique Benchmark

Considérant la politique Benchmark (surveillance parfaite continue qui nous offre la quantité maximale d'information), la *politique d'inspection optimale* devrait satisfaire les critères suivant :

- Rapport minimal entre les nombres d'inspection de la politique considérée et la politique Benchmark.
- Score d'incohérence minimale de son résultat de sélection de modèle lors de la comparaison avec le résultat Benchmark

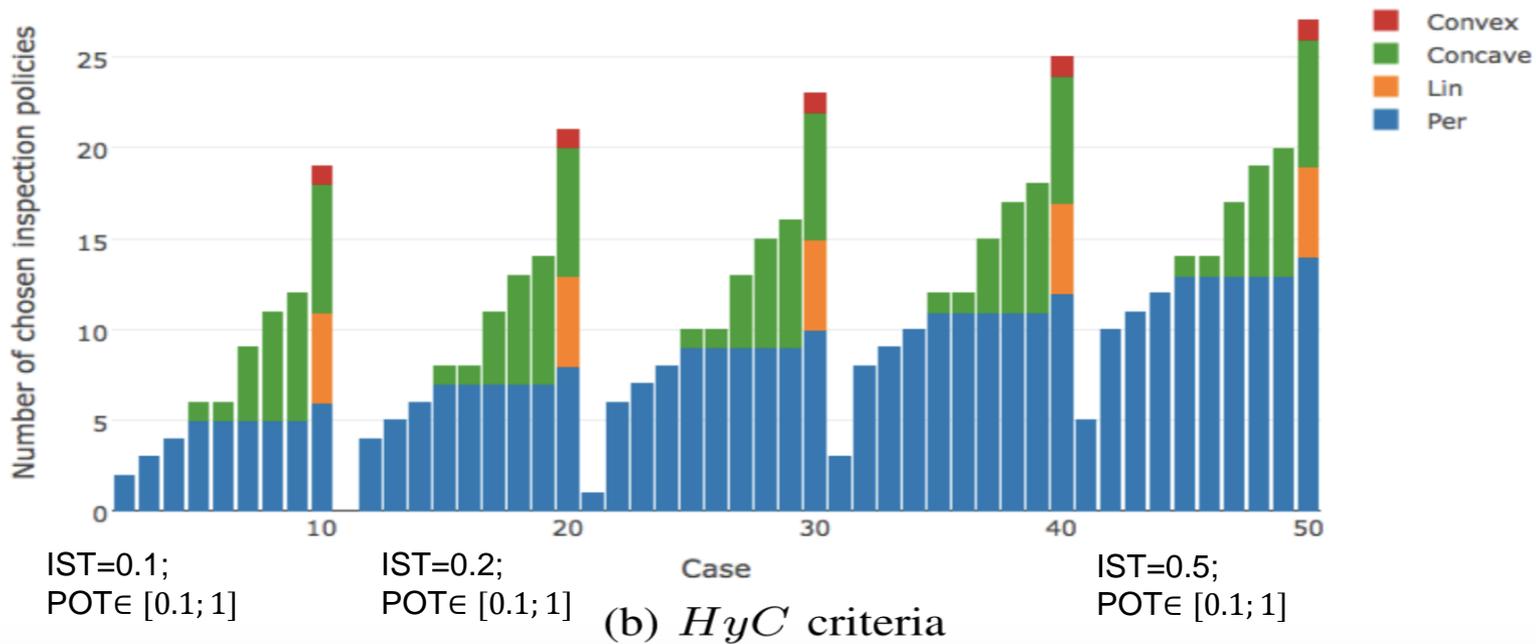
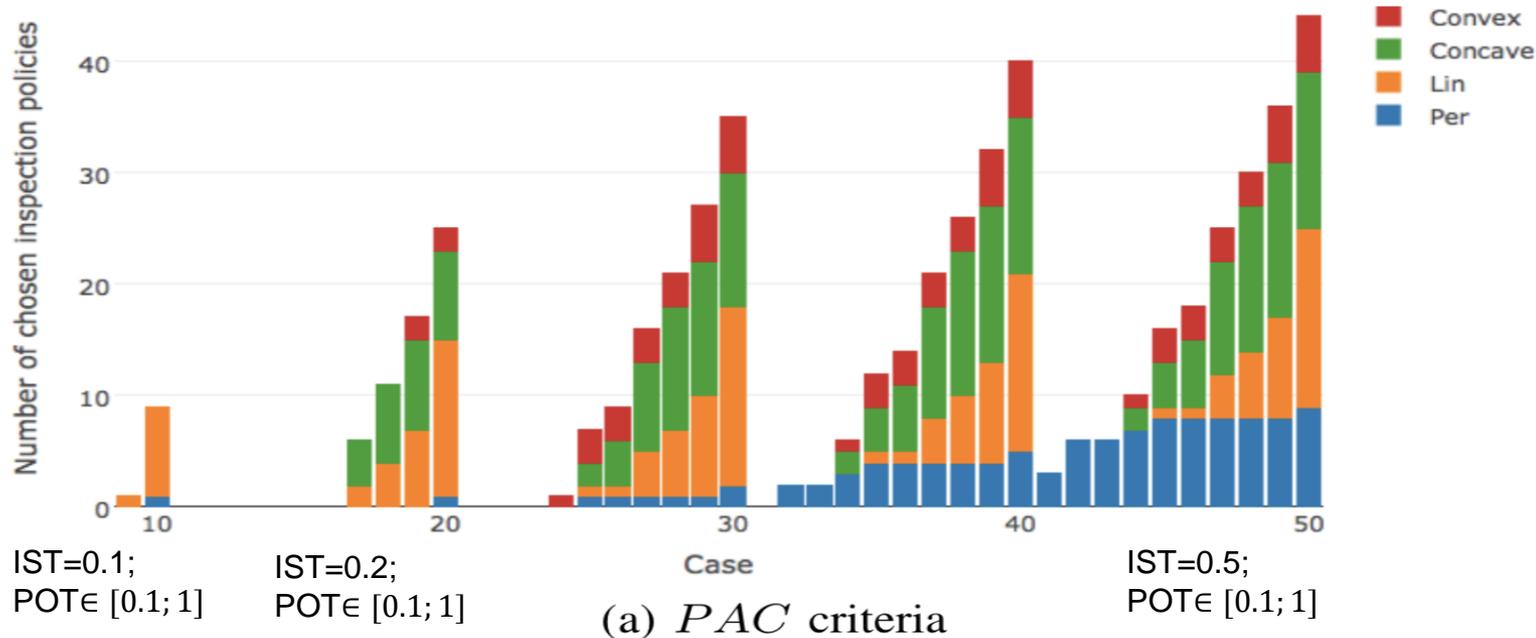
Front de Pareto de l'optimisation des politiques d'inspection



