



# Evaluation Quantitative des Risques pour la Gestion d'Actifs avec ReLife

## Quantitative Risk Analysis for Assets Management with ReLife

HANKIR Aya  
Artelys  
Paris  
aya.hankir@artelys.com

FREMOND Alexis  
RTE  
Puteaux  
alexis.fremond@rte-france.com

GUILLOIN Thomas  
RTE  
Puteaux  
thomas.guillon@rte-france.com

DESVIGNES Benoît  
Artelys  
Paris  
benoit.desvignes@artelys.com

**Résumé** — Cet article expose une démarche à l'état-de-l'art de la fiabilité en gestion d'actifs, avec une attention particulière portée sur l'évaluation quantitative des risques, dont les méthodes sont implémentées dans ReLife, une bibliothèque Python open source. La méthodologie repose sur une modélisation probabiliste des durées de vie des actifs, et est fondée sur des technologies statistiques pointues telles que les Processus Non-Homogènes de Poisson et les processus Gamma. Cette modélisation, distinguant pannes réparables de non réparables, sert de base à la définition et à la comparaison, grâce à ReLife, de politiques de maintenance variées, allant du remplacement préventif au monitoring, afin de choisir l'alternative la plus avantageuse. La projection des politiques de maintenance s'appuie sur la théorie du renouvellement, offrant une vision prospective des exigences de remplacement et de l'impact financier. L'article souligne l'importance d'une approche méthodique et éclairée par des données probantes pour une gestion des actifs optimale, favorisant la résilience et la durabilité des infrastructures.

**Mots-clefs** — Analyse Quantitative des Risques, ReLife, Politique de Maintenance, NHPP, Processus Gamma, Analyse de Survie, Théorie de renouvellement, Gestion d'Actifs

**Abstract** — This article proposes a scientific and rigorous approach to quantitative risk assessment in asset management, using ReLife, an open-source Python library. The methodology begins with the probabilistic modeling of asset lifetimes, distinguishing repairable from non-repairable failures, as well as those detectable by deterioration measurements, based on technically advanced statistical methods such as Non-Homogeneous Poisson Processes and Gamma processes. This modeling lays the groundwork for defining and comparing various maintenance policies, ranging from preventive replacement to monitoring, in order to choose the most advantageous alternative. Finally, the projection of the chosen maintenance policies is done based on renewal theory, offering a forward-looking vision of replacement requirements and the associated financial impact. The article highlights the importance of a methodical, evidence-informed approach to optimal asset management, promoting infrastructure resilience and sustainability.

**Keywords** — Quantitative Risk Analysis, ReLife, Maintenance Policy, NHPP, Gamma Process, Survival Analysis, Renewal Theory, Asset Management

### I. INTRODUCTION

Dans un contexte économique et environnemental de plus en plus exigeant, la gestion d'actifs [23] [24] est devenue une composante cruciale pour les organisations souhaitant optimiser leurs ressources, tout en minimisant les risques et impacts associés. L'adoption d'une approche rigoureuse et scientifiquement fondée pour la maintenance et la gestion des risques associés à l'exploitation d'actifs devient alors indispensable. Le processus Risk-Informed Decision-Making (RIDM), présenté dans la partie II, décrit une méthodologie destinée à infuser la prise de décision en gestion d'actifs avec une conscience aiguë du risque.

Cet article aborde spécifiquement l'évaluation quantitative des risques, une démarche qui se distingue par l'utilisation de modèles probabilistes afin de tenir compte de l'incertitude inhérente à la gestion d'actifs et permettant ainsi des comparaisons fiables entre différentes solutions de réduction de risques. La démarche proposée, illustrée par des exemples, s'articule autour de plusieurs étapes clés. La modélisation des durées de vie des actifs (partie III) fournit la base nécessaire pour l'optimisation

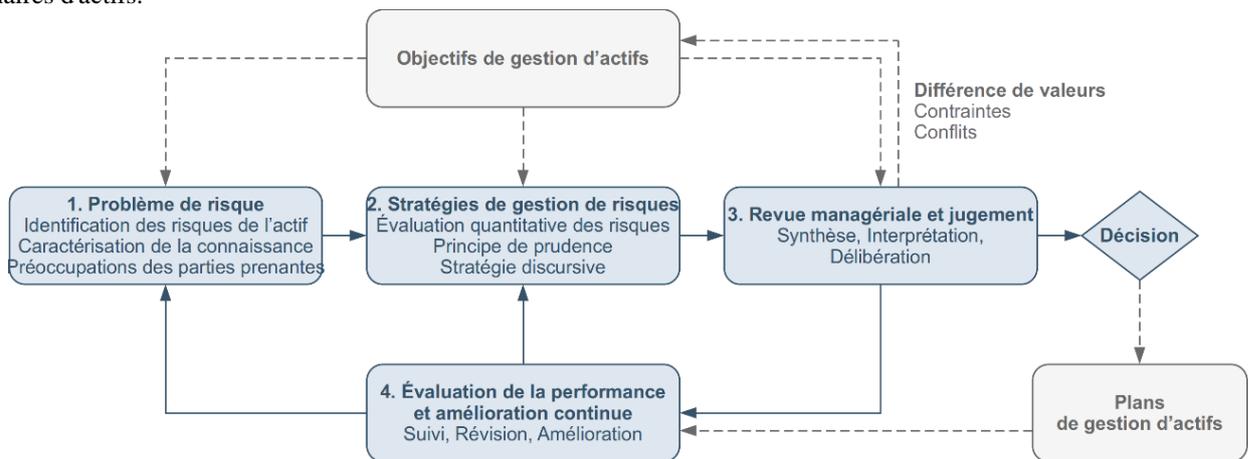
13 et la comparaison de politiques de maintenance (partie IV). Enfin, il est possible de projeter les conséquences résiduelles des  
14 politiques de maintenance (partie V) afin de donner aux gestionnaires d'actifs une vision de long terme sur leur parc  
15 d'équipements.

16  
17 Cet article met également en avant ReLife, bibliothèque Python open source, conçue pour donner accès aux  
18 gestionnaires d'actifs à des outils d'évaluation quantitative des risques [22]. ReLife offre un ensemble de fonctionnalités pour  
19 modéliser, analyser et prendre des décisions basées sur les données. En évaluant la performance, le coût, et les impacts de  
20 différentes politiques de maintenance, ReLife sert de levier pour la maîtrise des risques.

## 21 II. GESTION DE RISQUES ET POLITIQUES DE MAINTENANCE EN GESTION D'ACTIFS

### 22 A. Processus Risk-informed Decision-Making

23 Le processus Risk-informed Decision-Making (RIDM) est un processus qui intègre la gestion de risque au sein de la  
24 gestion d'actifs, permettant de prendre des décisions cohérentes en fonction du niveau de connaissance et des objectifs des  
25 gestionnaires d'actifs.  
26  
27



28 Fig.1 - Le processus Risk-Informed Decision-Making articulant la gestion d'actifs et la gestion de risques

29  
30  
31 La Fig. 1 présente ce processus de décision éclairée par les risques (Risk-Informed Decision-Making, RIDM), qui est  
32 issu du projet de norme IEC 63223-2 [28] dont les travaux sont en cours au comité technique 123 de la commission  
33 électrotechnique internationale (International Electrotechnical Commission). Ce processus débute par la définition du problème  
34 de risque grâce à une analyse qualitative des risques, la caractérisation des connaissances et la prise en compte des  
35 préoccupations des parties prenantes. Cette première étape permet d'orienter la proposition de solutions de réduction risques  
36 en cohérence avec le problème de risque. Il existe trois grandes stratégies de gestion de risques :

- 37 1. L'évaluation quantitative, qui utilise des modèles probabilistes et des évaluations monétaires pour comparer les solutions  
38 de réduction des risques. C'est ici que l'utilisation de ReLife peut intervenir, donnant les ressources nécessaires pour mener  
39 à bien la suite du processus.
- 40 2. Le principe de prudence, appliqué lorsque le problème de risque est caractérisé par une grande incertitude, se concentre  
41 sur l'amélioration des connaissances et la mise en œuvre de solutions temporaires réduisant le risque, sans pouvoir le  
42 quantifier.
- 43 3. La stratégie discursive, qui intervient en cas de non alignement des parties prenantes sur la description des risques ou sur  
44 les mesures à prendre, et consiste à trouver un compromis satisfaisant pour les parties, y compris en mettant à jour les  
45 objectifs de gestion d'actifs.

