



Simulation de Monte-Carlo pour approcher la Durée de Vie Utile Restante (RUL) des systèmes Monte Carlo Simulation to Approximate the Remaining Useful Life (RUL) of Systems

BEGARIN David
A2L Consultants
Rueil-Malmaison
d.begarin@a2l.net

OGAL Idir
A2L Consultants
Rueil-Malmaison
i.ogal@a2l.net

RESUMÉS

Résumé — Dans le domaine de la maintenance prédictive, l'approche « data-driven » s'est largement imposée et la réussite des projets dépend fortement de la disponibilité et de la qualité des données capitalisées. Or, l'absence de données peut représenter un obstacle à l'initiation de tels projets. Ce document introduit une méthode visant à contourner cet écueil que rencontrent bien souvent les industriels, en tirant profit de la digitalisation des systèmes fonctionnels. Sur la base d'un jumeau numérique, de l'expertise technique des systémiers et du retour d'expérience, cette méthode propose de simuler des données pour entraîner un modèle d'estimation de la durée de vie utile restante (RUL). Dans le cas présent, cette démarche sera mise en œuvre de bout en bout sur une application simple : un système de trappe activée à distance. Les premières leçons tirées de cette expérimentation nous permettent de dresser un premier bilan et de présenter les avantages ainsi que les défis soulevés par cette approche. Enfin nous aborderons les perspectives et synergies nouvelles qu'elle peut offrir aux parties prenantes des organisations industrielles.

Mots-clefs — *RUL, Maintenance prédictive, Monte-Carlo, Jumeau numérique, Approche basée sur le modèle*

Abstract — In the realm of predictive maintenance, the data-driven approach has become widely used, and the success of projects heavily relies on the availability and quality of accumulated data. However, the lack of data can pose significant barriers to initiating or even continuing such projects. This document introduces a method designed to circumvent this common challenge faced by industrialists, by leveraging the digitalization of functional systems. Utilizing a digital twin, the technical expertise of system engineers, and feedback from field experience, this method involves simulating data to train a model for estimating the Remaining Useful Life (RUL). In this instance, the approach will be applied end-to-end on a straightforward application: a remotely activated trap system. The initial lessons learned from this first experiment allow us to provide an initial assessment and to highlight the advantages as well as the challenges posed by this approach. Finally, we will discuss the new perspectives and synergies it offers to stakeholders of industrial organizations.

Keywords — *RUL, Predictive maintenance, Monte-Carlo, Digital twin, Model based approach*

I. INTRODUCTION

L'industrie 4.0 révolutionne le domaine de la maintenance en permettant une anticipation des défaillances et une planification optimale des opérations de maintenance. Cette évolution technologique fournit des outils pour accroître la disponibilité et la fiabilité des systèmes tout en maîtrisant le coût global de possession. Son intégration dans les stratégies industrielles révèle un potentiel important pour améliorer l'efficacité opérationnelle et la durabilité des systèmes.

Cependant, la mise en œuvre d'un programme de maintenance prédictive, notamment pour déterminer la durée de vie restante (RUL) d'une flotte de systèmes, est une activité complexe. Elle nécessite de nombreux prérequis techniques et un changement de paradigme au sein des organisations qui viennent bousculer les méthodologies et savoir-faire traditionnels. Un autre point indispensable à la mise en œuvre de la maintenance prédictive est la mise à disposition de données de qualité sur l'ensemble du cycle de vie du système. Cette exigence représente souvent un point dur pour de nombreux industriels, qui peinent à capitaliser les données en quantité et / ou en qualité suffisante : ces problèmes surviennent souvent en raison d'une structure (humaine, organisationnelle, système d'information (SI)) mal dimensionnée en amont. Tous ces obstacles génèrent des retards et écueils qui peuvent mettre en péril la raison d'être de ces projets.

Au regard de ces enjeux, notre étude propose une approche basée sur les modèles visant à contourner cette dépendance associée à la capitalisation de données opérationnelles. Il s'agit d'exploiter les opportunités technologiques offertes par l'industrie 4.0 et notamment l'utilisation croissante des jumeaux numériques dans la conception des systèmes pour générer des données de défaillance. En s'appuyant sur l'expertise des systémiers, nous développons un modèle fonctionnel simulant le vieillissement des composants et les lois d'usure associées pour entraîner un modèle qui vise à prédire la durée de vie utile restante (RUL) du système. Des simulations de type Monte-Carlo sont réalisées pour créer un large spectre de scénarii de dégradation, qui sont, par la suite, intégrés dans le jumeau numérique pour simuler différents comportements du système sous stress. En multipliant les simulations, nous venons enrichir notre base de prévision, et par la même occasion, améliorer notre connaissance du système. Les données issues de ces simulations sont ensuite extraites et traitées pour entraîner un modèle prédictif de la RUL. Ce modèle vise à anticiper la nécessité d'une intervention de maintenance avant l'occurrence d'une défaillance, ce qui permet d'anticiper l'occurrence d'une panne.

