

Planification dynamique d'opérations de maintenance tenant compte de la dégradation des composants d'un véhicule industriel

Keomany BOUVARD^{1/3}, Samuel ARTUS¹, Christophe BÉRENGUER², Vincent COCQUEMPOT³

¹ Volvo Technology France
99, route de Lyon. 69802 Saint-Priest. France.
keomany.bouvard@volvo.com, samuel.artus@volvo.com

²ICD/Laboratoire de Modélisation et Sécurité des Systèmes
Université de Technologie de Troyes
12, rue Marie Curie. 10010 Troyes, France
christophe.berenguer@utt.fr

³Laboratoire d'Automatique de Génie Informatique et Signal,
FRE 3303 - Université Lille 1
Polytech'Lille. 59655 Villeneuve d'Ascq, France.
vincent.cocquempot@univ-lille1.fr

Résumé— Cet article présente une méthode de planification dynamique d'opérations de maintenance. Cette planification est adaptée aux conditions d'utilisation d'un véhicule industriel afin de garantir un coût de maintenance minimal. Un tel véhicule peut être considéré comme un système multi-composant. Regrouper des opérations de maintenance réduit le coût global de maintenance du système. Ce problème d'optimisation est généralement résolu en utilisant les caractéristiques a priori de fiabilité des composants. Pour les systèmes à détérioration graduelle, les caractéristiques de fiabilité des composants peuvent être estimées grâce à des modèles de dégradation et peuvent être remises à jour dès qu'une mesure de dégradation est disponible. Ces informations additionnelles sur la condition des composants permettent de construire des plannings de maintenance adaptés à l'utilisation réelle du système.

Mots-clés— Fiabilité, Dégradation, Maintenance, Optimisation, Multi-composant

I. INTRODUCTION

Actuellement, la maintenance des véhicules industriels est effectuée en suivant des plannings de maintenance statiques. Ces plannings sont construits à partir d'études de survie réalisées sur une flotte de véhicules avec des conditions d'utilisation a priori connues et stables dans le temps. L'objectif de l'étude est de réduire le coût total de maintenance des véhicules industriels. L'idée est de développer une méthode dynamique de planification qui tiendrait compte des conditions opérationnelles réelles du véhicule et non plus fixées a priori.

Dans la littérature, on trouve en premier lieu des modèles de maintenance développés pour des systèmes unitaires. Avec la multiplication de systèmes complexes, les recherches se sont ensuite dirigées vers la modélisation de politiques de maintenance pour des systèmes multi-composant [4]. Nicolai [6] distingue trois types de stratégie de maintenance, celles-ci dépendent des relations qui existent entre les composants du système. Ces relations peuvent se caractériser par [9] :

- une dépendance économique : regrouper N opérations de maintenance permet de réduire le coût total de maintenance par rapport à N opérations de maintenance effectuées à des dates distinctes,
- une dépendance en termes de fiabilité : la panne d'un composant peut engendrer la panne d'un autre composant,
- une dépendance structurelle : dans le cas où des composants sont liés physiquement, si un des composants tombe en panne, les autres sont maintenus au même moment.

Dans cet article, nous ne considérons que la dépendance économique. Pour diminuer le coût de maintenance d'un système multi-composant, on peut regrouper les opérations de maintenance de manière :

- statique : Les méthodes statiques supposent que le système évolue dans un environnement opérationnel stable. Les dates de maintenance sont alors fixées avec des intervalles de temps réguliers en suivant des règles de décisions statiques ;
- dynamique : Les méthodes dynamiques intègrent des informations court terme telles que l'âge des composants, la variation de l'utilisation des composants ou l'apparition de panne. Elles délivrent ainsi des dates de maintenance qui varient au cours de l'utilisation du système.

Puisque les conditions opérationnelles des véhicules industriels sont très variables, nous nous sommes intéressés aux méthodes de regroupement dynamiques. Parmi ces méthodes, deux types de planification existent [12] :

- les méthodes avec horizon fini : Cela sous-entend que le système n'est utilisé que sur cet horizon fini, l'optimisation du coût de maintenance est réalisée sur cet horizon fini ;
- les méthodes avec horizon roulant : Les décisions de maintenance sont basées sur des règles à long terme qui

s'adaptent dès que des informations court terme sont disponibles. Elles optimisent le coût de maintenance sur un horizon fini et répètent le processus à chaque instant de décision de façon à obtenir un planning sur le long terme.

