



**HAL**  
open science

# Développement de nouvelles stratégies de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange Application : Chaîne d'approvisionnement du système des énergies renouvelables

Faker Abderrahmane

## ► To cite this version:

Faker Abderrahmane. Développement de nouvelles stratégies de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange Application : Chaîne d'approvisionnement du système des énergies renouvelables. Sciences de l'ingénieur [physics]. Université de Lorraine, 2024. Français. NNT : 2024LORR0089 . tel-04750553

**HAL Id: tel-04750553**

<https://hal.univ-lorraine.fr/tel-04750553v1>

Submitted on 23 Oct 2024

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



**UNIVERSITÉ  
DE LORRAINE**

**BIBLIOTHÈQUES  
UNIVERSITAIRES**

## AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact bibliothèque : [ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr](mailto:ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr)  
*(Cette adresse ne permet pas de contacter les auteurs)*

## LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10

[http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg\\_droi.php](http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php)

<http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm>

**THÈSE**

**Présentée à**

**L'Université de Lorraine – METZ**

**UFR Mathématiques, Informatique, Mécanique**

**Pour obtenir le titre de**

**DOCTEUR**

**en**

**Automatique, Traitement du Signal et des Images, Génie Informatique**

**Par**

**Abderrahmane FAKER**

**Développement de nouvelles stratégies de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange Application : Chaîne d'approvisionnement du système des énergies renouvelables**

Soutenue le 02 Juillet 2024, devant le jury composé de :

**Rapporteurs**

Abderrahman EL MHAMED I Professeur, Université Paris 8, Paris, France  
Nadia HAMANI Professeur, Université de Picardie Verne, Amiens, France

**Examineurs**

Ali SIADAT Professeur, Ecole Nationale Supérieure des Arts et Métiers,  
Metz, France. *Président du jury*  
Anis CHELBI Professeur, Ecole Nationale Supérieure d'ingénieurs de Tunis  
(ENSIT), Tunis, Tunisie

**Directeur de thèse**

Zied HAJEJ Maître de conférences (HDR), Université de Lorraine, Metz, France

**Co-Directeur**

Sofiene DELLAGI Professeur, Université de Lorraine, Metz, France

**Invité**

Salim BOUSLIKHANE Professeur, Université internationale d'Agadir (Universiapolis),  
Agadir, Maroc

A mes parents,

A mes chers parents,

A mes sœurs et frères,

A mes chers amis,

A mes proches, je vous dédie ce mémoire de thèse.

## *Remerciements*

La réalisation de cette recherche m'a fait prendre conscience qu'elle n'est pas le fruit d'un travail solitaire. Par conséquent, il est opportun de débiter ce mémoire de thèse par des remerciements à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à ce travail doctoral. Leur soutien et leur intérêt m'ont accompagné tout au long de ce parcours d'apprentissage en recherche, en faisant de cette expérience une période enrichissante.

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma sincère gratitude à mon directeur de thèse, Monsieur Zied HAJEJ (Maître de conférences (HDR) à l'Université de Lorraine), pour son accompagnement précieux tout au long de l'élaboration de ce mémoire. Sa patience, sa disponibilité et sa pédagogie ont été inestimable ; il m'a constamment encouragé à avancer et m'a guidé quotidiennement dans mon cheminement. Je lui suis profondément reconnaissant pour toutes les heures qu'il a consacrées, que ce soit en personne ou à distance, à la direction de cette recherche. Son soutien a été d'une valeur inestimable.

Je souhaite exprimer ma sincère gratitude à mon co-directeur de thèse, Monsieur Sofiene (Professeur à l'Université de Lorraine), pour sa confiance en acceptant de superviser ce projet de recherche et pour ses précieux conseils tout au long du processus. Il a créé les conditions idéales pour mon travail, et je lui suis profondément reconnaissante. J'ai particulièrement apprécié son engagement à transmettre son expertise et sa vision ouverte dans le domaine scientifique.