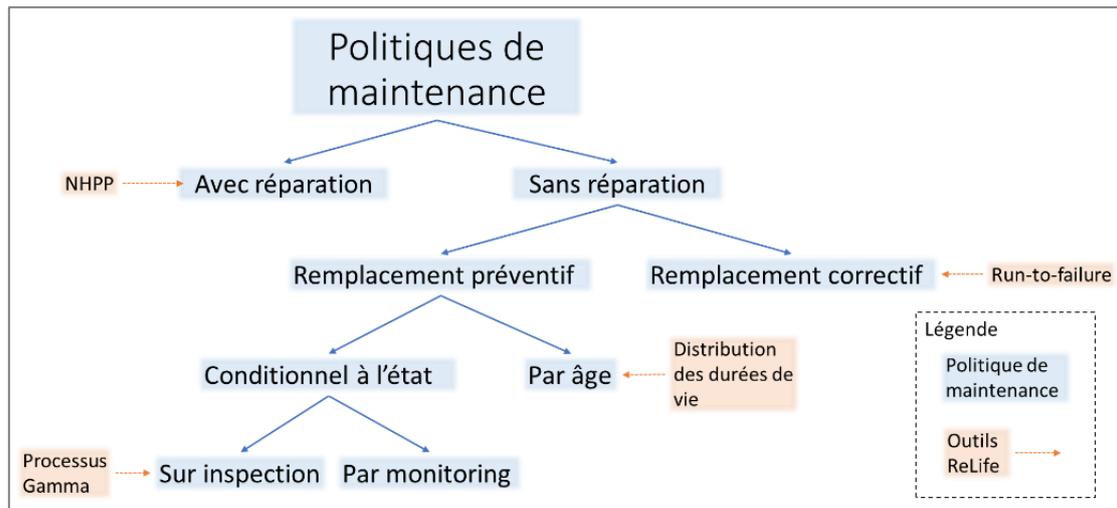
46  
47  
48 En fonction du problème de risque, certaines stratégies sont à privilégier et l'ensemble des solutions est ensuite proposé  
49 en revue managériale. Cette étape permet d'évaluer les mesures de réduction de risques, en considérant leur performance, coût,  
50 impacts non quantifiés et la robustesse de la connaissance qui soutient les résultats des analyses. Les décisions lors de cette  
51 étape alimentent les plans de gestion d'actifs, l'étape de l'évaluation de la performance et d'amélioration continue permet  
52 d'assurer le suivi des actions déployées, la révision des hypothèses sous-jacentes et l'ajustement basé sur l'analyse des écarts  
53 prévisionnels. L'enrichissement des connaissances permet alors d'affiner la gestion future des risques et préparer les prochaines  
54 itérations du processus RIDM.

55  
56 Dans cet article, nous traiterons du cas spécifique de l'évaluation quantitative des risques, qui repose sur cinq étapes  
57 clés :

- 1) Identifier les solutions de réduction de risques à comparer (e.g. remplacement sur avarie, remplacement préventif par âge, remplacement sur inspection de la détérioration etc.).
- 2) Représenter l'incertitude par un modèle stochastique (e.g. modélisation de la durée de vie des actifs par une variable aléatoire) [25].
- 3) Evaluer les conséquences en valeur monétaire en tenant compte des coûts réels (intervention sur avarie, dommages collatéraux, indemnisation des clients) et des coûts sociétaux ou de collectivité, tels que l'énergie non distribuée ou non évacuée, la valeur de la vie statistique ou encore la valeur tutélaire du carbone [26].
- 4) Evaluer la performance des différentes solutions en considérant l'espérance du coût équivalent annuel. La plupart des solutions requièrent également d'optimiser des paramètres tels que l'âge optimal de remplacement ou la fréquence d'inspection.
- 5) Evaluer la connaissance soutenant la modélisation quantitative de chaque solution en identifiant les hypothèses de calcul avec un jugement sur la robustesse et la validité de ces hypothèses [27].

## 70 B. Les différentes politiques de maintenance

71 Les choix de politiques de maintenance sont multiples et dépendent de plusieurs facteurs, tels que la nature des événements  
 72 redoutés, les ressources et outils disponibles, la structure des coûts, etc.  
 73  
 74



75 Fig.2 - Différents type de politique de maintenances en gestion d'actifs intégrées dans ReLife  
 76  
 77

78 Il existe de nombreuses politiques de maintenance, les plus courantes étant implémentées dans ReLife. D'une part, les  
 79 politiques de maintenance impliquant la réparation des actifs sont privilégiées lorsqu'il est techniquement et socio-  
 80 économiquement possible de remettre en service l'équipement plutôt que de le remplacer. Par exemple, les postes sous  
 81 enveloppe métallique rempli d'un gaz isolant, peuvent subir une chute de pression entraînant l'arrêt du poste. Plutôt que de  
 82 remplacer le poste à neuf lorsque cela se produit, un complément de remplissage de gaz peut être effectué. De même lors de  
 83 l'apparition d'un brin coupé sur un conducteur de ligne aérienne, plutôt que de changer entièrement la ligne, on peut envisager  
 84 de la réparer par application d'un préformé.  
 85

86 Ce type de réparations, dites minimales ou (As Bad As Old – ABAO en anglais) [1] [2], sont caractérisées par le fait  
 87 que l'actif est restauré dans l'état qu'il a connu avant sa défaillance, sans impact significatif sur sa durée de vie globale. Par  
 88 nature, les pannes réparables définissent des événements récurrents et posent le problème de décision suivant : comme la  
 89 fréquence des pannes et des opérations de maintenance d'un actif vieillissant augmente au cours du temps, il devient nécessaire  
 90 de rechercher la meilleure décision équilibrant le coût des réparations récurrentes et le coût d'un remplacement à neuf. Cette  
 91 politique de réparations minimales, et les analyses quantitatives afférentes, seront abordées plus en détail dans ce qui suit.  
 92

93 D'autre part, le gestionnaire d'actifs peut opter pour des politiques de maintenance avec remplacement des actifs, sans  
 94 réparation. Il s'agit alors d'une intervention de maintenance visant à ramener l'équipement à un état « aussi bon que neuf » (As  
 95 Good As New – AGAN). Ce choix est souvent dicté par la survenue de pannes irréparables ou économiquement peu rentables  
 96 à réparer. Dans ce cas de figure, plusieurs politiques de maintenance s'offrent au gestionnaire [3], dont celles implémentées  
 97 dans ReLife seront décrites et détaillées dans la partie V.

## 98 C. ReLife – outils d'aide à la gestion d'actifs

99 Afin d'aider les gestionnaires d'actifs dans leur travail, la bibliothèque open source ReLife a été développée pour  
 100 répondre aux problèmes de gestion de risques. Les outils disponibles dans cette bibliothèque sont issus de l'analyse de survie,  
 101

de la théorie de la fiabilité et de la théorie du renouvellement. Ils permettent de modéliser la durée de vie des actifs ou leur détérioration physique mais également de comparer la performance de différentes politiques de maintenance.