Généralement, un véhicule industriel est utilisé pendant de nombreuses années. Il est donc cohérent de choisir une méthode de planification dynamique avec horizon roulant pour un tel système.

Dans cet article, nous présentons une méthode de planification dynamique des opérations de maintenance pour un système constitué de composants à détérioration graduelle. Cette planification tient compte de l'utilisation réelle du système. Cette méthode utilise un horizon de planification roulant. Les propriétés de fiabilité des composants sont calculées et remises à jour à partir de conditions réelles. Ces informations permettent d'adapter la planification des opérations de maintenance à la réelle utilisation du système et de réduire le coût de maintenance du système.

La section 2 décrit une méthode dynamique de planification avec coût de maintenance optimisé. La section 3 traite des modèles de dégradation. Cet outil de modélisation permet d'estimer les lois de probabilité de panne des composants à partir des détériorations réelles. La section 4 décrit la méthode de planification adaptative proposée pour un système multi-composant à détérioration graduelle. La section 5 illustre les gains obtenus avec la connaissance des conditions réelles du système.

II. MÉTHODE DYNAMIQUE DE PLANIFICATION AVEC CÔÛT DE MAINTENANCE OPTIMISÉ

L'objectif est de réduire le coût global de maintenance d'un système sur un horizon de temps roulant en regroupant les opérations. L'utilisation d'un horizon roulant permet de construire des décisions de maintenance basées sur du long terme et adaptées avec des informations court terme.

A. Hypothèses et notations

On considère un système de n composants sur un horizon de temps discrétisé avec une période d'échantillonnage constante, noté τ . A chaque date de décision $T_{d_k} = k\tau$, le planning de maintenance du système est remis à jour.

Pour exprimer la dépendance économique du système, nous posons une hypothèse majeure sur le coût d'un arrêt de maintenance [2], [3], [5], [10]. Ce coût est considéré comme une combinaison de coût fixe de logistique S et d'un coût de maintenance spécifique σ_i . Le coût fixe S représente le coût d'immobilisation du système lors de la maintenance et inclut la perte de production durant l'opération de maintenance. Le coût S est indépendant des composants maintenus tandis que le coût spécifique σ_i du composant i dépend du temps de panne $T_{i, \text{failure}}$ et s'exprime tel que :

$$- \sigma_i(t) = s_i, \forall t < T_{i, \text{failure}}$$

le composant i est remplacé préventivement à t avant l'apparition de la panne avec un coût préventif s_i ;

$$- \sigma_i(t) = s_i + b_i, \forall t \geq T_{i, \text{failure}}$$

lorsque le composant i tombe en panne, il est immédiatement remplacé avec un coût correctif $s_i + b_i$ avec b_i , le coût additionnel correctif.

Nous supposons que chaque composant du système suit une politique basée sur l'âge et que le temps de remplacement est négligeable. De plus, chaque composant a un seul mode de défaillance et une opération de maintenance planifiée sur l'horizon de planification construit dans la suite. On définit les notations suivantes :

- G_j un groupe d'opérations de maintenance qui un sous-ensemble non vide de $\{1, \dots, n\}$. Les opérations du groupe G_j sont programmées à la date $t_{G_j}^*$.
- P_k une structure groupante qui est une collection de groupes mutuellement exclusifs $\{G_1, \dots, G_m\}$ qui couvre les n opérations de maintenance tels que :
 - $G_j \cap G_l = \emptyset, \forall j \neq l$ et $(j, l) \in \{1, \dots, m\}^2$
 - $\cup_{j \in \{1, \dots, m\}} G_j = \{1, \dots, n\}$
avec m le nombre de groupes d'opérations de maintenance sur l'horizon de planification.

Par exemple, une structure groupante d'un système de 3 composants à la date T_{d_1} peut être définie par $P_1 = \{G_1, G_2\}$ avec G_1 qui regroupe les opérations 1 et 2 à la date $t_{G_1}^* = 20$ et G_2 qui est composé de l'opération 3 à la date $t_{G_2}^* = 30$.