Front de Pareto de l'optimisation des politiques d'inspection basé sur l'état de dégradation (pour les données générées par M_1)

Discussion des politiques d'inspection optimales

- Considérer, selon **chaque critère de sélection**, **quelles politiques** d'inspection seront **préférables**.
- Définir **50 couples** de seuil de score d'incohérence (IST) et de seuil de proportion des points d'observation (POT),
IST $\in \{0.1, 0.2, \dots, 0.5\}$ et POT $\in \{0.1, 0.2, \dots, 1\}$.
- Obtenir respectivement **50 ensembles de politiques d'inspection** : chaque politique de ces ensembles **garantit le score d'incohérence et la proportion de points d'observation** (inférieurs au seuil de couplage d'IST et de POT.)



Résumé

- Fournir **des instructions pour améliorer les politiques d'inspection** appropriées selon les critères de sélection.
- En cas **d'absence totale d'information préalable sur la famille de processus** de dégradation (Wiener ou Gamma par exemple) : les **inspections périodiques** sont encouragées à acquérir des données.

Perspectives

- Appliquer les résultats de recherche en pratique (banc d'essai pour acquérir les données réelles)
- Etudier les caractéristiques physiques : proposer les bons candidats pour la sélection du meilleur modèle
- Pronostic de défaillance de systèmes complexes

Merci de votre attention.