A travers la méthodologie d'analyse quantitative des risques, la suite de cet article illustrera les principales fonctionnalités de ReLife ainsi que les fondements mathématiques sous-jacents sur des exemples jouets. Les différentes approches pour la modélisation de la durée de vie des actifs seront abordées, dans le cas de panne réparables et non réparables, y compris lorsque des mesures de détérioration des actifs sont disponibles. Enfin, les outils permettant de définir, évaluer et comparer différentes politiques de maintenance seront également abordés.

### III. MODELISATION DES DUREES DE VIE DES ACTIFS

#### A. Modélisation des durées de vies dans le cas de pannes réparables

Dans le domaine de la gestion d'actifs, les décideurs sont régulièrement confrontés à des choix stratégiques entre réparer des actifs réparables, éventuellement à l'infini, ou les remplacer par de nouveaux équipements. Cette décision doit prendre en compte non seulement les coûts directs mais aussi l'impact global, sous réserve qu'il soit monétisable. Les Processus Non-Homogènes de Poisson (NHPP) [11] [12] [13] offrent des outils pour équilibrer ces choix, en fournissant un cadre d'analyse pour évaluer l'arbitrage entre réparation et remplacement.

##### 1) Aperçu de la théorie – NHPP

Les NHPP sont des processus de comptage utilisés pour modéliser l'évolution d'un nombre aléatoire d'événements dans le temps, tel que le nombre de pannes d'un système. Notons les  $(N_t), t \geq 0$ , où  $N_t$  est la variable aléatoire qui donne, ou compte, le nombre de pannes que le système a subi jusqu'à l'instant  $t$ . Généralement, la fonction d'intensité d'un système soumis à du vieillissement est croissante : à mesure que le temps passe, le nombre de pannes augmente, voir Fig.3.

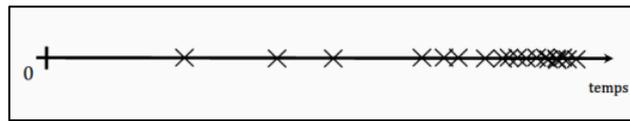


Fig.3 - Exemple de réalisation d'un NHPP dans le temps, avec intensité croissante.

Mathématiquement, le processus de comptage  $(N_t)_{t \geq 0}$  est un NHPP de fonction d'intensité  $\lambda$  si, pour tout  $s > t \geq 0$  :

i)  $N_{t+s} - N_t$  est indépendant de  $N_t$

ii)  $N_{t+s} - N_t$  est une loi de Poisson de paramètre  $\int_s^{s+t} \lambda(x) dx$

La fonction d'intensité  $\lambda$  détermine la cinétique d'apparition des pannes du système au cours du temps, et dépend du type de matériel, de la présence d'un phénomène de vieillissement, des conditions environnementales, opérationnelles, etc.

Dans le contexte de la gestion d'actifs, les NHPP sont particulièrement utiles pour modéliser les pannes et les réparations récurrentes d'actifs. En particulier, dans le cas des réparations qui remettent l'actif dans un état *aussi mauvais qu'avant*, l'enjeu d'une modélisation à l'aide des NHPP consiste en l'estimation de la fonction d'intensité  $\lambda$  qui décrit l'évolution de la fréquence des pannes que subit un système donné au cours du temps. Deux approches sont envisageables :

- Paramétrique : on suppose une forme particulière pour la fonction  $\lambda$  qui dépendra de certains paramètres à estimer. Par exemple, celle-ci peut être de type Weibull ou Gompertz.
- Non paramétrique : on n'a aucun a priori sur la forme de la fonction  $\lambda$ , et on cherche à la calculer à partir d'estimateurs non paramétrique, tel que celui de Nelson-Aalen.

##### 2) Cas pratique

Supposons que le gestionnaire d'actif dispose de données de réparations, et souhaite définir une politique de maintenance indiquant l'âge auquel il est opportun de remplacer l'actif tombé en panne plutôt que de le réparer. Dans le cas où les interventions de maintenance se limitent à des réparations minimales, préservant l'état initial de l'actif, le gestionnaire peut envisager l'utilisation du modèle NHPP de ReLife pour estimer l'évolution de la fréquence des pannes récurrentes.

A titre d'exemple, l'estimateur non paramétrique de Nelson-Aalen peut fournir une représentation fidèle de la distribution des données sans présumer d'une forme spécifique à l'avance. Parallèlement, des modèles paramétriques peuvent être ajustés aux mêmes données, permettant ainsi de comparer et de choisir le modèle paramétrique le plus adéquat.

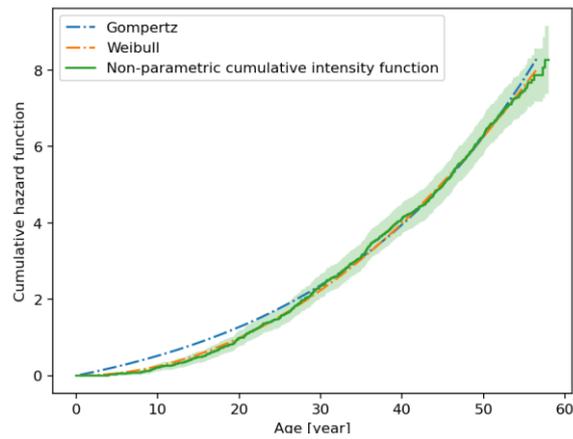


Fig.4 - Estimation paramétrique et non paramétrique de la fonction de défaillance cumulée, sur un exemple simulé selon une loi de Weibull.

La Fig.4 illustre cette estimation sur un exemple jouet. Sur la figure, les courbes illustrent les fonctions cumulatives de risque estimées : en bleu et orange celles issues respectivement d'une loi de Gompertz et de Weibull, en vert l'estimateur non paramétrique de Nelson-Aalen [14] [15] [16].

La courbe issue de la loi de Weibull, à l'origine de la simulation des données illustrées, est alignée avec l'estimation non paramétrique. La figure met en lumière la pertinence du choix du modèle Weibull par rapport à Gompertz, et l'efficacité de l'estimateur de Nelson-Aalen.

Après avoir présenté les Processus Non-Homogènes de Poisson pour modéliser les pannes réparables, on considère maintenant le cas des équipements dont les pannes ne sont pas réparables.

#### B. Modélisation des durées de vies dans le cas de pannes non réparables

Les gestionnaires sont souvent confrontés à des équipements dont les défaillances ne peuvent être réparées, nécessitant des politiques de maintenance spécifiques basées sur une compréhension approfondie des durées de vie des actifs. À partir de données historiques de défaillance, l'objectif est alors de modéliser la distribution des durées de vie en s'appuyant sur des méthodes statistiques, qui devront tenir compte de biais tels que les censures et les troncatures. ReLife permet de prendre en compte ces biais d'échantillonnage et d'observation et de faire l'estimation paramétrique d'un grand nombre de modèles de probabilité, accompagnées d'indicateurs de qualité d'ajustement, tel que le critère d'information d'Akaike (AIC) [17]. En plus de l'estimation de modèles paramétriques, ReLife permet de faire de l'estimation non-paramétrique, avec notamment l'estimateur de Kaplan-Meier [8].