B. Formulation du problème d'optimisation

Notre but est de regrouper plusieurs opérations de maintenance à une même date pour réduire le coût de maintenance. Si tous les composants i du système sont maintenus à des dates différentes t_i^* sur un intervalle de temps fini $[T_{d_k}, \max_i t_i^*]$, le coût de maintenance J_1 sera la somme des n coûts fixes de logistiques et des coûts spécifiques $\sigma_i(t_i^*)$.

$$J_1 = \sum_{i=1}^n \sigma_i(t_i^*) + n.S \quad (1)$$

Dans ce cas, pour l'exemple précédent, le coût J_1 est égal à 3 coûts fixes de logistiques auquel on ajoute les coûts spécifiques liées à la maintenance des 3 composants effectuées aux dates (respectives) optimales de maintenance.

Si on suppose qu'il existe une structure groupante P_k avec m groupes G_j d'opérations de maintenance sur l'horizon $[T_{d_k}, \max_i t_i^*]$, le coût de maintenance J_2 sur $[T_{d_k}, \max_i t_i^*]$ peut être décomposé en m coûts fixes et des coût spécifiques σ_i :

$$J_2 = \sum_{j=1}^m \sum_{i \in G_j} \sigma_i(t_{G_j}^*) + m.S \quad (2)$$

avec $t_{G_j}^*$ la date optimale de maintenance du groupe G_j . Pour l'exemple précédent, le coût J_2 est égal à 2 coûts fixes de logistiques auquel on ajoute le coût spécifique des composants 1 et 2 à la date $t_{G_1}^* = 20$ et le coût spécifique du composant 3 à la date $t_{G_2}^* = 30$. Pour chaque groupe G_j de k composants, nous économiserons C_{G_j} tel que :

$$C_{G_j} = (k-1).S - \sum_{i \in G_j} \left(\sigma_i(t_{G_j}^*) - \sigma_i(t_i^*) \right) \quad (3)$$

$\sigma_i(t_{G_j}^*) - \sigma_i(t_i^*)$ est le coût additionnel lorsque la maintenance du composant i est exécutée à la date $t_{G_j}^*$ à la place de la date t_i^* .

L'optimisation de maintenance a pour but de trouver la structure groupante P_k avec un coût de maintenance minimal J_2 sur un horizon fini $[T_{d_k}, \max_i t_i^*]$. Cela signifie qu'il

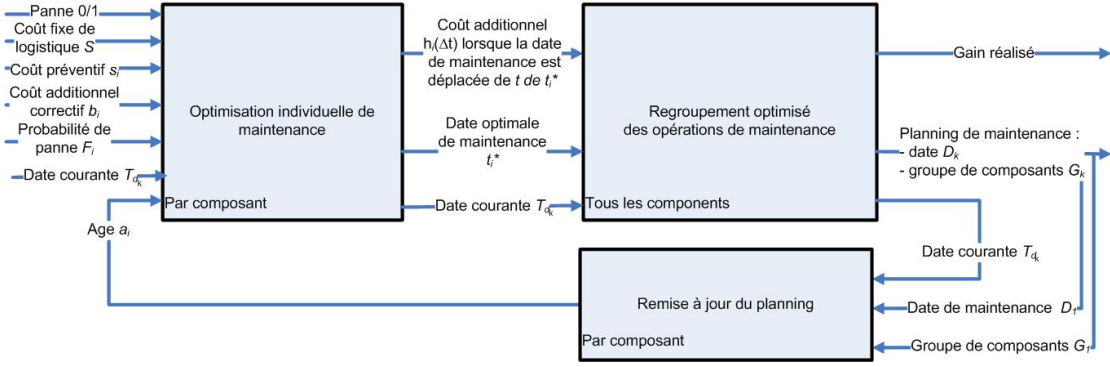


Fig. 1. Méthode dynamique de planification avec coût de maintenance optimisé

faut trouver tous les groupes d'opérations de maintenance et les dates de maintenance associées qui apportent le gain maximal sur l'horizon de planification défini.

C. Méthode classique de planification dynamique avec horizon roulant

A chaque date de décision T_{d_k} , la méthode est décomposée en trois étapes (cf. Figure 1) :

- optimisation individuelle de maintenance,
- regroupement optimisé des opérations de maintenance,
- phase de remise à jour.

C.1 Optimisation individuelle de maintenance

Dans cette étape, on considère individuellement les composants du système. Le but est de trouver la date individuelle optimale de maintenance t_i^* et d'évaluer le coût additionnel du retard ou de l'avancement de l'exécution de l'opération de maintenance par rapport à la date optimale t_i^* pour chaque composant i . On note Δt l'intervalle de temps entre la date t et la date t_i^* . On suppose que les lois de probabilité de panne des composants du systèmes sont connues a priori.