Je suis reconnaissant envers l'École Polytechnique Privée d'Agadir pour avoir financé ma thèse, ainsi qu'à Monsieur Salim BOUSLIKHANE pour son intérêt manifesté à l'égard de ce travail de recherche, et pour ses qualités humaines d'écoute et de compréhension inébranlables.

Je souhaite exprimer ma profonde reconnaissance aux membres du jury et aux rapporteurs pour le temps précieux qu'ils ont consacré à l'évaluation de mon mémoire de thèse.

Je suis reconnaissant envers tous mes amis et collègues chercheurs pour leur chaleureux accueil et leur soutien constant au sein de leur département. À vous tous, chercheurs, enseignants et secrétaires, je tiens à vous remercier sincèrement pour l'ambiance conviviale et familiale qui règne dans ce milieu.

Enfin, je souhaite exprimer ma gratitude envers ma famille et mes proches pour leur soutien affectif constant et inconditionnel.

# Sommaire

## SOMMAIRE 4

<b>LISTE DES FIGURES.....</b>	<b>9</b>
<b>LISTE DES TABLEAUX .....</b>	<b>10</b>
<b>INTRODUCTION GENERALE.....</b>	<b>11</b>
<b>CHAPITRE 1 LES STRATEGIES DE PRODUCTION ET DE MAINTENANCE INTEGREE A LA GESTION DE PIECES DE RECHANGE AVEC L'UTILISATION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS LE SECTEUR EOLIEN : ETAT DE L'ART .....</b>	<b>14</b>
<b>1.1 INTRODUCTION.....</b>	<b>15</b>
<b>1.2 LA MAINTENANCE: LES TYPES, LES ACTIONS, LES STRATEGIES D'OPTIMISATION ET L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE.....</b>	<b>16</b>
<b>1.2.1 Les types de base de la maintenance .....</b>	<b>16</b>
• La maintenance préventive .....	16
• La maintenance corrective.....	17
<b>1.2.2 Les actions de maintenance .....</b>	<b>17</b>
• Maintenance parfaite.....	17
• Maintenance minimale.....	17
• Maintenance imparfaite .....	18
<b>1.2.3 Les stratégies d'optimisation de la maintenance.....</b>	<b>18</b>
1.2.3.1 La stratégie de maintenance de type âge.....	19
1.2.3.2 La stratégie de maintenance de type block .....	20
1.2.3.3 Les stratégies de maintenance conditionnelle .....	20
<b>1.2.4 La modélisation de la maintenance .....</b>	<b>20</b>
<b>1.2.5 Les stratégies de maintenance intégrée .....</b>	<b>21</b>
1.2.5.1 Couplage maintenance et production.....	22
1.2.5.2 Couplage maintenance et la gestion des pièces de rechange .....	24
<b>1.2.6 L'apprentissage automatique.....</b>	<b>26</b>