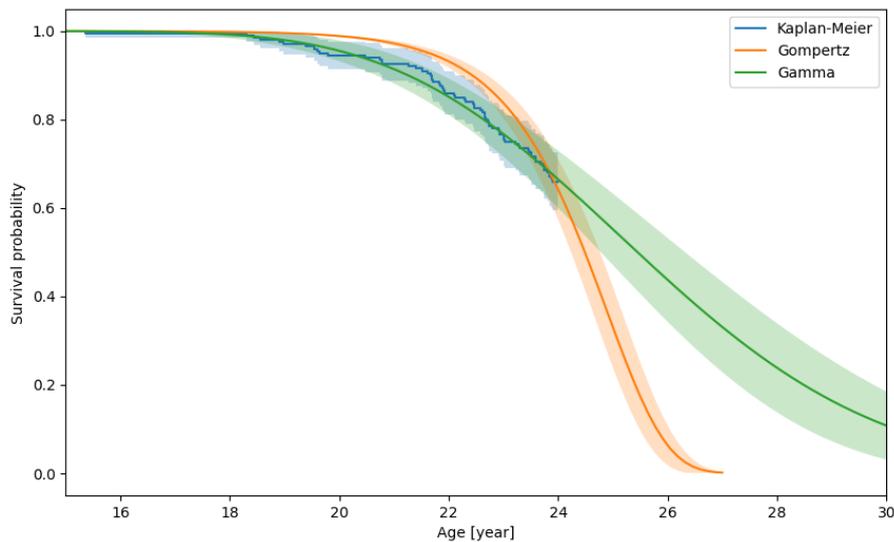


Fig.5 – Estimation Paramétrique (Gamma et Gompertz) et non paramétrique (Kaplan-Meier) d'un échantillon fictif de durées de vie de chaîne d'isolateurs simulé selon une loi Gamma de paramètres (46.3, 1.8). Comme attendu, l'estimation Gamma et l'estimateur de Kaplan-Meier sont alignés.

A titre d'illustration, on considère le cas des chaînes d'isolateurs. Un mode de défaillance classique de cet actif est la rupture de la chaîne par corrosion : le diamètre initial de la chaîne s'amincit par corrosion au fil du temps et fini par céder lorsque la perte de matière est trop importante. A partir d'un historique des dates d'installations et de défaillances de chaînes d'isolateurs, le gestionnaire peut estimer la loi de survie de cet actif grâce à ReLife, voir Fig.5.

179 **C. Modélisation des durées de vies à partir de mesures de détériorations**

180 Dans le cas où le gestionnaire d’actifs dispose de données de détérioration sur ces équipements, il est alors possible  
 181 d’analyser ces mesures afin de modéliser le processus de détérioration des actifs via l’utilisation de processus Gamma. Cette  
 182 modélisation permet alors de prévoir la détérioration de l’actif et d’y associer une politique de maintenance adéquate [18] [20].

183 **1) Aperçu de la théorie – Processus Gamma**

184 Un processus Gamma est un processus stochastique à temps continu avec des incréments indépendants et distribués  
 185 selon une loi Gamma. Ces processus sont particulièrement adaptés pour la modélisation des phénomènes de détérioration  
 186 accumulatifs, continus et monotones. Historiquement, les processus Gamma ont été appliqués avec succès à l’étude du fluage  
 187 du béton, l’érosion des digues, la croissance des fissures de fatigue, la corrosion de l’acier etc. [19] [21] Le processus Gamma  
 188 permet de modéliser une cinétique de détérioration liée à une caractéristique physique dont l’atteinte d’un seuil conduit à la  
 189 défaillance.

190  
 191 A l’aide de ReLife, les processus Gamma peuvent être appliqués pour estimer le vieillissement des composants en  
 192 fonction du temps. Contrairement aux modèles d’analyse de survie classiques, qui se basent sur une approche binaire de  
 193 fonctionnement ou non-fonctionnement des actifs, les processus Gamma fournissent un ensemble de méthodes permettant  
 194 d’estimer la cinétique de détérioration des actifs, et donc de projeter leur évolution dans le temps. Cela permet dans un premier  
 195 temps de déduire des lois de survie sans enregistrer de défaillance, et ensuite de mettre en place des politiques de remplacement  
 196 optimales sur inspection de détérioration.

197  
 198 Le processus Gamma est caractérisé par une fonction de forme  $v(\cdot)$  et un paramètre d’échelle  $u$ . La fonction de forme  
 199 est responsable du profil de la cinétique de détérioration : linéaire, quadratique, etc., et le paramètre d’échelle contrôle  
 200 l’amplitude des incréments de détérioration.

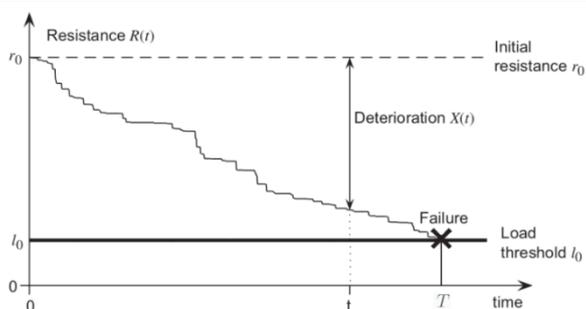
201  
 202 Mathématiquement, soit  $v(\cdot)$  une fonction croissante à valeurs réelles, continue à droite, définie pour tout  $t \geq 0$ , telle  
 203 que :  $v(0) = 0$ . Un choix classique dans la littérature pour la fonction de forme est la fonction suivante :

$$v(t) = c \times t^b, \text{ où } c, b > 0$$

204  
 205 Un processus Gamma de fonction de forme  $v$  et paramètre d’échelle  $u$  est le processus stochastique continu  $\{X(t), t \geq 0\}$ ,  
 206 vérifiant :

- 207 (1)  $X(0) = 0$  presque-sûrement,
- 208 (2)  $X(\tau) - X(t) \sim \text{Gamma}(v(\tau) - v(t), u) \forall \tau > t \geq 0$ ,
- 209 (3)  $X(t)$  a des incréments indépendants.

210



211

212 *Fig.6 – La résistance de l’actif évolue de manière stochastique au cours du temps selon un processus Gamma. Le franchissement d’un seuil  
 213 critique engendre la défaillance. Figure issue de [18].*

214 Le processus  $\{X(t), t \geq 0\}$  modélise l’accumulation de la détérioration de l’actif dans le temps. Par définition du  
 215 processus Gamma, la détérioration  $X(t)$  de l’actif à l’instant  $t$  suit une loi  $\text{Gamma}(x|v(t), u)$ .

216

217 On appelle résistance de l’actif le processus  $R(t) = r_0 - X(t)$  où  $r_0$  est la résistance initiale, et  $X(t)$  le processus de  
 218 détérioration de l’actif. Par exemple, si  $X(t)$  représente l’accumulation des pertes de matière par corrosion d’une chaîne  
 219 d’isolateur au cours du temps, alors  $R(t)$  représente le diamètre de la chaîne au cours du temps.

220

221 La défaillance de l’actif se produit au moment où la résistance  $R(t)$  d’un composant passe en dessous d’un seuil  
 222 critique de contrainte  $l_0$ <sup>1</sup>. Par exemple, lorsqu’une chaîne d’isolateur a perdu trop de matière par corrosion, elle finit par céder.  
 223 Le seuil de défaillance est souvent déterminé par des conditions opérationnelles ou des normes de sécurité. La durée de vie de  
 224 l’actif s’écrit alors :

225

$$T = \inf\{t > 0 | R(t) < l_0\}$$

<sup>1</sup> Il existe plusieurs choix de modélisation pour le seuil critique de contrainte : déterministe, aléatoire, à charges fluctuantes [18] etc. Nous traitons ici le cas déterministe.