Pour trouver la date individuelle optimale de maintenance t_i^* , on calcule l'espérance du coût de maintenance par unité de temps $\phi_i(t)$ du composant i . Ce coût $\phi_i(t)$ dépend de la politique de maintenance appliquée au composant i , ici une politique basée sur l'âge. Dans ce cas, le coût $\phi_i(t)$ s'exprime par [8] :

$$\phi_i(T_{0_i}) = \frac{S + s_i + b_i(F_i(T_{0_i}))}{\int_0^{T_{0_i}} (1 - F_i(t)) dt} \quad (4)$$

avec T_{0_i} la période de remplacement et $F_i(t)$ la loi de probabilité de panne du composant i . En minimisant cette espérance de coût, on obtient T_{0_i} la période optimale de remplacement pour le composant étudié. La date individuelle optimale de maintenance t_i^* vérifie alors :

$$t_i^* = T_{d_k} + T_{0_i} - a_i \quad (5)$$

avec a_i l'âge du composant i à la date T_{d_k} .

La figure 2 montre la fonction du coût moyen par unité de temps pour une maintenance basée sur l'âge. Cette étape est réalisée pour chaque composant du système. Il y a donc n dates optimales de remplacement mais cela reviendrait très coûteux de maintenir à chaque date t_i^* .

Dekker et al. [5] ont introduit les fonctions de pénalité

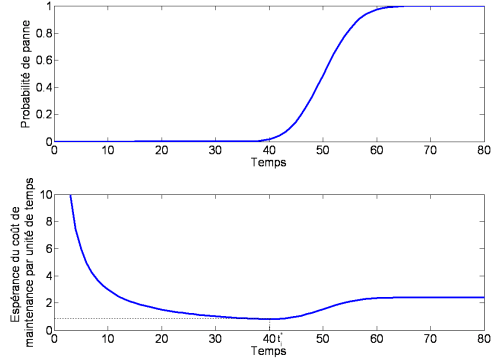


Fig. 2. Loi de probabilité de panne $F_i(t)$ et fonction de coût par unité de temps $\phi_i(t)$ pour le composant 1 défini dans la table I

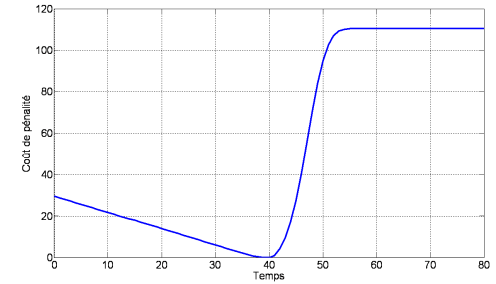


Fig. 3. Fonction de pénalité pour le composant 1 défini dans la table I

$h_i(\Delta t)$ afin d'évaluer le coût prévisionnel lorsque la date de maintenance du composant i est déplacée de t de la date optimale individuelle t_i^* . Cette fonction (cf. Figure 3) dépend de la loi de probabilité de panne $F_i(t)$ du composant i et du coût additionnel supplémentaire b_i .

C.2 Regroupement optimisé des opérations de maintenance

Cette étape délivre le planning de maintenance du système multi-composant avec un coût optimisé sur un horizon roulant.

A chaque date de décision T_{d_k} , un horizon de planification est défini à partir des informations de l'étape précédente. On suppose que toutes les dates optimales de remplacement t_i^* sont classées dans l'ordre croissant. Pour considérer tous les composants du système, l'horizon de planification est défini par $[T_{d_k}, \max_i t_i^*]$ (cf. Figure

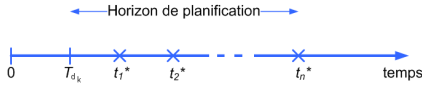


Fig. 4. Définition de l'horizon de planification $[T_{d_k}, \max_i t_i^*]$

4). Dekker et al. [5] ont développé un algorithme dynamique capable de déterminer la structure groupante P_k d'opérations consécutives qui maximise le gain total sur l'horizon $[T_{d_k}, \max_i t_i^*]$. Wildeman et al. [12] ont réduit le temps de calcul en utilisant des théorèmes de réduction. Ces algorithmes sont basés sur les fonctions de pénalité $h_i(\Delta t)$ et les dates individuelles optimales de remplacement t_i^* . Ils construisent le planning de maintenance avec les dates de maintenance $t_{G_k}^*$ et les groupes G_k de composants associés.