Notre étude s'appuie essentiellement sur MATLAB / Simulink, en raison de sa capacité à modéliser et simuler des systèmes complexes avec une bonne fidélité. Grâce à ces outils, nous avons pu réaliser la modélisation d'un système de trappe activée à distance qui servira de fil conducteur sur l'ensemble des processus traité. Le module "Predictive Maintenance Toolbox" a été utilisé pour entraîner le modèle d'estimation de la durée de vie restante (RUL) à partir des données simulées.

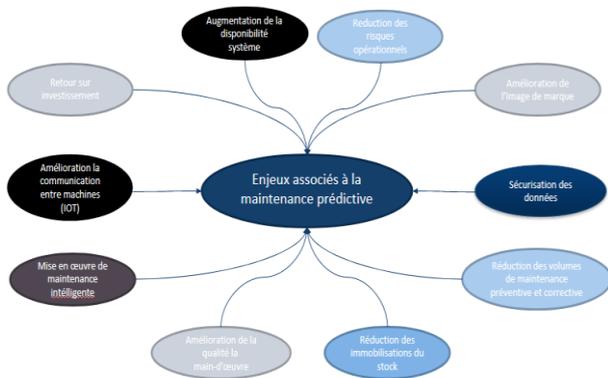


Figure 1 : Enjeux de la maintenance prédictive

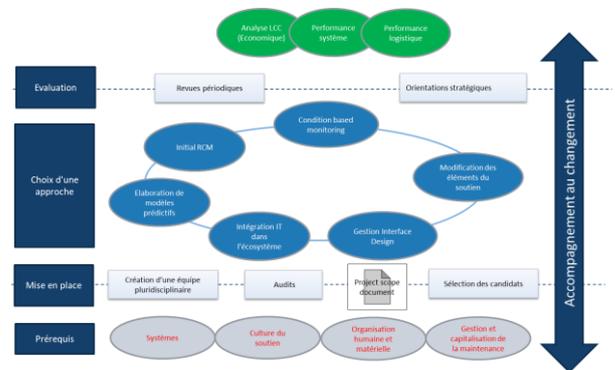


Figure 2 : Prérequis pour la maintenance prédictive

II. PROBLEMATIQUES

La mise en œuvre d'une telle démarche soulève néanmoins quelques interrogations :

1. **Validité des modèles fonctionnels** : Comment pouvons-nous assurer la validité des modèles fonctionnels ainsi créés ? Quelle est la fiabilité et l'exactitude des modèles fonctionnels développés ?
2. **Calibration des modèles basés sur les données simulées** : Comment garantir que les modèles prédictifs, entraînés sur des données simulées, sont correctement calibrés pour refléter avec précision les conditions réelles d'utilisation des systèmes ?
3. **Intégration dans les processus industriels** : Comment l'approche proposée peut-elle s'intégrer efficacement dans des processus industriels complexes ? quels gains peuvent-ils apporter aux grandes organisations ?

III. REVUE DE LITERATURE

Notre étude porte sur l'utilisation des jumeaux numériques et l'estimation de la durée de vie utile restante (RUL) pour les systèmes, une synthèse des travaux antérieurs révèle plusieurs axes de recherche dans la littérature existante.

A. Jumeaux Numériques et Maintenance Prédictive

Le recours croissant des jumeaux numériques dans l'industrie a ouvert de nouvelles voies pour un bon nombre d'applications incluant la maintenance prédictive, comme le soulignent Kritzinger et al. (2018) [1]. Ces technologies offrent une réciprocité des comportements entre système réel et digital, qui permet de gérer les problématiques quasiment en temps réel. Toutefois, l'intégration de modèles prédictifs pour l'estimation de la durée de vie utile et l'approche model-driven demeure peu exploitée à ce jour.

B. Estimation de la RUL

S'agissant de l'estimation de la RUL, Siar et Yacout (2020) [2] dressent un panorama exhaustif des techniques actuelles. Ils mettent en évidence l'importance de la qualité des données dans le contexte de l'approche « data-driven ». Néanmoins, leur revue révèle des lacunes concernant l'exploitation des données issues des jumeaux numériques pour l'estimation de la RUL.

C. Méthodes de Simulation de Défaillance

Quant aux méthodes de simulation des défaillances, l'approche de Monte Carlo, discutée par Mettas (2000) [4], se distingue par sa capacité à modéliser et produire des résultats en fonction de distributions probabilistes. Cependant, son application dans la création de scénarios de dégradation via des jumeaux numériques demeure pas explorée.

D. Autres études

Dans leur étude [3], Wang et al. introduisent un concept de jumeau numérique ("Digital Twin") pour le diagnostic des pannes des machines tournantes, composé de trois éléments principaux : un système physique, un modèle digital, et la connexion entre le système physique et virtuel. Cette approche, est confrontée au défi de la confiance envers le modèle. Pour appréhender cette problématique, des études telles que celle présentée dans par Frédéric et al., 2022 [5] proposent des solutions visant à renforcer la fiabilité des modèles et des résultats associés.