226  
227  
228  
229  
230

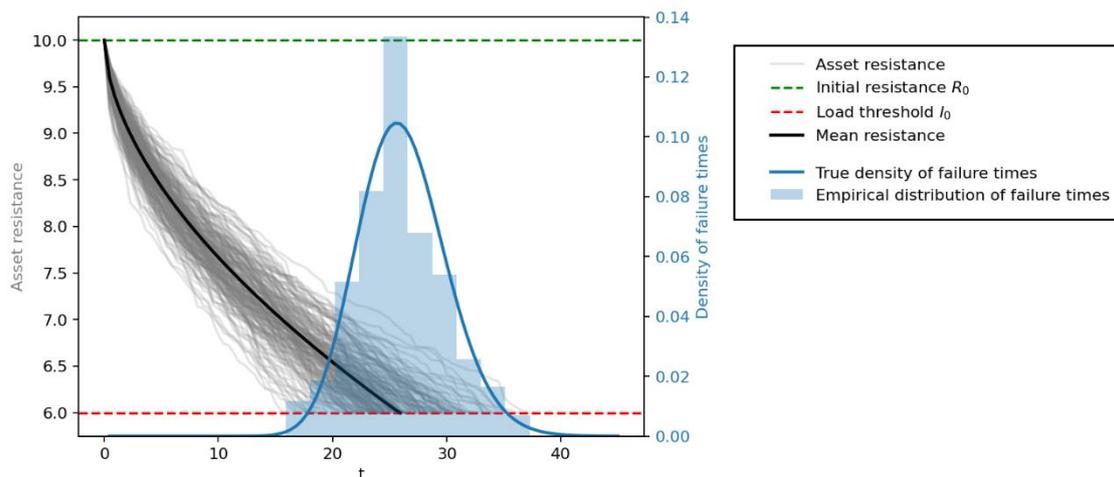
Dans ReLife, l'estimation de la cinétique de détérioration du processus Gamma repose sur le principe du maximum de vraisemblance. Cette méthode d'optimisation consiste à choisir les paramètres en maximisant la probabilité d'observer les données étudiées, c'est-à-dire la « vraisemblance » des données. Les outils utiles à cette approche sont implémentés dans ReLife, et une application pratique est discutée dans ce qui suit.

231

## 2) Cas pratique

232  
233  
234  
235  
236  
237  
238  
239

Reprenons l'exemple illustratif des chaînes d'isolateurs de la section précédente qui se corrodent au cours du temps et cèdent lorsque la perte de matière franchit un seuil critique. Supposons à présent que le gestionnaire d'actifs dispose de données de détérioration, avec un diamètre initial de 10, et un seuil de défaillance de 6. Une simulation de 200 trajectoires de détérioration, issues d'un processus Gamma répliquant la distribution de durées de vie Gamma de paramètre (46.3,1.8), introduite à la section précédente, peut être visualisée dans le graphique Fig.7. Grâce à ReLife, à partir de mesures de détérioration pour des actifs n'ayant pas nécessairement atteint le seuil de défaillance, le gestionnaire d'actifs peut extrapoler ces données, et obtenir la trajectoire complète de détérioration de ses actifs.



240  
241  
242  
243  
244

Fig.7 – Exemple de trajectoires d'un processus de détérioration (gris) représentant l'évolution au cours du temps de la résistance d'une population d'actifs. Initialement à un niveau  $r_0$  (vert), la résistance décroît jusqu'à franchir un seuil critique  $l_0$  (rouge). La durée écoulée jusqu'au franchissement du seuil critique correspond à la durée de vie de l'actif. L'histogramme (bleu ciel) représente la distribution empirique des durées de vies de l'échantillon. La courbe solide (bleue) représente la distribution théorique de durée de vie dans le modèle.

245  
246  
247  
248  
249

Les résultats de cette simulation sont présentés en Fig7. La distribution des durées de vie des actifs est caractérisée par la cinétique de détérioration du processus sous-jacent. En estimant les paramètres du processus de détérioration à partir de courbes de détérioration partielles issues d'actifs encore en fonctionnement, on peut alors grâce à ReLife projeter la distributions des durées de vie résiduelles des actifs, sans avoir enregistré de défaillances.

250  
251  
252  
253

Ainsi, en appliquant ReLife à ses données, le gestionnaire peut estimer la loi du processus de détérioration d'actifs encore en fonctionnement et déduire leur distribution de durée de vie. A partir de celle-ci, non seulement le gestionnaire d'actifs acquiert une vision approfondie de l'évolution probable de la résistance de ses actifs, mais il peut aussi anticiper le moment propice pour la mise en œuvre d'actions de maintenance.

254

## IV. OPTIMISATION ET COMPARAISON DES POLITIQUES DE MAINTENANCE

255  
256  
257  
258  
259

En plus de représenter l'incertitude sur la durée de vie des actifs par un modèle stochastique, le gestionnaire d'infrastructure doit évaluer les conséquences dommageables liées à son activité, afin de définir les structures de coût associées à l'exploitation de ses actifs. A partir de là, l'évaluation quantitative des risques peut se poursuivre, et le gestionnaire sera capable, comme explicité au travers d'exemples dans la suite, de motiver le recours à une politique de maintenance plutôt qu'à une autre.

260  
261

Les méthodes pour l'optimisation et la comparaison de politiques de maintenance dans le cas de pannes réparable sont implémentées dans ReLife. Par simplicité, seul le cas des pannes non réparables sera détaillé dans ce qui suit.

262

### A. Exemples de politiques de maintenance dans le cas de pannes non réparables

263  
264  
265  
266  
267  
268

Une fois l'évaluation des conséquences effectuée et les coûts associés correctement définis, le gestionnaire peut mesurer la performance des différentes politiques de maintenance suivant 4 étapes : il doit tout d'abord lister les différentes alternatives à sa disposition, identifier la structure des coûts ainsi que la fonction de coûts, puis optimiser chaque alternative, et enfin comparer et sélectionner la solution la plus économique. Dans le cas des pannes non réparables, plusieurs politiques de maintenance s'offrent au gestionnaire d'actifs, parmi elles :

- Politique de maintenance avec remplacement par âge : La politique de remplacement par âge consiste à déterminer un âge  $a > 0$  de remplacement qui conduit au meilleur compromis entre le coût d'un remplacement préventif, noté  $c_p$ , et le coût d'un remplacement sur défaillance, noté  $c_f$ . Ce choix de politique de maintenance est justifié si les deux conditions suivantes sont vérifiées :
  - Il existe une mesure de probabilité représentant la distribution des durées de vie.
  - La défaillance du matériel est liée à un phénomène de vieillissement.
- Politique de maintenance avec remplacement correctif, Run to Failure : La politique Run to Failure implique de laisser les actifs fonctionner jusqu'à ce qu'ils tombent en panne, puis de les remplacer sur défaillance au coût  $c_f$ . Cette approche peut être justifiée notamment lorsque  $c_p$  est proche de  $c_f$ , autrement dit quand les coûts de collectivités sont faibles.
- Politique de maintenance avec remplacement sur inspection de la détérioration : Le gestionnaire peut envisager une politique de maintenance sur inspection de la détérioration consistant à déterminer la fréquence  $\tau$  d'inspection du matériel, qui est alors inspecté aux dates  $t_k = k \cdot \tau$ , où  $k$  est un entier naturel, et un seuil de détérioration  $l$  devant déclencher un remplacement préventif. Le matériel est remplacé préventivement au coût  $c_p$  si une détérioration inférieure au seuil de remplacement préventif  $l$  est relevée au cours d'une inspection à une date  $t_k$ .  
 Dans les autres cas, le matériel est alors défaillant entre deux inspections, et est donc remplacé correctivement au coût  $c_f$ . Le choix de la fréquence d'inspection et du seuil de remplacement préventif doit se faire également en tenant compte du coût d'inspection  $c_i$ .
- Politique de maintenance avec monitoring, supposé parfait : le monitoring repose sur l'utilisation de capteurs permettant un suivi continu de l'état d'un actif afin de détecter toute défaillance avant qu'elle ne se produise. L'installation, l'entretien et le renouvellement du système de monitoring se fait à un coût par unité de temps  $c_m$ .