C.3 Phase de remise à jour

Le planning de maintenance est remis à jour à chaque fois qu'un groupe d'opérations de maintenance est effectué. Les composants maintenus sont remis à neuf. Cette étape permet de prendre en compte les nouvelles occurrences des opérations de maintenance des composants neufs.

D. Limite de la méthode classique

Dans cette méthode, la date individuelle optimale de remplacement t_i^* et la fonction de pénalité $h_i(\Delta t)$ sont calculées en fonction d'une loi de probabilité de panne $F_i(t)$ connue. Cette loi provient souvent d'études de survie. Bien que cette méthode délivre un planning de maintenance dynamique pour le système, l'optimisation du coût de maintenance est basée sur des données a priori des composants. Aucun suivi de la détérioration réelle du composant n'est pris en compte dans cette méthode.

Pour obtenir une planification adaptée aux conditions d'utilisation réelles des composants, on s'intéresse à la détérioration courante des composants à chaque date de décision T_{d_k} . Ainsi, la loi de probabilité de panne $F_i(t)$ pourra être calculée à partir de données réelles et d'un modèle de dégradation connu. La date optimale de remplacement t_i^* et la fonction de pénalité $h_i(\Delta t)$ seront remises à jour en tenant compte de la détérioration réelle du composant i . Le planning de maintenance sera alors adapté aux conditions réelles du système.

III. LES MODÈLES DE DÉGRADATION

Pour chaque composant, nous supposons qu'il existe des variables qui peuvent quantifier le niveau de dégradation du composant. Nous supposons que cette détérioration peut être modélisée par une seule variable Z_i , mesurée à chaque date de décision.

Pour calculer la loi de probabilité de panne, nous avons besoin d'un outil de modélisation capable de prédire l'évolution de la dégradation du composant. Ce modèle stochastique de dégradation simule une évolution probable de la détérioration du composant i .

A. Objectif

A partir d'un niveau initial de détérioration $Z_i(T_{d_k})$, le modèle de dégradation peut estimer la détérioration future $Z_i(t)$ d'un composant dans un environnement dynamique [7]. Le modèle est basé sur un processus stochastique. Un

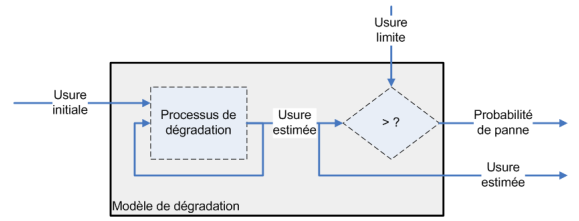


Fig. 5. Structure d'un modèle de dégradation

seuil limite de détérioration $Z_{i,failure}$ est défini par des spécifications techniques pour déterminer la panne du composant. Quand le niveau de détérioration Z_i atteint le seuil $Z_{i,failure}$, le composant i est considéré comme défaillant. Ce modèle peut ensuite calculer la loi de probabilité $F_i(t)$ par itération (cf. Figure 5).

B. Le processus Gamma

Considérons un composant soumis à une accumulation d'usure dans le temps qui est représentée par la variable de dégradation Z . La dégradation est supposée graduelle et monotone. Abdel-Hammed [1] propose d'utiliser le processus gamma pour modéliser des dégradations qui surviennent à des instants aléatoires. Cet outil possède des propriétés mathématiques qui facilitent les calculs. $Z(t), t > 0$ est un processus Gamma avec le paramètre de forme α et le paramètre d'échelle β si :

- $Z(0) = 0$,
- $Z(t)$ a des incréments indépendants,
- Pour $t > 0$ et $h > 0$, $Z(t+h) - Z(t)$ suit une distribution Gamma :

$$f(z) = \frac{\beta^{-\alpha h}}{\Gamma(\alpha h)} z^{\alpha h - 1} \exp\left(-\frac{z}{\beta}\right) \quad (6)$$

avec Γ la fonction Gamma

$$\Gamma(y) = \int_0^{+\infty} u^{y-1} \exp(-u) du \quad (7)$$

La loi de probabilité de panne pour $t \geq T_{d_k}$ est définie par [11] :

$$F_i(t) = P(Z_i(t) \geq Z_{i,failure}) \quad (8)$$

$$F_i(t) = \frac{\Gamma(\alpha t, \beta(Z_{i,failure} - Z_i(T_{d_k})))}{\Gamma(\alpha t)}$$

avec

$$\Gamma(u, v) = \int_v^{+\infty} x^{u-1} \exp(-x) dx \quad (9)$$

La figure 6 illustre 3 trajectoires de dégradation $Z_i(t)$ et la loi de probabilité de panne $F_i(t)$ du composant i .