E. Conclusion

Bien que les progrès dans le domaine des jumeaux numériques et de l'estimation de la RUL soient indéniables, la revue de la littérature met en lumière des espaces significatifs pour l'innovation. La convergence des jumeaux numériques, des modèles prédictifs avec les simulations de défaillance représente un champ d'étude très peu exploré et la poursuite de ce type de recherche pourrait combler les lacunes existantes mais aussi transformer les pratiques en vigueur en lien avec la maintenance prédictive.

IV. METHODOLOGIE

La méthodologie adoptée pour ce projet s'articule autour de 5 grandes étapes :

1. **Constitution d'un modèle fonctionnel** : Cette étape implique le développement d'un jumeau numérique du système en utilisant MATLAB / Simulink. Ce jumeau numérique est conçu pour refléter les caractéristiques fonctionnelles du système par le biais de simulations sous différentes conditions d'utilisation.
2. **Analyse dysfonctionnelle** : À travers une analyse de type AMDEC cette étape vise à déterminer et caractériser les modes de défaillance du système. En s'appuyant sur l'expertise technique et les retours d'expérience, nous identifions ainsi les pannes du système, en vue de les simuler potentiellement dans le modèle numérique.
3. **Génération et la structuration des données** : Cette étape se concentre sur la création de données simulées à partir de Simulink représentant les comportements du système en cas de défaillances identifiées précédemment. Les données sont générées en quantité pour couvrir un grand nombre de conditions d'utilisation. Elles sont ensuite structurées de manière à faciliter leur analyse tout au long de l'étude.
4. **Analyse des données associées aux défaillances** : Les données générées sont analysées pour déceler les valeurs seuils qui déclenchent les défaillances (en lien avec les exigences fonctionnelles). Ces premières analyses fournissent une bonne base pour comprendre le comportement du système et offre la possibilité d'identifier des valeurs caractéristiques permettant de mieux décrire les pannes.
5. **Création de scénarios de dégradations avec l'approche de Monte Carlo** : Utilisant les données et analyses précédentes, cette étape se base sur la méthode de simulation Monte Carlo pour développer des scénarios de dégradation du système. En se basant sur des hypothèses concernant les distributions associées à la RUL, cette méthode permet de générer de scénario de dégradation du système.
6. **L'entraînement et la validation du modèle** : Un modèle d'estimation de RUL est entraîné à partir des données de dégradation simulées, en employant le modèle de similarité résiduel de MATLAB. Le modèle est validé pour vérifier sa précision. Cette validation fait appel à des jeux de données tests, pour évaluer les performances du modèle dans des conditions variées.

Ces éléments seront détaillés dans les prochains paragraphes.

A. Constitution du modèle fonctionnel

Avant d'initier le processus de modélisation sous Simulink, la première étape consiste à définir les objectifs de la modélisation. Il s'agit d'identifier les attentes spécifiques du modèle et la détermination de la granularité attendue car la finesse du modèle impacte directement la nature et la qualité des données qu'il sera en capacité de fournir. Le modèle est construit de manière progressive par incrément sur la base des échanges et savoirs des experts techniques ainsi que la mise à disposition de données telles que :

- Données de conception et description des constituants
- Données d'utilisation ou profil d'emploi
- Données relatives aux conditions environnementales
- Données de défaillance
- Paramètres des composants clé.

Lors de la constitution du modèle des simulations peuvent être réalisées pour s'assurer du comportement dynamique du système sous diverses conditions, ce qui permet de procéder à des validations intermédiaires du modèle. Ces simulations sont complétées d'un protocole établi en amont spécifiant la méthode de validation du modèle numérique. Il détaille les étapes de vérification assurant que les éléments produits sont conformes à l'attendu.

De plus, un système de gestion de configuration est mis en place afin d'assurer la traçabilité des modèles produits et un partage cohérent des informations.

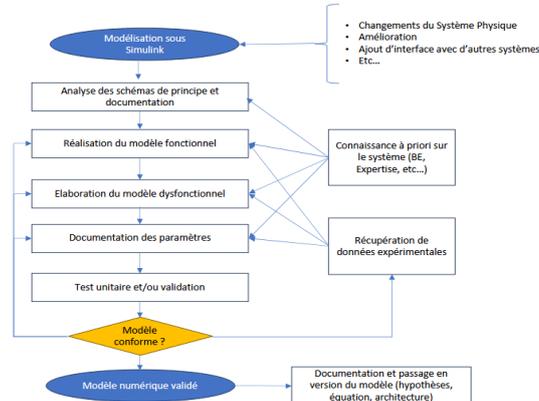


Figure 3 : Synoptique de la construction du modèle numérique

B. Analyse dysfonctionnelle [6]

À partir du modèle fonctionnel, nous avons élaboré un modèle dysfonctionnel, intégrant une analyse AMDEC pour identifier les défaillances candidates à une maintenance prédictive. Cette méthode d'analyse nous aide à évaluer les risques et impacts de chaque défaillance. Toutefois, pour que l'AMDEC réponde aux exigences de la maintenance prédictive, une adaptation de l'approche est nécessaire : nous avons exploité le modèle de données UML fourni par la spécification d'analyse du soutien logistique S3000L. Ce modèle offre un cadre structuré, présentant les données à travers d'Unités de Fonctionnalité (UoF), qui encapsulent des informations sous forme de fonctionnalités liées à des ensembles de données. L'utilisation des UoF permet d'aborder les différents aspects de la maintenance prédictive, ce qui facilite une documentation des modes de défaillance ainsi que leurs labélisations.

