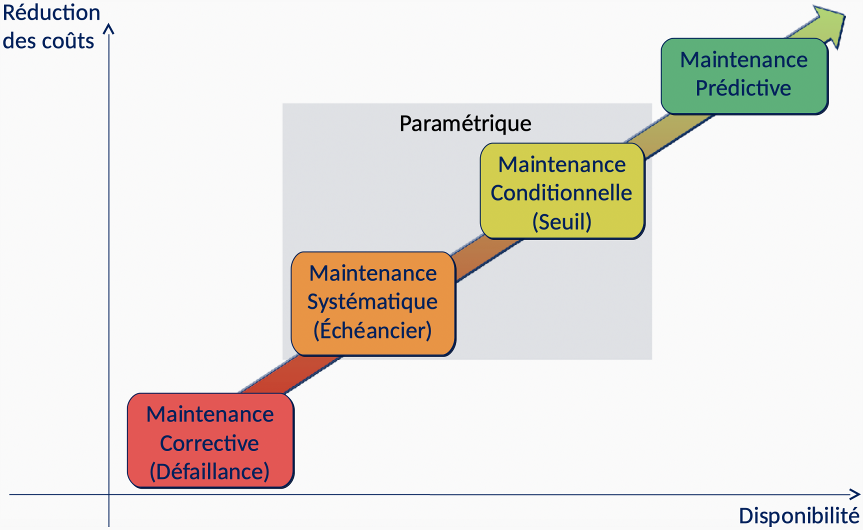
Politique de maintenance prédictive optimale pour les systèmes multi-composants

Tiffany Cherchi
Camille Baysse, Benoîte de Saporta, François Dufour

Rencontres Sherbrooke-Montpellier 2019

Table of Contents

Évolution de la Maintenance



Problème d'optimisation de maintenances

Modéliser la dynamique d'équipements

- plusieurs composants, plusieurs états (stable, dégradé , panne)
- requis pour des missions,
- sujets à des pannes aléatoires.

Trouver une politique de maintenances ..

- quelle action : mission / atelier (entretenir ou remplacer) ?
- quand ?

.. qui optimise un certain critère

- **minimiser** les coûts de maintenance
- **maximiser** la disponibilité

Compromis non trivial

Notre démarche

1. Poser une version *simplifiée* de la problématique industrielle.
2. Proposer un *modèle mathématique* pour l'évolution du système en utilisant le formalisme d'un MDP :
   - Modéliser la dynamique du système,
   - Expliciter les fonctions de coûts.
3. Implémenter un *simulateur* exact, le valider numériquement et comparer les **coûts** de politiques de références.
4. Calculer une approximation du *coût optimal* de maintenance et une *politique* associée, sur l'ensemble des politiques admissibles :
   - Discrétiser l'espace des états,
   - Mettre en oeuvre des méthodes numériques d'optimisation.

Table of Contents

Contexte industriel

Missions

- Système requis pour missions de fréquences et durées fixées,
- Sur un horizon de temps fini,
- Quand le système n'est pas en mission, il ne se dégrade pas.

Équipement à plusieurs composants

- Composant i : stable $\xrightarrow{\text{Weib}(\alpha_i, \beta_i)}$ dégradé $\xrightarrow{\text{Exp}(\lambda_i)}$ panne.

État global de l'équipement

- stable si tous ses composants sont dans l'état stable,
- en panne si au moins un de ses composants est en panne,
- et dégradé sinon.

Actions possibles : rien / entretenir / remplacer

- Ne rien faire : dans les états stable, dégradé et panne,
- entretenir : dans les états stable et dégradé
- remplacer : dans les états stable, dégradé et panne.

Maintenances

- Immobilisent tout le système,
- Remettent les composants à neuf (état stable, temps à 0).

Coûts

- Maintenances : entretenir , remplacer ,
- Pénalités en état de panne : échec mission, indisponibilité.

- Entretenir $<$ Remplacer $<$ Indisponibilité $<$ **Échec**

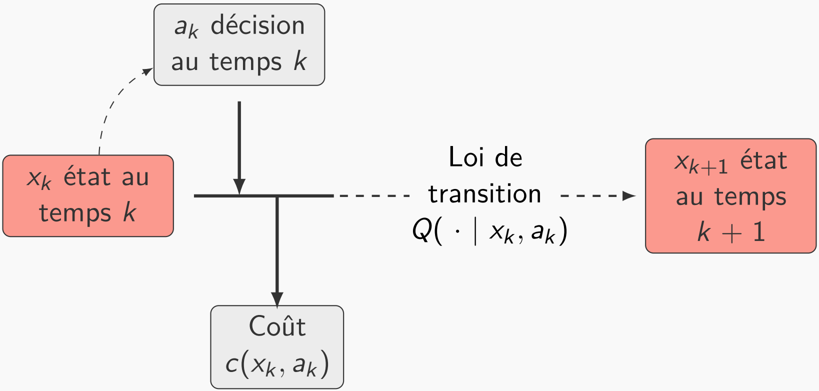
Définition d'un MDP

Un processus décisionnel markovien est la donnée de :

$$(\mathbb{X};\ \mathbb{A};\ \{\mathbb{A}(x) \mid x \in \mathbb{X}\};\ Q;\ c) \text{ où :}$$