Le processus Gamma est largement utilisé dans la littérature pour modéliser des phénomènes d'érosion, de corrosion [11].

IV. MÉTHODE DE PLANIFICATION ADAPTATIVE ET DYNAMIQUE

Dans cette section, nous proposons une méthode pour construire un planning de maintenance dynamique et adapté aux conditions d'utilisation pour un système multi-composant à détérioration graduelle. Un véhicule industriel

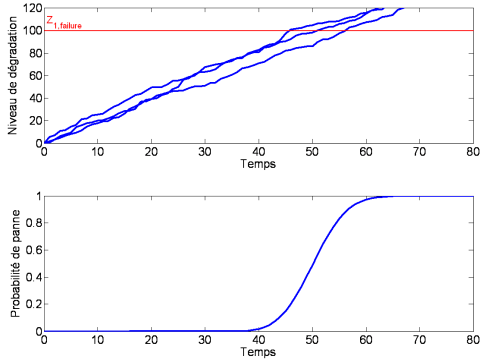


Fig. 6. Trajectoires de dégradation et loi de probabilité de panne associée du composant 1 défini dans la table I

peut se rapprocher d'un tel système. Cette méthode utilise des modèles de dégradation et une méthode dynamique de planification avec un coût de maintenance optimisé.

A. Hypothèses

On considère un système constitué de n composants à détérioration graduelle. On pose les mêmes hypothèses que celle de la section II-A. On suppose par ailleurs que la variable de dégradation Z_i de chaque composant i est mesurée à chaque date de décision T_{d_k} . Nous considérons que chaque dégradation de composant peut être modélisée en utilisant un processus Gamma. On introduit le temps δ_{min} qui permet d'organiser et de préparer la maintenance du système. Ce temps est supposé supérieur ou égal à la période de décision.

B. Description de la méthode

À chaque date de décision T_{d_k} , la méthode est décomposée en 4 étapes (cf. Figure 7) :

- Estimation de la loi de probabilité de panne à partir de la condition réelle du composant ;
- Optimisation individuelle de maintenance ;
- Regroupement optimisé d'opérations de maintenance ;
- Décision et remise à jour du planning de maintenance.

B.1 Estimation de la loi de probabilité de panne à partir des données de détérioration

La variable de dégradation Z_i de chaque composant i est mesurée à chaque date de décision T_{d_k} . Le modèle de dégradation permet d'estimer les niveaux futurs de dégradation et la loi de probabilité de panne du composant en fonction de la dégradation courante $Z_i(T_{d_k})$ du composant à partir de l'équation 8. Cette loi est alors adaptée aux conditions réelles et va permettre de décider des actions de maintenance.

B.2 Optimisation individuelle de maintenance

Comme décrit à la section II-C.1, pour chaque composant i , l'espérance du coût de maintenance par unité de temps $\phi_i(t)$ est calculée. On détermine ainsi la date optimale individuelle de maintenance t_i^* en fonction de la date courante de décision T_{d_k} et de la loi de probabilité de panne adaptée $F_i(t)$ en minimisant le coût $\phi_i(t)$. On construit de la même manière les fonctions de pénalité qui dépendent

de la date t_i^* et de la loi de probabilité de panne adaptée $F_i(t)$.

B.3 Regroupement optimal des opérations de maintenance

La même procédure présentée à la section II-C.2 est appliquée. L'algorithme dynamique fournit un planning de maintenance avec un coût optimisé sur l'horizon de planification $[T_{d_k}, \max_i t_i^*]$. De plus, le planning de maintenance est adapté aux conditions réelles du système grâce à l'intégration de la détérioration courante $Z_i(T_{d_k})$ des composants à chaque date de décision T_{d_k} .

B.4 Décision et remise à jour

Dans cette étape, on considère une contrainte additionnelle : le temps de préparation et d'organisation de la maintenance exige un temps minimal δ_{min} .

Si le temps entre la première date de maintenance $t_{G_1}^*$ proposée par l'algorithme et la date courante T_{d_k} est supérieur à δ_{min} alors la procédure est répétée depuis l'étape 1 à la prochaine date de décision $T_{d_{k+1}}$.