L'intérêt dans le cas de notre analyse réside dans la capacité à organiser l'information de manière à :

- Définir les systèmes impliqués, pour une identification claire des candidats à la maintenance prédictive.
- Décrire en détail les phases d'utilisation du système et le contexte d'utilisation, en offrant un complément d'information sur les conditions opérationnelles et les situations où les défaillances sont susceptibles de survenir.
- Spécifier l'environnement opérationnel, en y associant les facteurs extérieurs pouvant influencer les défaillances.
- Établir une correspondance claire entre les modes de défaillance, leurs symptômes et la capacité à isoler les pannes.

No	UOF	Définition
10	Digital File	Enables referencing and exchanging a digital file within the exchanged data.
12	Environment Definition	Provides the ability to define the circumstances, objects, events, and/or conditions that surround something and influence the performance of an associated item.
14	Failure Mode	Describes potential system failures, along with their causes and effects.
15	Failure Mode Isolation	Describes the ability to collect data which indicates the associated failure mode that has occurred.
16	Failure Mode Symptom	Identifies measurable or visible parameters whose presence can be related, directly or indirectly, to the occurrence of an associated failure mode.
22	LSA Failure Mode Group	Provides the ability to group failure modes that result in the same corrective maintenance activities.
29	Product Usage Context	Defines the context in which the defined Products and Product variants are to be operated and maintained.
30	Product Usage Phase	Defines periods of time during which a Product is in an operational state which has specific characteristics that require special considerations.

Tableau 1 : Liste des UOF utilisées pour dimensionner l'analyse dysfonctionnelle

Suite à la collecte de ces informations, un travail de recherche est réalisé sur le jumeau numérique pour isoler les paramètres pouvant induire les symptômes attendus pour chaque mode de défaillance retenu.

C. Génération et structuration des données [7]

Une fois le comportement du système validé, la prochaine étape consiste à effectuer un maximum de simulations à partir de la modélisation sous Simulink afin de générer un volume important de données sur le système. Cette approche vise à améliorer notre compréhension des performances du système en couvrant à la fois les phases fonctionnelles et dysfonctionnelles. Par la suite, ces données de simulation seront organisées et structurées de manière à faciliter leur accès et leur analyse tout au long de l'étude.

D. Analyse des données associées aux défaillances [7]

L'analyse des données débute par la définition des valeurs seuils associées aux pannes. Par le biais d'une analyse de sensibilité, qui consiste à faire varier un ou plusieurs paramètres du système afin de déterminer leur influence sur une performance spécifique. En identifiant les paramètres les plus sensibles, nous examinons leur influence sur l'apparition des défaillances ainsi que leur impact sur les performances du système. L'importance des données issues des capteurs est évaluée pour déterminer leurs contributions en lien avec les pannes.

À partir des séries temporelles fournies par les capteurs, des caractéristiques telles que la moyenne, l'écart-type, ou autres indicateurs statistiques sont calculés pour extraire les caractéristiques des données. Ces caractéristiques sont choisies en fonction de leur pertinence pour identifier les signaux précurseurs des pannes.

Pour permettre une comparaison entre les différentes caractéristiques, les données sont normalisées. Un indice de performance est défini comme une fonction des caractéristiques normalisée : des poids sont attribués à chaque caractéristique pour refléter leur contribution dans l'apparition des défaillances. Dans le cas de notre étude, l'indice est défini comme la somme pondérée des caractéristiques. Pour trouver la valeur optimum des poids nous réalisons une optimisation sous contraintes où l'objectif est de trouver le jeu de poids qui minimise l'erreur entre la valeur prédite et la valeur réelle.

Une valeur seuil pour l'indice de performance est établi, ce qui traduit l'atteinte d'un niveau de performance jugé inacceptable d'un point de vue fonctionnel.

E. Création de scénarios de dégradations avec l'approche de Monte Carlo [9]

Afin d'entraîner le modèle permettant d'implémenter la RUL, nous avons besoin de données traduisant l'évolution du système de son fonctionnement nominal jusqu'à l'occurrence de la défaillance. L'adoption de l'approche Monte Carlo représente une alternative intéressante pour modéliser des scénarios de dégradation du système. Cette technique se base sur la détermination des distributions des paramètres du système pour générer des trajectoires de dégradation. En effet, grâce aux données simulées couvrant à la fois les phases fonctionnelles et dysfonctionnelles pour plusieurs profils d'emploi, nous pallions le manque de données réelles en construisant un ensemble de scénarii variés qui reflètent la complexité et la variabilité propres aux processus de dégradation. Ces scénarii simulés servent ensuite de données d'entrée pour entraîner et valider des modèles prédictifs capables d'estimer la durée de vie utile restante des équipements.