1.2.6.1	L'algorithme K-means .....	26
1.2.6.2	Couplage maintenance et L'apprentissage automatique .....	27
<b>1.3</b>	<b><i>L'ENERGIE EOLIENNE</i></b> .....	<b>28</b>
1.3.1	<b>Généralités</b> .....	<b>28</b>
1.3.2	<b>L'énergie renouvelable</b> .....	<b>29</b>
1.3.3	<b>Production d'énergie éolienne</b> .....	<b>29</b>
1.3.3.1	Ressources éoliennes .....	29
1.3.3.2	Coût en capital des éoliennes .....	30
1.3.3.3	Technologie des éoliennes .....	30
1.3.3.4	Les éoliennes : types de conception .....	31
<b>1.4</b>	<b><i>MAINTENANCE DES EOLIENNES</i></b> .....	<b>32</b>
1.4.1	<b>Stratégies de maintenance pour un système éolien</b> .....	<b>32</b>
1.4.1.1	Maintenance préventive des éoliennes .....	32
1.4.1.2	Maintenance corrective des éoliennes .....	33
1.4.1.3	Défis liés aux pratiques actuelles de maintenance des éoliennes .....	34
1.4.2	<b>Optimisation de la production et de la maintenance des éoliennes sous des contraintes industrielles</b> .....	<b>35</b>
1.4.2.1	Optimisation et Planification de la Production Énergétique Éolienne .....	35
1.4.2.2	Les stratégies d'optimisation de la maintenance d'éolienne de .....	36
<b>1.5</b>	<b><i>DESCRIPTION DU PROBLEME DE LA THESE</i></b> .....	<b>40</b>
1.5.1	<b>Problématique de la thèse</b> .....	<b>40</b>
1.5.2	<b>Notations</b> .....	<b>41</b>
<b>1.6</b>	<b><i>CONCLUSION</i></b> .....	<b>44</b>
	<b><i>CHAPITRE 2 PLANIFICATION LA MAINTENANCE INTEGREE A LA GESTION DES PIECES DE RECHANGE D'UN PARC EOLIEN</i></b> .....	<b>45</b>

2.1. Introduction.....	46
2.2. Contributions visées.....	47
2.3. Description et formulation de politiques de production et de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange.....	48
2.3.1 Politique de production.....	48
2.3.2 Politique de la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange.....	57
2.3.2.1 Formulation du problème de planification de la maintenance .....	58
2.3.2.2 Formulation du problème de planification de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange .....	64
2.4 Méthodologie d'optimisation.....	68
2.4.1 Politique de production.....	68
2.5 Exemples numériques .....	71
2.6 Conclusion.....	89
<i>CHAPITRE 3 STRATEGIE ECONOMIQUE DE MAINTENANCE INTEGREE A LA PRODUCTION AVEC LA GESTION DE PIECES DE RECHANGE POUR LES SYSTEMES DE TURBINES EOLIENNES SOUS CONCEPT DE COMMUTATION .....</i>	<i>90</i>
3.1. INTRODUCTION.....	91
3.2. DESCRIPTION DU PROBLEME.....	93
3.3. DESCRIPTION DE STRATEGIES DE PRODUCTION ET DE MAINTENANCE MIXTES INTEGREEES A LA GESTION DES PIECES DE RECHANGE.....	94
3.3.2.1. Maintenance imparfaite avec réparation minimales .....	95
3.3.2.2. Maintenance parfaite .....	95
3.4. FORMULATION DU PROBLEME DE PLANIFICATION DE LA PRODUCTION....	96
3.5. FORMULATION DE LA STRATEGIE DE LA MAINTENANCE MIXTE (IMPARFAITE ET PARFAITE).....	98
3.6. METHODOLOGIE D'OPTIMISATION.....	108
3.7. EXEMPLES NUMERIQUES .....	112
<i>CHAPITRE 4 APPROCHE D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE POUR LA STRATEGIE INTEGREE DE MAINTENANCE MIXTE, DE PRODUCTION ET DE GESTION DES PIECES DE RECHANGE.....</i>	<i>126</i>

4.1. Introduction.....	127
4.2. Description du problème .....	129
4.3. Politiques de production et de maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange avec modèle d'apprentissage automatique.....	130
4.3.1 Rappels sur la politique économique de production d'énergie éolienne .....	130
4.3.2 Elaboration de la stratégie maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange avec modèle d'apprentissage automatique .....	131
4.4. Formulation du problème de planification de la production et de maintenance .....	135
4.4.1 Formulation de la planification de production d'énergie .....	135
4.4.2 Formulation de la stratégie améliorée de maintenance et de pièces de rechange avec le modèle d'apprentissage automatique .....	135
4.5 Méthodologie d'optimisation.....	142
4.5.1 Politique de production .....	142
4.5.2 Politique de la maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange ....	144
4.6 Exemples numériques .....	145
4.6.1 Plan économique de production .....	146
4.6.2 Plan optimal de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange avec modèle d'apprentissage automatique .....	147
4.6.2.1 l'apprentissage automatique et la maintenance mixte intégrée et pièces de rechange .....	147
4.6.2.2 Plan optimal de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange .....	151
4.6.2.3 analyse de sensibilité en fonction du taux de production $P_k$ .....	152
4.7 Conclusion.....	153
<i>CONCLUSION GENERALE.....</i>	<i>154</i>
<i>ANNEX</i> <i>156</i>	
<i>RESUME</i> <i>157</i>	
<i>ABSTRACT</i> <i>159</i>	
<i>BIBLIOGRAPHIE .....</i>	<i>160</i>