Sinon, la date de maintenance $t_{G_1}^*$ est programmée avec le groupe G_1 des opérations de maintenance associées. Cette date $t_{G_1}^*$ est alors notée D_1 . Le planning de maintenance est ensuite remis à jour à D_1 et aux prochaines dates de décision $T_{d_k} \geq D_1$ en tenant compte des composants maintenus afin de trouver les prochaines dates de maintenance D_p avec $p \geq 2$.

V. EXEMPLE NUMÉRIQUE

Cette partie évalue en simulation l'apport de l'utilisation de la loi de probabilité de panne construite à partir de la détérioration réelle du composant. En comparant l'espérance du coût de maintenance par unité de temps, nous pourrions chiffrer le gain réalisé avec différentes stratégies de planification disposant de cette information supplémentaire ou non.

Prenons un système constitué de 3 composants définis dans la table I. Chacun des composants est un composant à dégradation graduelle qui peut être modélisée par un processus gamma de paramètre de forme α_i et d'échelle β_i connus. Le composant i tombe en panne dès que son niveau de dégradation atteint l'usure limite, notée $Z_{i, failure}$. Le composant i est remplacé préventivement avec un coût s_i et correctivement avec un coût $s_i + b_i$. On fixe le coût de logistique S à 20. Le temps de préparation δ_{min} est fixé à 10.

Nous construisons alors le modèle de maintenance. En simulant l'évolution de la dégradation des composants du système à l'aide de modèle de dégradation, nous appliquons la méthode de planification avec différentes périodes de décision $k\tau$ fixées. Le coût moyen par unité de temps, noté Ψ , dépend des coûts de maintenance J_p à chaque arrêt de maintenance p et du temps du cycle total T_{cycle} tel que :

$$\Psi = \frac{M.S + \sum_{p=1}^M \sum_{i \in G_p} \sigma_i(D_p)}{T_{cycle}} \quad (10)$$

avec M le nombre d'arrêts sur T_{cycle} et G_p le groupe d'opérations de maintenance effectuées à la date D_p .

Tous nos calculs d'espérance du coût de maintenance par unité de temps s'effectueront en simulant l'évolution de 100

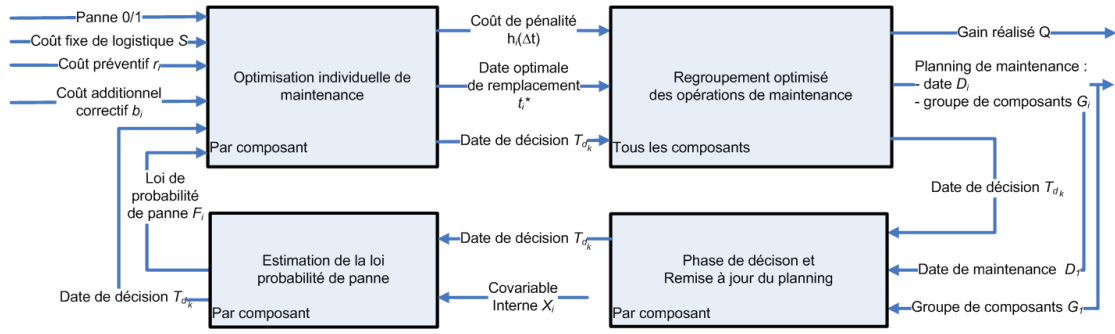


Fig. 7. Méthode de planification dynamique et adaptive avec coût de maintenance optimisé

TABLE I

RÉCAPITULATIF DES CARACTÉRISTIQUES DES COMPOSANTS DU SYSTÈME ÉTUDIÉ

Component i	1	2	3
α_i	2	2.5	3
β_i	1	1	1
$Z_{i, failure}$	100	100	100
s_i	10	10	10
$s_i + b_i$	100	100	100

systèmes identiques avec un nombre de remplacements limité à 100 par composant.

Nous calculons d'abord l'espérance du coût de maintenance par unité de temps dans le cas où les inspections des composants ne sont pas prises en compte : ce coût sera noté Ψ_1 . Cette stratégie utilise des lois de probabilité de panne statiques : Le planning de maintenance n'est remis à jour que lorsqu'un arrêt de maintenance est programmé ou lorsqu'une panne se produit.