Afin de comparer plusieurs politiques de maintenance à horizons de temps différents, il est usuel d'utiliser l'espérance du cout équivalent annuel, l'EEAC (Expected Equivalent Annual Cost en anglais). Cet outil, qui s'est largement répandu en théorie de la fiabilité [4] [5] [6] [7], permet de ramener les coûts de différents projets à un coût annuel facilement comparables. Mathématiquement, l'EEAC est l'espérance du rapport entre les coûts consentis sur la durée de vie de l'actif et la durée d'exploitation du l'actif. Il s'agit du coût moyen par unité de temps. Soit  $T$  la durée de vie de l'actif :

- La politique Run to Failure engendre un coût  $c_f$  sur une durée  $T$ , l'EEAC est alors donné par l'espérance de  $c_f / T$ .
- Pour un remplacement par âge, soit l'actif est défaillant avant l'âge de remplacement  $a$ , générant un coût  $c_f$ , soit il est toujours en fonctionnement à l'âge  $a$ , et est donc remplacé préventivement au coût  $c_p$ .
- Pour le monitoring supposé parfait, on exploite le matériel sur toute sa durée de vie  $T$  et on le remplace préventivement juste avant sa défaillance au coût  $c_p$ , générant un coût par unité de temps  $c_p / T$ , auquel s'ajoute le coût d'entretien du système  $c_m$ .
- Pour la politique de remplacement sur inspection de la détérioration, on note  $k(x)$  le nombre d'inspections où une détérioration supérieure à un seuil  $x$  quelconque est relevée. On peut alors se convaincre que si  $k(l_0) > k(l)$ , l'actif est remplacé préventivement à la date  $t_{k(l)+1}$  au coût  $c_p$  après avoir été soumis à  $k(l)$  inspections au coût  $c_i$ , induisant dans ce cas un coût par unité de temps  $(k(l)c_i + c_p) / t_{k(l)+1}$ . Un raisonnement similaire dans le cas contraire où  $k(l_0) = k(l)$  montre qu'un remplacement sur défaillance est effectué avec un coût par unité de temps  $(k(l)c_i + c_f) / T$ .

Le tableau Tab.1 résume ces différentes alternatives, les structures de coûts associées, les paramètres à optimiser pour chacune, ainsi que la fonction de coûts correspondante.

Alternative	Structure de coûts	Paramètres à optimiser	Fonction de coûts par unité de temps : EEAC
Run to Failure	$c_f$	Aucun	$\mathbb{E} \left[ \frac{c_f}{T} \right]$
Remplacement par âge	$c_f, c_p$	$a$	$\mathbb{E} \left[ \frac{c_f}{T} \mathbb{1}_{T \leq a} + \frac{c_p}{a} \mathbb{1}_{T > a} \right]$
Remplacement sur inspection de la détérioration	$c_f, c_p, c_i$	$\tau, l_0$	$\mathbb{E} \left[ \frac{k(l)c_i + c_p}{t_{k(l)+1}} \mathbb{1}_{k(l_0) > k(l)} + \frac{k(l)c_i + c_f}{T} \mathbb{1}_{k(l_0) = k(l)} \right]$
Monitoring	$c_p, c_m$	Aucun	$\mathbb{E} \left[ \frac{c_p}{T} + c_m \right]$

Tab.1 - Différentes politiques de maintenance, avec structures de coûts, paramètres à optimiser et fonctions de coûts.

ReLife permet le calcul, l'optimisation et la comparaison de toutes ces politiques de maintenance.

### B. Cas pratique

On suppose être dans le cas des chaînes d'isolateurs étudié en partie III., et que le gestionnaire a pu estimer leur distribution de durées de vie, ainsi que leur cinétique de détérioration. On suppose que le gestionnaire se trouve face à deux structures de coûts différentes, avec des coûts d'inspection, de remplacement préventif, et de monitoring identiques, mais des coûts de défaillances différents, avec  $c_f^{faible} < c_f^{fort}$  :

$$\text{Structure de coût avec } c_f^{faible} : \begin{cases} c_i = 2 \text{ k€} \\ c_p = 100 \text{ k€} \\ c_m = 3 \text{ k€} \\ c_f^{faible} = 130 \text{ k€} \end{cases}, \quad \text{Structure de coût avec } c_f^{fort} : \begin{cases} c_i = 2 \text{ k€} \\ c_p = 100 \text{ k€} \\ c_m = 3 \text{ k€} \\ c_f^{fort} = 2000 \text{ k€} \end{cases}$$

A partir des structures de coût ci-dessus, grâce à ReLife le gestionnaire peut optimiser pour chaque alternative les paramètres correspondants, calculer l'EEAC optimal et ainsi déterminer la meilleure politique. Le tableau Tab.2 illustre les paramètres optimaux et les EEAC correspondant à chaque alternative, permettant ainsi une comparaison directe des coûts totaux sur le cycle de vie des actifs.

Politique / Structure de coût	Run to Failure	Remplacement par âge	Inspection optimale	Monitoring
$c_f^{faible}$	Coûts : • EEAC = 5.076	Coûts : • EEAC = 4.71 Paramètres optimaux : • $a = 24.083$	Coûts : • EEAC = 4.771 Paramètres optimaux : • $\tau = 24.389$ • $l_0 = 8$	Coûts : • EEAC = 6.909
$c_f^{fort}$	Coûts : • EEAC = 78.089	Coûts : • EEAC = 6.299 Paramètres optimaux : • $a = 16.803$	Coûts : • EEAC = 5.514 Paramètres optimaux : • $\tau = 3.242$ • $l_0 = 6.582$	Coûts : • EEAC = 6.909

Tab. 2 – Résultats d'estimation des politiques optimales pour les différentes structures de coûts.

La Fig.9 présente l'évolution de l'EEAC de la politique de remplacement par âge en fonction de l'âge de remplacement, ainsi que l'EEAC des politiques Run to Failure, monitoring et remplacement sur inspection dans le cas optimal, pour chaque structure de coûts. Le Tab.2 résume les résultats d'estimations optimaux calculés avec le module ReLife. Pour une valeur de  $c_f$  faible, l'âge de remplacement qui minimise l'EEAC est  $a = 24.1$  années, et correspond à la politique la plus économique parmi les quatre, avec un EEAC à 4.71. Le monitoring représente dans ce cas la solution la plus chère, cela étant dû à un coût relativement élevé d'entretien  $c_m$ . Pour le remplacement préventif par âge, la fréquence d'inspection optimale dans ce cas est de 24.3 années, avec un seuil de remplacement préventif de 8, pour un EEAC de 4.771. La fréquence d'inspection optimale est ici très proche de la valeur de l'âge de remplacement optimal car le coût des conséquences dommageables est faible : comme l'inspection est couteuse, et que  $c_f$  est faible, la solution la plus économique est d'inspecter une seule fois, avec un seuil de remplacement préventif élevé, aboutissant à une stratégie quasi-équivalente au remplacement par âge. On note enfin qu'avec un  $c_f$  faible, la politique Run to Failure n'engendre pas de surcoûts importants par rapport aux politiques de remplacement par âge ou d'inspection optimale.

Dans le cas où les conséquences sur défaillance sont élevées, c'est à dire à  $c_f$  élevé, toute chose égale par ailleurs, on note une explosion de l'EEAC pour la stratégie Run to Failure, qui devient la politique la plus chère. Comme la défaillance devient très couteuse, l'âge optimal de remplacement recule ici de 24.1 à 16.8 ans afin de réduire les risques en diminuant la probabilité de remplacement sur défaillance, quitte à remplacer plus souvent. L'EEAC passe de 4.71 à 6.3. La politique de remplacement sur inspection est également impactée par ce changement de structure de coûts : comme le coût d'une inspection devient négligeable devant le coût des conséquences, la fréquence optimale d'inspections passe de 24.3 à 3.2 années et le seuil de remplacement préventif passe de 8 à 6.52. Ceci est conforme à l'intuition : à conséquences élevées, il faut inspecter plus souvent tout en abaissant le seuil de remplacement préventif afin de s'assurer d'un bon arbitrage entre une exploitation du matériel la plus longue possible (seuil de remplacement préventif bas) et le fait de ne pas risquer de louper la défaillance (fréquence d'inspection élevée). L'EEAC de la politique de remplacement sur inspection de la détérioration est dans ce cas de 5.5, ce qui en fait la politique la plus économique dans cette structure de coûts. Enfin, le coût de la solution de monitoring reste inchangé, car cette politique ne dépend pas de  $c_f$ .