## Liste des figures

Figure 1. 1: Équilibre entre les actions de maintenance préventives et correctives .....	19
<i>Figure 2. 1: le taux de défaillance lors d'une action de maintenance parfaite avec des réparations minimales</i> .....	59
<i>Figure 2. 2: Evolution du taux de défaillance lors d'une maintenance imparfaite</i> .....	63
<i>Figure 2. 3: Méthode numérique pour déterminer le nombre optimal d'opérations de maintenance <math>N^*</math></i> .....	69
<i>Figure 2. 4: : Procédure numérique pour optimiser le coût de la de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange</i> .....	70
<i>Figure 2. 5: la demande moyenne sur les coûts de production</i> .....	77
<i>Figure 2. 6: Influence de la fluctuation du taux de service sur les coûts de production</i> .....	80
<i>Figure 2. 7: Niveau de stock par période variant selon le taux de service</i> .....	83
<i>Figure 3. 1: Approche séquentielle d'optimisation pour la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange</i> .....	94
<i>Figure 3. 2: Stratégie de maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange</i> .....	99
<i>Figure 3. 3: Evolution du taux de défaillance lors d'une maintenance imparfaite</i> .....	101
<i>Figure 3. 4: Evolution du taux de défaillance lors d'une maintenance parfaite</i> .....	102
<i>Figure 3. 5: Évolution du taux de défaillance avec des actions de maintenance en commutation entre parfaite et imparfaite</i> .....	104
<i>Figure 3. 6: Procédure numérique pour déterminer les taux de production optimaux</i> .....	111
<i>Figure 3. 7: Procédure numérique pour optimiser le coût de la de maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange</i> .....	112
<i>Figure 4. 1: Approche d'apprentissage automatique lié au Stratégie d'optimisation séquentielle pour la maintenance intégrée à la gestion de pièces de rechange</i> .....	130
<i>Figure 4. 2: Approche de calcul des coefficients de la dégradation par l'algorithme K-means</i> .....	134
<i>Figure 4. 3: Évolution du taux de défaillance</i> .....	138
<i>Figure 4. 4: Procédure numérique pour déterminer les taux de production optimaux</i> .....	143
<i>Figure 4. 5: Organigramme de l'algorithme</i> .....	144
<i>Figure 4. 6: Procédure numérique pour optimiser le coût de la de maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange</i> .....	145
<i>Figure 4. 7: structure de l'éolienne (Andrawus, 2008)</i> .....	147
<i>Figure 4. 8 : Courbe du nombre optimal K de clusters</i> .....	148
<i>Figure 4. 9 : Visualisation des clusters en 3D</i> .....	149
<i>Figure 4. 10 : Approche pour le calcul de bim par l'algorithme K-means</i> .....	150