Ensuite, nous calculons ce même coût Ψ_2 avec notre méthode de planification adaptée aux conditions d'utilisation pour différentes périodes de décision. La figure 8 montre l'espérance du coût de maintenance par unité de temps du système en fonction de la période de décision de la stratégie. Le coût Ψ_2 est inférieur au coût Ψ_1 qui ne dépend pas de la période de décision. Le fait d'inspecter le système permet de remettre à jour les décisions de maintenance et de les adapter aux détériorations réelles des composants. De plus, le gain maximum par unité de temps est réalisé avec la plus petite période d'inspection. L'espérance de coût Ψ_2 augmente avec la période de décision τ , cela s'explique par le fait que moins d'information sur les conditions réelles des composants du système sont disponibles pour trouver le « meilleur » moment de maintenance.

VI. CONCLUSION

Dans cette article, nous présentons une méthode de planification dynamique et adaptée aux conditions réelles avec un coût optimisé pour des systèmes multi-composant dont la dégradation est graduelle. La dynamique vient de l'utilisation d'un horizon roulant, qui permet d'utiliser des règles de maintenance basées sur l'infini et adaptées aux informations court terme. L'adaptativité est présente par la remise à jour de la loi de probabilité de panne de chaque composant à partir des niveaux réels de dégradation des composants. Cette méthode donne des résultats de simulation intéressants par rapport à la méthode classique : la connais-

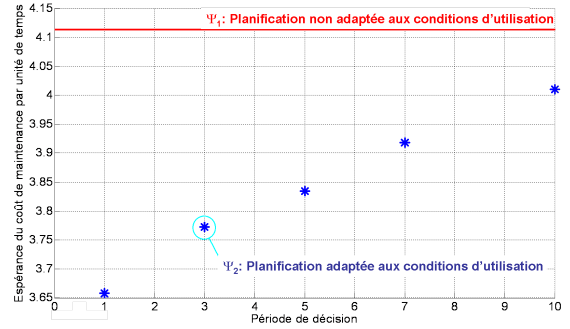


Fig. 8. Espérance de coût de maintenance par unité de temps système défini dans la table I en fonction de la période de décision

sance des niveaux réels de dégradation permet de construire des plannings de maintenance avantageux car les décisions sont adaptées aux conditions réelles du système.

RÉFÉRENCES

- [1] Abdel-Hameed, M. A gamma wear process. *IEEE Transaction on Reliability*, vol.24, n°2, pp. 152-153, 1975.
- [2] Budai, G., Huisman, D., & Dekker, R. Scheduling preventive railway maintenance activities. *Journal of the Operational Research Society*, vol.57, n°9, pp.1035-1044, 2006.
- [3] Castanier, B., Grall, A., & Bérenguer, C. A condition-based maintenance policy with non-periodic inspections for a two-series system. *Reliability Engineering & System Safety*, vol.87, n°1, pp.109-120, 2005.
- [4] Cho, D. & Parlar, M. A survey of maintenance models for multi-unit systems. *European Journal of Operational Research*, vol.51, n°1, pp. 1-23, 1991.
- [5] Dekker, R., Smit, A., & Losekoot, J. Combining maintenance activities in an operational planning phase : a set-partitioning approach. *IMA Journal of Mathematics Applied in Business & Industry*, vol.3, pp.315-331, 1992.
- [6] Nicolai, R. Maintenance Models for Systems subject to Measurable Deterioration. Thèse de doctorat de l'Université Erasmus Rotterdam, 2008.
- [7] Singpurwalla, N. Survival in dynamic environment. *Statistical Science*, vol.10, n°1, pp.86-103, 1995.
- [8] Rausand, M. & Høyland, A. *System Reliability Theory, Models, Statistical Methods, and Applications*. Second Edition, John Wiley & Sons, New Jersey, 2004.
- [9] Thomas, L. A survey of maintenance and replacement models for maintainability and reliability of multi-item systems. *Reliability Engineering*, vol.16, n°4, pp.297-309, 1986.
- [10] van der Duyn Schouten, F. A., van Vlijmen, B., & vos de Wael, S. Replacement policies for traffic control signals. *IMA Journal of Mathematics Applied in Business & Industry*, vol.9, pp.325-346, 1998.
- [11] van Noortwijk, J. M. A survey of the application of gamma processes in maintenance. *Reliability Engineering & System Safety*, vol.94, pp.2-21, 2009.
- [12] Wildeman, R. The Art of Grouping Maintenance. Thèse de doctorat de l'Université Erasmus Rotterdam, 1996.