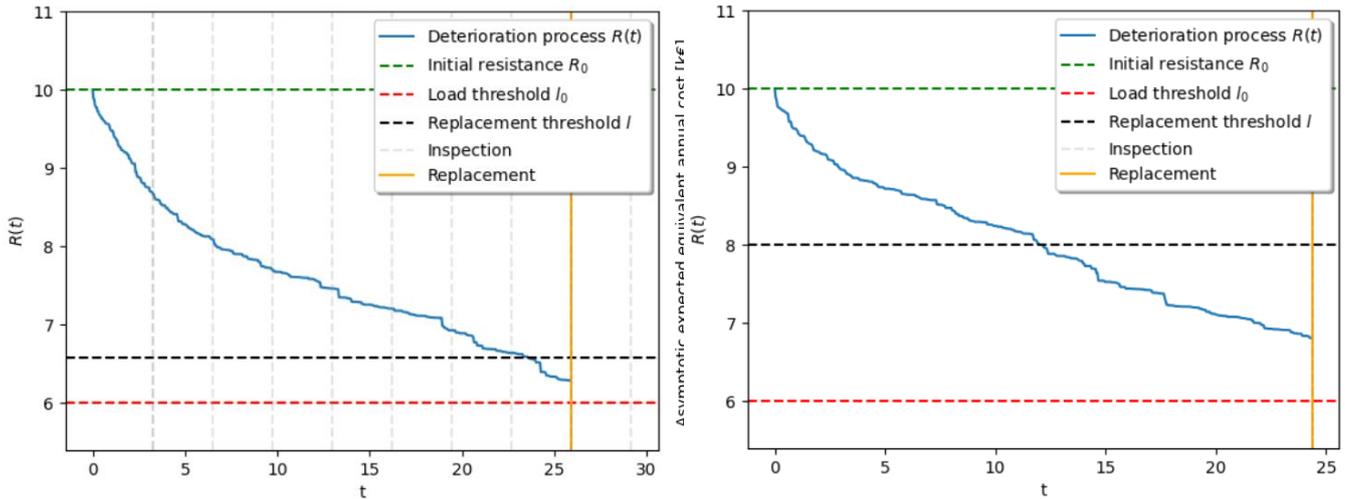


Fig.9 – Comparaison des politiques de maintenance pour le coût de défaillance  $c_f^{faible}$  (gauche) et  $c_f^{fort}$  (droite)

Fig. 10 - Illustration de la politique de remplacement sur inspection optimale issue du Tab. 2 sur une trajectoire de détérioration d'un actif. Un  $c_f$  élevé (gauche) induit une fréquence d'inspection élevée et un seuil de remplacement préventif bas, et inversement pour un  $c_f$  faible (droite).

359

## V. PROJECTION DES POLITIQUES DE MAINTENANCE

360

Après avoir formulé un problème de décision, représenté l'incertitude de la durée de vie d'un actif via un modèle probabiliste, évalué les conséquences de son utilisation, calculé la performance des alternatives et vérifié la robustesse des hypothèses, la théorie du renouvellement permet une gestion prospective des remplacements et des budgets. Ce cadre mathématique modélise les événements dans le temps en supposant des intervalles entre événements comme variables aléatoires indépendantes, facilitant ainsi la maintenance proactive et l'amélioration de la fiabilité des infrastructures par la prévision des pannes et la planification de la maintenance [9][10].

366

La projection des politiques de maintenance est donc rendue possible grâce à la théorie du renouvellement. L'objet fondamental de cette dernière est le processus de renouvellement. Mathématiquement, on suppose que les durées entre deux remplacements sont modélisées par des variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées. On note  $X_i$  la durée avant remplacement du matériel. Les outils de modélisation des durées de vie présentés dans les sections précédentes permettent d'estimer la distribution de ces durées entre deux remplacements.

372

On définit alors la variable aléatoire  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$  qui correspond à la date du  $n^{\text{ème}}$  remplacement. Le processus de renouvellement  $N_t = \sup\{n \in \mathbb{N} \mid S_n \leq t\}$  correspond alors au nombre de remplacements effectués à la date  $t$ . On note  $m(t) = \mathbb{E}[N_t]$  le nombre moyen de remplacement attendus sur l'horizon de temps  $[0, t]$  :  $m$  est appelée fonction du renouvellement. La théorie du renouvellement permet de montrer que la fonction  $m$  est solution de l'équation :

377

378

$$m(t) = F(t) + \int_0^t m(t-x)dF(x),$$

379

appelée équation du renouvellement, où  $F$  est la fonction de répartition des durée de vie du matériel considéré. [29].

380

381

Cette équation est fondamentale, et sa résolution permet de prédire finement l'évolution du nombre de remplacements auxquels le gestionnaire d'infrastructure devra faire face à l'avenir. Le module ReLife, permet la résolution de cette équation, et offre la possibilité au gestionnaire d'infrastructure de prédire les conséquences résiduelles de sa politique de gestion d'actifs.

385

Dans l'exemple des chaînes d'isolateurs de la section précédente, dans le cas où les coûts de remplacement sur défaillance sont faibles, le remplacement par critère d'âge est économiquement le plus performant. Afin de pouvoir prévoir les opérations de maintenance et de remplacement, ainsi que les provisions que le gestionnaire doit budgétiser pour couvrir cette politique sur le long terme, la résolution de l'équation du renouvellement est essentielle.

390

391

Ces résultats illustrent une propriété essentielle de la fonction du renouvellement : le nombre de renouvellements par an présente un profil d'oscillateur amorti : les pics de remplacements de matériel se répètent à une fréquence égale à l'âge de remplacement optimal, ici 24.083 ans (voir Tab.2), et s'amortissent au fil du temps. Cela est dû à l'interaction dynamique entre les événements de défaillance et de remplacement. Deux effets concurrents entrent en jeu : d'une part, avec le temps, les anciens actifs vieillissent et deviennent défectueux et/ou sont remplacés sur critère d'âge, ce qui augmente le nombre de remplacements par an. D'autre part, les actifs défectueux sont remplacés par de nouveaux, ce qui entraîne une diminution du nombre de

396

397  
398  
399  
400  
401

remplacements par an. Ce processus crée des oscillations résultant des événements de défaillance et de remplacement qui interagissent continuellement. L'amplitude de ces oscillations s'atténue progressivement avec le temps, car le système tend vers un équilibre où les effets des défaillances et des remplacements se compensent. A terme, on obtient un nombre constant de remplacement par an.