## Liste des tableaux

<i>Tableau 2. 1: Spécifications de l'éolienne</i> .....	71
<i>Tableau 2. 2: les données d'entrée</i> .....	71
<i>Tableau 2. 3: Solution approximative optimale compte tenu des paramètres ci-dessus</i> .....	74
<i>Tableau 2. 4: Production d'énergie de chaque éolienne pendant chaque période (Kw)</i> .....	76
<i>Tableau 2. 5: Impact de la variabilité de la demande moyenne sur les coûts de production</i> .....	77
<i>Tableau 2. 6: Nombre des éoliennes par période selon <math>\mu d</math></i> .....	80
<i>Tableau 2. 7: Influence de la fluctuation du taux de service sur les coûts de production</i> .....	80
<i>Tableau 2. 8: Niveau de stock par période selon le taux de service</i> .....	83
<i>Tableau 2. 9: Les données numériques</i> .....	84
<i>Tableau 2. 10: Résultat de l'optimisation</i> .....	84
<i>Tableau 2. 11: Résultat de l'analyse de sensibilité selon <math>C_a</math></i> .....	85
<i>Tableau 2. 12: Résultat de l'analyse de sensibilité selon Taux de production</i> .....	86
<i>Tableau 2. 13: Résultat de l'optimisation simultanée</i> .....	87
<i>Tableau 2. 14: Coût total de maintenance selon <math>T</math></i> .....	88
<i>Tableau 2. 15: comparaison entre les deux stratégies du maintenance</i> .....	88
<i>Tableau 3. 1: Spécifications de l'éolienne</i> .....	113
<i>Tableau 3. 2: les données d'entrée</i> .....	113
<i>Tableau 3. 3: Plan de production</i> .....	116
<i>Tableau 3. 4: Plan économique de production</i> .....	118
<i>Tableau 3. 5: Données numériques de la gestion de la maintenance mixte</i> .....	119
<i>Tableau 3. 6: plan la maintenance mixte</i> .....	119
<i>Tableau 3. 7: Données numériques de la gestion de la maintenance et des pièces de rechange</i> .....	120
<i>Tableau 3. 8: Plan optimal de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange</i> .....	121
<i>Tableau 3. 9: Impact de la variation de <math>C_{cm}</math> et <math>C_{pmi}</math></i> .....	121
<i>Tableau 3. 10: Résultats de l'analyse de sensibilité en fonction du taux de production</i> .....	122
<i>Tableau 3. 11: Résultat de l'optimisation simultanée</i> .....	123
<i>Tableau 3. 12: Coût total de la maintenance en fonction de <math>N</math></i> .....	124
<i>Tableau 3. 13: Résultats de l'optimisation de la gestion des pièces de rechange</i> .....	124
<i>Tableau 3. 14: Résultat de l'optimisation séquentielle</i> .....	124
<i>Tableau 4. 1: Spécifications de l'éolienne</i> .....	146
<i>Tableau 4. 2: les données d'entrée</i> .....	146
<i>Tableau 4. 3: données d'entrée numériques</i> .....	148
<i>Tableau 4. 4: Facteur d'accélération de la défaillance</i> .....	150
<i>Tableau 4. 5: Données numériques de la gestion de la maintenance et des pièces de rechange</i> .....	151
<i>Tableau 4. 6: Plan optimal de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange</i> .....	151
<i>Tableau 4. 7: Résultats de l'analyse de sensibilité en fonction du taux de production</i> .....	152

## *Introduction générale*

À l'échelle globale, le secteur des énergies renouvelables, et en particulier celui de l'éolien, est en plein essor, marqué par une expansion remarquable de sa capacité installée et de sa contribution à la production énergétique mondiale. L'année 2020 s'est distinguée comme un tournant historique pour l'industrie éolienne avec l'ajout de 93 gigawatts (GW) de nouvelle capacité, représentant une hausse spectaculaire de 52 % par rapport à l'année précédente, d'après les données du Conseil mondial de l'énergie éolienne (GWEC, 2023). Face à l'urgence climatique, les projections suggèrent la nécessité de tripler le rythme d'installation de nouvelles turbines éoliennes au cours de la prochaine décennie pour combattre efficacement le réchauffement global.

L'expansion rapide de la puissance éolienne requiert des investissements financiers colossaux. Néanmoins, cette vague d'investissements, couplée à une capacité de production en forte hausse, impose une responsabilité souvent sous-estimée : celle d'optimiser la gestion des parcs éoliens pour minimiser le coût total sur leur cycle de vie.