F. L'entraînement et la validation du modèle [8]

La méthode utilisée pour calculer la Durée de Vie Utile Restante (RUL) dépend du type de données disponibles.

Les données peuvent être :

- Des données de durée de vie indiquant le temps nécessaire pour que des systèmes atteignent la défaillance (donnée de survie sur une flotte de matériel ou un parc de système)
- Des historiques de fonctionnement jusqu'à la défaillance de machines similaires à celles qui pourraient être diagnostiquées
- Des données portant sur la dégradation des systèmes (lois et variables de dégradation) avec une valeur seuil connue comme indicateur de la défaillance

Dans le contexte de notre étude nous souhaitons générer des scénarii en partant de la mise en service du système, en situation nominale, jusqu'à l'apparition de la défaillance par l'approche Monte Carlo. Nous avons choisi d'implémenter l'approche de similarité résiduelle proposée par MATLAB (Predictive Maintenance Toolbox), car celle-ci permet de comparer les profils de dégradation d'un candidat avec un ensemble d'éléments ayant subi des dégradations similaires. En calculant les erreurs de prédiction à une étape donnée, pour chaque modèle de l'ensemble, cela permet d'évaluer la similarité entre le candidat testé et les autres membres de l'ensemble. Une erreur minimale met en évidence les éléments du modèle présentant le plus de similarités, ce qui permet d'estimer la RUL en se basant sur la durée de vie des composants présentant des profils de dégradation les plus proches de ceux du candidat.

Pour la validation, nous testons le modèle par le biais d'un ensemble de données non exploitées lors de la phase d'entraînement, ce qui offre une mesure de l'erreur associée à l'estimation de la RUL de notre modèle à partir de données simulées. Cette étape cruciale assure que le modèle est non seulement précis dans un contexte contrôlé, mais également robuste et fiable lorsqu'appliqué à de véritables scénarii opérationnels.

Le tableau ci – dessous présente les différentes familles de modèle proposés par MATLAB pour la maintenance prédictive.

Famille de modèles	Nom du modèle	Définition	Données disponibles
Modèle de dégradation	exponentialDegradationModel	Dégradation exponentielle, avec augmentation de l'aggravation de la détérioration du composant dans le temps.	Données de dégradation avec définition de seuil
	linearDegradationModel	Dégradation linéaire détérioration du composant constante dans le temps.	
Modèles de survie	reliabilitySurvivalModel	Estimation de la RUL sur la base du temps d'utilisation du composant.	Données de vie avec ou sans co-variables
	covariateSurvivalModel	Estimation de la RUL sur la base des covariables (profil d'emploi, environnement)	
Modèles basés sur la similarité	hashSimilarityModel	Estimation de la RUL en comparant les signatures des données capteurs	Données de fonctionnement jusqu'à la défaillance
	pairwiseSimilarityModel	Estimation de la RUL en comparant la similarité par paires de données.	
	residualSimilarityModel	Calcule la RUL à partir des écarts dans les séries de dégradation.	

Tableau 2 : Liste des modèles prédictive maintenance Toolbox

V. RESULTATS

Dans cette section, nous présentons les résultats obtenus des premiers travaux réalisés dans le cadre de l'étude du système de trappe.

A. Modélisation du jumeaux numérique et validation du modèle

Le système physique comprend les composants suivants :

- **Raspberry Pi 4B** : Sert de plateforme de contrôle principale.
- **Capteur de distance HC-SR04** : Mesure les distances.
- **Résistances** : Assurent le bon fonctionnement électrique.
- **Micro Servomoteur MG995** : Contrôle les mouvements.
- **Kit de câbles** : Permet les connexions nécessaires.
- **Breadboard** : Facilite le montage des composants.
- **Batterie externe** : Alimente le système.
- **Capteur de courant ACS712** : Surveille le courant.
- **Module ADS1115** : Collecte les données analogiques.
- **Boîtier pour Raspberry Pi** : Protège l'unité centrale.

B. Jumeau numérique

Sur la base des paramètres des composants présentés, nous avons produit une première version du jumeau numérique sous Simulink. Dans ce modèle les paramètres ont été intégrés en tenant compte des premières données accessibles sur chaque composant du système.