- $\mathbb{X}$ est l'espace des états,
  $\mathbb{X} = \{(e_i, r_i); e_i \in \{\text{stable}, \text{dégradé}, \text{panne}\}, r_i \in \mathbb{R}^+\}$.
- $\mathbb{A}$ est l'espace des actions,
  $\mathbb{A} = \{a = (a_1, a_2, a_3),\ a_i \in \{\text{rien},\ \text{entretenir},\ \text{remplacer}\}\}$.
- $\mathbb{K} = \{(x; a) \mid x \in \mathbb{X}; a \in \mathbb{A}(x)\} \neq \emptyset$, où $\mathbb{A}(x)$ est l'ensemble des actions réalisables dans l'état x,
- Un noyau stochastique Q sur $\mathbb{X}$ sachant $\mathbb{K}$ appelé loi de transition,
- $c : \mathbb{K} \to \mathbb{R}$ mesurable appelée fonction de coût par transition,

Dynamique d'un MDP



Formulation du problème d'optimisation

Le **coût** total partant de l'état x et suivant la *politique* π jusqu'à l'horizon N est appelé *critère à horizon fini* :

$$V_N(\pi, x) = \mathbb{E}_x^{\pi}\Big[\sum_{n=0}^{N} c(x_n, a_n)\Big].$$

Le problème de contrôle optimal est de *minimiser*, sur l'ensemble des *politiques admissibles* Π, la fonction $\pi \to V_N(\pi, x)$.

L'optimum est appelé *fonction valeur* et est donné par

$$V(x) = \inf_{\pi \in \Pi} V_N(\pi; x).$$

Une politique $\pi^* \in \Pi$ est dite *optimale* si elle vérifie

$$V_N(\pi^*, x) = V(x).$$

Programmation dynamique

Algorithme 1 : Programmation dynamique

Entrées : $\mathbb{X}, \mathbb{A}, Q, couts$

Sorties : v^*, π^*

début

  pour *tout* $x \in \mathbb{X}$ **faire**

    $v_N(x) = C_N(x)$

  pour k *de* $N-1$ ***à*** 0 **faire**

    pour *tout* $x \in \mathbb{X}$ **faire**

$$v_k(x) = \min_{a \in \mathbb{A}(x)} \left[c(x,a) + \int_{\mathbb{X}} v_{k+1}(y) Q(dy \mid x, a) \right]$$

$$\pi_k^*(x) = \operatorname*{argmin}_{a \in \mathbb{A}(x)} \left[c(x,a) + \int_{\mathbb{X}} v_{k+1}(y) Q(dy \mid x, a) \right]$$

  retourner v_0, π^*

Problème d'optimisation non standard

Espace des états

- Variables discrètes et *variables continues* (temps de fonctionnement des composants) : espace d'états *non fini*.

Noyau stochastique $Q(dy|x, a)$

- Accessible par simulations mais *non explicite* analytiquement.

Différentes échelles de temps

- Dynamique physique en *temps continu* ,
- Décisions en *temps discret* : la fréquence des missions fixe le temps des décisions,
- Les délais et durées d'atelier sont également en temps discret.

Table of Contents

Politiques de références

Politique sans maintenance : π_1

On ne fait **aucune intervention** (ni entretenir, ni remplacer) sur toute la période étudiée.

Politique de maintenances correctives : π_2

Après 1 jour passé dans l'état de panne,

- remplacer l'équipement en état de panne,
- entretenir chaque équipement en état dégradé.

Politique de maintenances préventives : π_3

Après 1 jour passé dans l'état dégradé ou de panne,

- remplacer chaque équipement en état de panne,
- entretenir chaque équipement en état dégradé.

Comparaisons de politiques

Nous comparons les performances de ces politiques de référence. Le *coût* a été évalué au moyen de 10^5 simulations Monte Carlo.

Politique	coût	95% IC
π_1	22892	$[22884, 22900]$
π_2	18134	$[18121, 18147]$
π_3	15435	$[15423, 15447]$

Table – *Coûts des politiques de référence*

Une politique de maintenance préventive π_3 *réduit les coûts* de maintenance en intervenant sur le système avant la défaillance.

Cela génère un *gain relatif* de 33 % par rapport à la politique non contrôlée π_1 et de ***15 %*** par rapport à la politique corrective π_2.

Table of Contents

Conclusions et perspectives

Conclusions

1. Poser une version *simplifiée* de la problématique industrielle.
2. Proposer un *modèle* mathématique pour l'évolution du système en utilisant le formalisme d'un MDP :
   - Modéliser la dynamique du système,
   - Expliciter les fonctions de coûts.
3. Implémenter un *simulateur* exact, le valider numériquement et comparer les **coûts** de politiques de références.

Perspectives

Calculer une approximation du *coût optimal* de maintenance et une *politique* associée, sur l'ensemble des politiques admissibles :

- Discrétiser l'espace des états,
- Mettre en oeuvre des méthodes numériques d'optimisation.

Références

Nicole Bauerle and Ulrich Rieder.
Markov Decision Processes with Applications to Finance.
Universitext. Springer, Heidelberg., 01 2011.

Hyeong Soo Chang, Jiaqiao Hu, Michael C. Fu, and Steven I. Marcus.
Simulation-Based Algorithms for Markov Decision Processes.
Communications and Control Engineering. Springer-Verlag London, 2013.

Onésimo Hernández-Lerma and Jean Bernard Lasserre.
Discrete-Time Markov Control Processes : Basic Optimality Criteria.
volume 30 de Applications of Mathematics. New-York : Springer-Verlaga, 1996.

Martin L. Puterman.
Markov Decision Processes : Discrete Stochastic Dynamic Programming.
John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, USA, 1st edition, 1994.