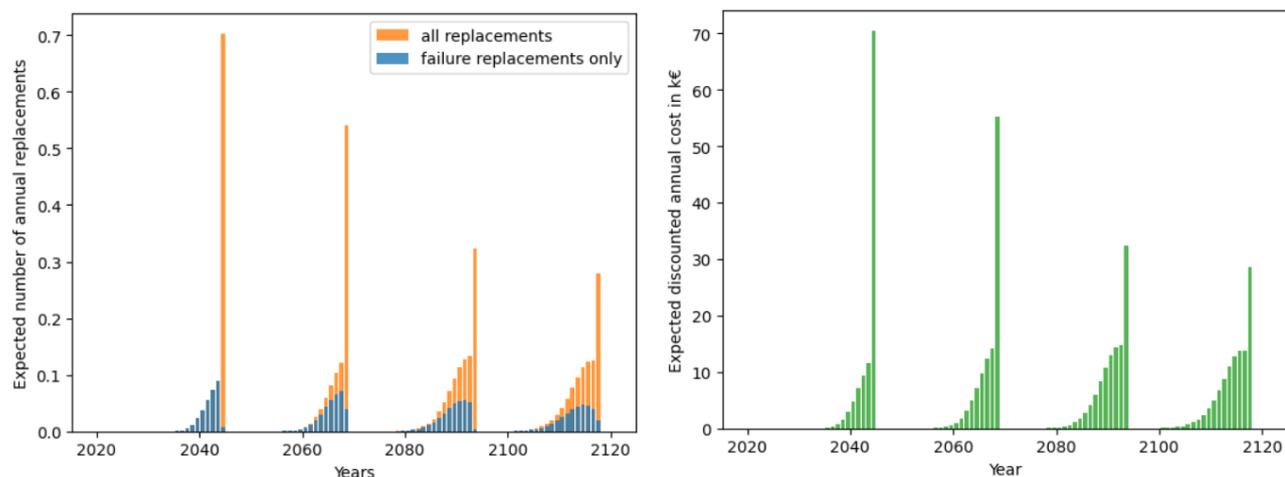


Fig. 10 – Evolution du nombre de remplacements moyen (gauche) et du budget annuel associé (droite) par an. Le profil en oscillateur est clairement visible, avec des pics amortis de remplacements et de provisions tous les 24 ans environ. L'effet est ici amplifié par l'hypothèse simplificatrice qu'à l'instant initial, la population d'actifs est supposée entièrement neuve dans cette simulation. En pratique, il faut tenir compte de la pyramide des âges du parc : dans ce cas le profil en oscillateur amorti est toujours présent, bien que moins saillant. Dans tous les cas, les oscillations finissent par disparaître et la population d'actifs atteint la distribution d'âge à l'équilibre.

402

403

## VI. CONCLUSION

404

Cet article a souligné l'importance d'une démarche méthodique dans l'évaluation quantitative des risques en gestion d'actifs, une démarche rendue possible grâce à l'outil ReLife. En partant d'une définition précise du problème de risque et en établissant clairement les paramètres et enjeux associés à la gestion des actifs, nous avons montré comment ReLife, en tant que librairie Python open source donnant accès à des outils simple d'utilisation, facilite la modélisation des événements récurrents, la durée de vie des actifs, et les processus de détérioration, en fonction de la disponibilité des données.

405

406

407

408

409

Nous avons également mis l'accent sur l'évaluation des conséquences des défaillances, distinguant les coûts réels des coûts de collectivité, afin de fournir une vision complète des impacts financiers et sociaux de la gestion d'actifs. Grâce à ReLife, nous avons pu évaluer les performances de différentes politiques de maintenance, conduisant au choix de la stratégie la plus optimale. Cette décision, basée sur une analyse intégrée, est ainsi éclairée et justifiable.

410

411

412

413

414

415

ReLife se distingue par sa capacité à modéliser la durée de vie des actifs, à évaluer leur détérioration physique, et à simuler les effets de diverses stratégies de maintenance. Outil puissant pour l'application de la méthodologie décrite, il offre une solution permettant de justifier des décisions éclairées, favorisant une gestion des actifs à la fois plus efficace et durable.

416

417

418

## REFERENCES

419

420

[1] Ouali, M. S., Tadj, L., Yacout, S., & Ait-Kadi, D. (2011). A survey of replacement models with minimal repair. Replacement Models with Minimal Repair, 3-100.

421

422

423

[2] Nakagawa, T., & Kowada, M. (1983). Analysis of a system with minimal repair and its application to replacement policy. European Journal of Operational Research, 12(2), 176-182.

424

425

426

[3] Barlow, R., & Hunter, L. (1960). Optimum preventive maintenance policies. Operations research, 8(1), 90-100.

427

428

[4] Barlow, R. E., & Proschan, F. (1996). Mathematical theory of reliability. Society for Industrial and Applied Mathematics.

429

430

[5] Gertsbakh, I. B. (2000). Reliability theory: with applications to preventive maintenance. Springer Science & Business Media.

431

432

433

- 434 [6] Nakagawa, T. (2005). Maintenance theory of reliability. Springer Science & Business Media.  
435
- 436 [7] Park, C. Contemporary Engineering Economics, 6th ed. Pearson, 2016.  
437
- 438 [8] Kaplan, E. L., & Meier, P. (1958). Nonparametric estimation from incomplete observations. Journal of the American  
439 statistical association, 53(282), 457-481.  
440
- 441 [9] Aven, T., & Jensen, U. (Eds.). (1999). Stochastic models in reliability. New York, NY: Springer New York.  
442
- 443 [10] Resnick, S. I. (2013). Adventures in stochastic processes. Springer Science & Business Media.  
444
- 445 [11] Daley, D. J., & Vere-Jones, D. (2003). An introduction to the theory of point processes: volume I: elementary theory and  
446 methods (pp. 211-275). Springer New York.  
447
- 448 [12] Baddeley, A., Bárány, I., & Schneider, R. (2007). Spatial point processes and their applications. Stochastic Geometry:  
449 Lectures Given at the CIME Summer School Held in Martina Franca, Italy, September 13–18, 2004, 1-75.  
450
- 451 [13] Streit, R. L., & Streit, R. L. (2010). The poisson point process (pp. 11-55). Springer US.  
452
- 453 [14] Aalen, O. (1978). Nonparametric inference for a family of counting processes. The Annals of Statistics, 701-726.  
454
- 455 [15] Nelson, W. (1969). Hazard plotting for incomplete failure data. Journal of Quality Technology, 1(1), 27-52.  
456
- 457 [16] Nelson, W. (1972). Theory and applications of hazard plotting for censored failure data. Technometrics, 14(4), 945-966.  
458
- 459 [17] Akaike, H. (1998). Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In Selected papers of  
460 hirotugu akaike (pp. 199-213). New York, NY: Springer New York.  
461
- 462 [18] van Noortwijk, J. M., van der Weide, J. A., Kallen, M. J., & Pandey, M. D. (2007). Gamma processes and peaks-over-  
463 threshold distributions for time-dependent reliability. Reliability Engineering & System Safety, 92(12), 1651-1658.  
464
- 465 [19] van Noortwijk, J. M. (1998, May). Optimal replacement decisions for structures under stochastic deterioration.  
466 In Proceedings of the Eighth IFIP WG (Vol. 7, No. 5, pp. 273-280).  
467
- 468 [20] Van Noortwijk, J. M. (2009). A survey of the application of gamma processes in maintenance. Reliability Engineering &  
469 System Safety, 94(1), 2-21.  
470
- 471 [21] Ellingwood, B. R., & Mori, Y. (1993). Probabilistic methods for condition assessment and life prediction of concrete  
472 structures in nuclear power plants. Nuclear engineering and design, 142(2-3), 155-166.  
473
- 474 [22] T. Guillon (2022). ReLife: a Python package for asset management based on reliability theory and lifetime data analysis.  
475 GitHub, <https://github.com/rte-france/relife>  
476
- 477 [23] ISO 55000 (2014). Gestion d'actifs — Aperçu général, principes et terminologie.  
478
- 479 [24] ISO 55001 (2014). Gestion d'actifs — Systèmes de management — Exigences.  
480
- 481 [25] Lawless, J. F. (2011). Statistical models and methods for lifetime data. John Wiley & Sons.  
482
- 483 [26] France Stratégie (2023). Guide de l'évaluation socioéconomique des investissements publics.  
484 <https://www.strategie.gouv.fr/publications/guide-de-levaluation-socioeconomique-investissements-publics-edition-2023>  
485
- 486 [27] Aven, T. (2013). Practical implications of the new risk perspectives. Reliability Engineering & System Safety, 115, 136-  
487 145.  
488
- 489 [28] International Electrotechnical Commission. (*en cours*). Management of network assets in power systems – Asset risk  
490 mitigation (Project IEC 63223-2).
- [29] Barlow, R. E., & Proschan, F. (1996). *Mathematical theory of reliability*. Society for Industrial and Applied Mathematics.