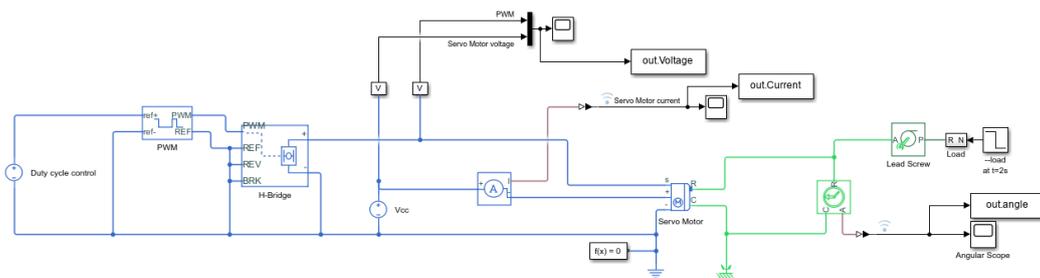


Figure 4 : Modèle Matlab de la trappe

Des travaux complémentaires ont été menés pour enrichir cette première version en utilisant les données dérivées du capteur de courant (ACS712), un multimètre et un chronomètre en suivant la méthode décrite ci-dessous :

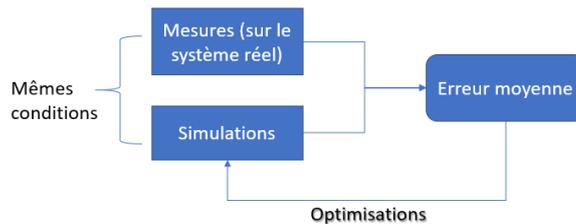


Figure 5 : Méthode de validation du modèle numérique

Par un travail itératif sur les paramètres et une évaluation systématique des paramètres de sortie, nous avons affiné la précision de notre jumeau numérique, en alignant les simulations avec les comportements observés en conditions réelles et ça sur plusieurs profils d'emplois.

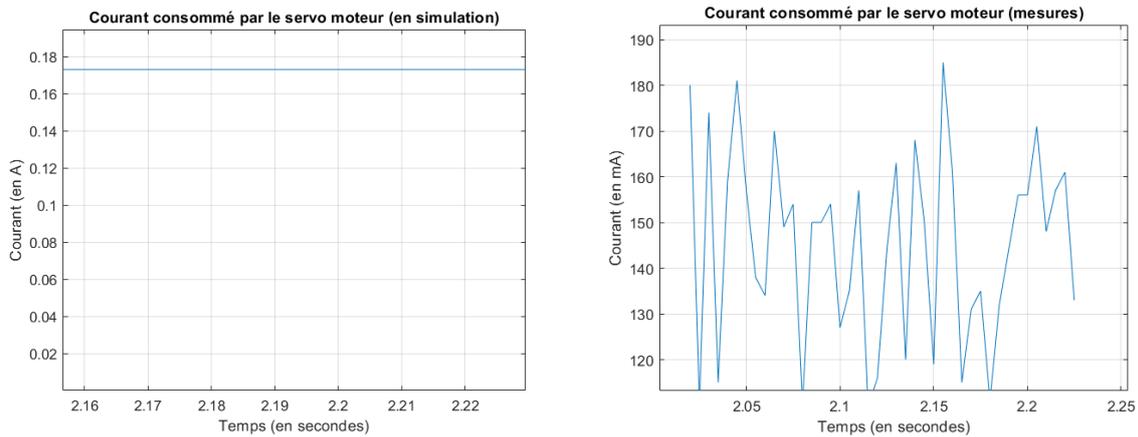


Figure 6 : Comparaison en exemple entre mesure et simulation du courant consommé par le servo moteur en phase d'ouverture (sans charge)

Cette campagne d'optimisation nous fournit des résultats intéressants, elle indique en effet une précision de l'ordre de 10% pour le capteur de courant. Une démarche similaire a été menée sur le temps de réponse du servomoteur et montre une erreur de 17 %. Des actions complémentaires sont actuellement en cours pour poursuivre ces efforts d'amélioration en continue.

C. Validation du comportement attendu au regard de la défaillance

L'Analyse des Modes de Défaillance, de Leurs Effets et de Leur Criticité (AMDEC) nous a amenés à nous pencher vers un premier mode de défaillance : **l'augmentation de la charge du servomoteur (N)**. Il s'agit d'un phénomène d'usure qui est dû à la combinaison de plusieurs phénomènes :

- Frottement : Les composants en mouvement peuvent subir une usure qui augmente le frottement, nécessitant plus de couple pour effectuer le même travail.
- Détérioration des engrenages : L'usure des dents des engrenages peut réduire leur efficacité, ce qui augmente la charge sur le moteur.
- Grippage : La saleté, la corrosion ou l'accumulation de résidus peuvent entraîner un grippage des pièces en mouvement.
- Désalignement : Un mauvais alignement mécanique dû à l'usure ou à des dommages structurels peut augmenter la charge du servomoteur.

Le comportement attendu du système vis-à-vis de ce défaut est :

- Une augmentation de la consommation d'énergie notamment à travers la consommation de courant.
- Une augmentation du temps de réponse du système.

Une analyse de sensibilité a été réalisée pour vérifier le comportement de notre modèle numérique. Cette première vérification empirique a confirmé que le modèle réagit de manière cohérente aux variations des paramètres. Nous observons par exemple une augmentation de la consommation du courant pour des valeurs croissantes de charge (N).

Charge (N)	Courant (A)
0	0.173
15	0.210
20	0.263
30	0.377

Tableau 3 : Evolution du courant consommé en fonction de la charge

D. Création d'un Indicateur de performance pour le servomoteur

Le schéma ci-dessous présente l'indicateur de performance élaboré pour le servomoteur :

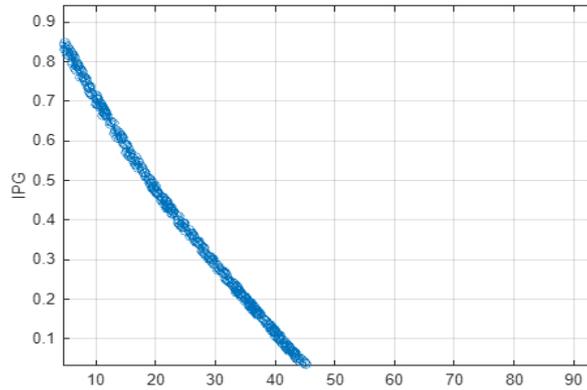


Figure 7 : Indicateur de performance du servomoteur en fonction de la charge en Newton (N)

Sur la base des données et métriques, nous avons créé un indicateur qui traduit l'état de santé du système en fonction de la charge du servomoteur. Cet indicateur est construit de manière à atteindre son maximum pour de faibles valeurs de la charge (N), et passe à zéro lors de l'apparition du défaut à l'atteinte de la valeur seuil de 45 (N).

E. Création d'un modèle d'estimation de la RUL

Sur la base des données de durée de vie pondérées, nous avons émis une première série d'hypothèses sur la RUL du servomoteur.

Les hypothèses retenues sont les suivantes :

- RUL moyenne : 72 mois
- Distribution : Normal (moyenne = 72 mois, écartype = 24 mois)
- Nombre de scénarii de dégradation : 137
- Scénarii d'entraînement : 110
- Données de validation : 27

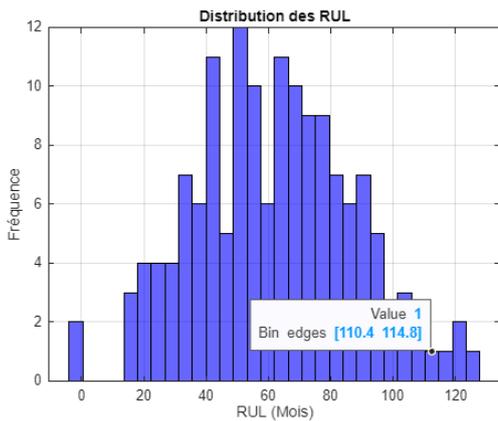


Figure 8 : Distribution de la RUL

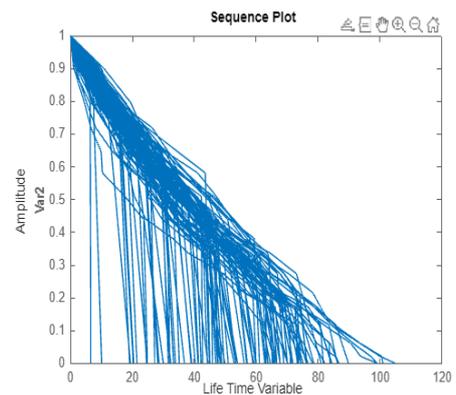


Figure 9 : Scénarii servants à estimer la RUL

A partir des données synthétiques, nous contournons le manque de données réelles issues du terrain en construisant un ensemble de scénarii. Ces scénarii simulés servent ensuite de base pour entraîner et valider des modèles prédictifs capables d'estimer la durée de vie utile restante des équipements.

VI. DISCUSSION ET PERSPECTIVES

Les résultats obtenus par cette approche sont prometteurs. Ils révèlent que le modèle numérique reflète de manière cohérente les comportements attendus face aux changements de paramètres. Cette correspondance entre les prédictions du modèle et les comportements attendus constitue une première validation empirique de notre approche. Ces premières observations mettent en lumière sa capacité à reproduire les dynamiques du système physique avec une précision mesurable. Ces éléments suggèrent que nous sommes en bonne voie pour atteindre notre objectif principal qui est de justifier le bien-fondé de cette méthode.

Cependant, nous reconnaissons que la première calibration du modèle reste sujette à des ajustements ultérieurs. Dans cette optique, des éléments de flexibilité devront être intégrés pour permettre ces révisions, notamment en ce qui concerne la validité des distributions associées aux paramètres utilisés pour simuler les scénarios. Nous devons en effet produire des modèles capables de s'adapter en fonction des données acquises sur le terrain.

La suite de notre travail consistera à affiner davantage le modèle. Il s'agira d'intégrer des logiques de dégradation de plus en plus complexes et d'explorer des scénarios variés avec lesquels notre modèle pourrait être mis à l'épreuve. L'objectif est de développer un outil robuste et fiable, adopté par l'industrie pour anticiper et prévenir efficacement les défaillances avant qu'elles ne surviennent, tout en assurant une continuité entre le prédictif et le réel.

Nous avons également conscience que ce type d'application sur des systèmes plus complexes nécessitera du temps et de la puissance de calcul en raison de la multiplicité des acteurs et de l'accessibilité des données et paramètres pour alimenter le jumeau numérique. Bien que l'approche Monte Carlo présente de nombreux avantages pour la génération de scénarios de dégradation, elle comporte aussi des inconvénients. Le temps de modélisation peut devenir excessif pour les systèmes complexes, et les simulations Monte Carlo nécessitent souvent un grand nombre d'itérations pour obtenir des résultats fiables, augmentant les coûts en termes de temps de calcul et de ressources.

Pour contourner ce problème, on peut utiliser des techniques de simplification de modèle qui préservent les caractéristiques jugées essentielles pour l'étude. De plus, pour améliorer l'efficacité, il est possible d'utiliser des techniques de réduction de variance qui augmentent la précision avec moins de simulations. En résumé, bien que l'approche Monte Carlo soit puissante, il est essentiel d'utiliser des stratégies pour en minimiser les inconvénients et garantir des résultats précis dans des délais raisonnables.

L'adoption d'une telle approche peut s'avérer très bénéfique pour les organisations, car elle favorise l'émergence de nouvelles synergies au sein des organisations. De plus, elle permettrait de mieux préparer le déploiement de la maintenance prédictive en anticipant un certain nombre de problématiques en amont, telles que le choix de capteurs adéquats pour remonter les données, la définition des signaux précurseurs ou encore la définition des alternatives de conception ou de soutien.

En outre, l'intégration de cette approche de maintenance prédictive offre une opportunité pour les concepteurs, les ingénieurs en maintenance et les équipes en charge du soutien des équipements d'acquérir de nouvelles compétences et de mieux comprendre le comportement des machines.

VII. CONCLUSION

Notre exploration à travers ce projet nous a conduits à franchir plusieurs étapes dans le domaine de la maintenance prédictive et de l'estimation de la durée de vie utile restante (RUL) des systèmes. En adoptant cette démarche qui se distingue de l'approche "data-driven", nous nous sommes confrontés à l'univers des jumeaux numériques. Notre modèle numérique, élaboré sous MATLAB/Simulink, nous a permis de mettre en évidence les comportements attendus. Cela valide notre hypothèse selon laquelle une approche basée sur le modèle peut offrir des prédictions intéressantes pour l'estimation de la RUL. Par ailleurs, une plus grande intégration des jumeaux numériques pour la maintenance prédictive peut offrir des avantages significatifs aux industriels :

- Pour anticiper un certain nombre de problématiques liées à la conception de solutions pour la maintenance prédictive,
- En éprouvant très en amont les systèmes de remontée de données et en orientant les industriels vers les meilleures alternatives,
- Pour faciliter les phases de test et de validation des systèmes.

Ces avantages et nouvelles opportunités peuvent contribuer à diminuer l'empreinte logistique des industriels en optimisant les processus industriels lors des phases de conception ainsi que les ressources nécessaires pour maintenir les systèmes durant leurs phases d'exploitation. En ce sens, l'adoption de cette pratique peut favoriser une transition vers un monde plus écologique en intégrant des pratiques plus respectueuses de l'environnement.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Kritzinger, W., Karner, M., Traar, G., Henjes, J., & Sihm, W. (2018). Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11), 1016-1022.
- [2] Siar, M. R., & Yacout, S. (2020). Review on Remaining Useful Life Prediction Techniques. *Procedia CIRP*, 88, 2-7.
- [3] Wang, J., Ye, L., Gao, R. X., Li, C., & Zhang, L. (2019). Digital Twin for rotating machinery fault diagnosis in smart manufacturing. *International Journal of Production Research*, 57(12), 3920-3934.
- [4] Mettas, A. (2000). Reliability Allocation and Optimization for Complex Systems. *Proceedings of the Annual Reliability and Maintainability Symposium*, 216-221.
- [5] Frédéric, M., Michel, B., Prosvirnova, T., & de Bossoreille, X. (2022, October). Model-Based Safety Assessment: Comment renforcer la confiance dans les modèles?. In Congrès Lambda Mu 23 «Innovations et maîtrise des risques pour un avenir durable»-23e Congrès de Maîtrise des Risques et de Sûreté de Fonctionnement, Institut pour la Maîtrise des Risques
- [6] AIA / ASD. (2021). S3000L - Logistics support analysis - LSA, Issue 2.0.
- [7] The MathWorks; (2023). Predictive Maintenance Toolbox User's Guide, https://www.mathworks.com/help/pdf_doc/predmaint/predmaint_ug.pdf
- [8] MathWorks. (2023). Residual Similarity Model - MATLAB. <https://fr.mathworks.com/help/predmaint/ref/residualsimilaritymodel.html>
- [9] Kececioglu, D. (1995). Maintainability, Availability, & Operational Readiness Engineering Handbook, Vol. 1.