Sur le plan environnemental, l'énergie éolienne s'affirme comme un pilier central dans les stratégies des pays engagés dans la réduction des émissions de gaz à effet de serre et la lutte contre les impacts du changement climatique. Des études ont démontré l'efficacité et la rentabilité des turbines éoliennes dans des régions bénéficiant de conditions adéquates.

Cependant, l'exploitation des éoliennes n'est pas exempte de défis, notamment en raison de pannes et de la maintenance requise, qui peuvent perturber les plans de production. Le vieillissement des équipements, les incidents techniques et les périodes d'entretien constituent des aléas impactant la performance des installations énergétiques. De plus, les risques associés aux opérations de maintenance représentent une cause significative d'accidents dans l'industrie éolienne. Le manque de formation des techniciens et l'absence de stratégies préventives accentuent ces enjeux, soulignant l'importance cruciale d'une gestion de maintenance et des pièces de rechanges efficace. Cette dernière doit viser à optimiser la fréquence et la durée des interventions, afin de minimiser les répercussions techniques, économiques, et humaines liées à ces activités.

Au fil des années, la fonction de "maintenance" est devenue essentielle pour tout système de production à risque, notamment dans le domaine de la production énergétique. Autrefois perçue comme une simple charge financière sous la forme d'une maintenance traditionnelle, elle est désormais considérée comme une activité indispensable et porteuse de bénéfices. Cette évolution permet de réduire les coûts de maintenance tout en maximisant la disponibilité des systèmes de production (Learney et al., 1999).

Dans le domaine industriel, la production et la maintenance sont deux fonctions vitales au sein de tout processus de fabrication. En pratique, ces fonctions sont souvent gérées de manière distincte, bien qu'elles soient intrinsèquement liées. Traditionnellement, la littérature a traité ces fonctions de manière séparée. Cependant, ces dernières années, une attention croissante a été accordée aux politiques de maintenance intégrées à la production. Cette évolution découle du constat que l'intégration de ces politiques permet d'améliorer la productivité et de réduire significativement les coûts.

Dans cette étude, nous avons élaboré de nouvelles stratégies de maintenance intégrées à la gestion des pièces de rechange et à la production d'énergie pour un parc éolien. Deux approches de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange ont été évaluées : une approche "parfaite" suivie d'une approche "imparfaite". Ensuite, une stratégie améliorée de maintenance, combinant à la fois des pratiques parfaites et imparfaites, a été développée. Enfin, en explorant l'utilisation de techniques d'apprentissage automatique, nous avons proposé une approche de maintenance mixte. Nous avons modélisé le problème en développant et en optimisant des modèles analytiques, puis nous les avons validés à l'aide d'exemples numériques et d'études de sensibilité, démontrant ainsi la robustesse des modèles analytiques élaborés.

Ce manuscrit sera organisé de la manière suivante :

Le premier chapitre de cette thèse débute par une revue de littérature approfondie couvrant les domaines des stratégies de maintenance, de l'intelligence artificielle, de la production d'énergie, de la gestion des stocks de pièces de rechange, et spécifiquement des éoliennes. Cette analyse bibliographique établit le contexte de nos recherches et positionne notre travail par rapport aux contributions existantes. Nous y définissons également le problème étudié ainsi que les objectifs poursuivis par notre recherche.

Dans le chapitre suivant, nous nous penchons sur une problématique d'optimisation combinant la production d'énergie et deux approches de maintenance – une maintenance parfaite et une autre imparfaite – tout en intégrant la gestion des pièces de rechange pour un système de production d'énergie renouvelable, en se focalisant sur les éoliennes. L'ambition de ce chapitre est de formuler deux stratégies économiquement viables de maintenance (parfaite et imparfaite), intégrées à la gestion des pièces de rechange et à la production d'énergie éolienne, avec pour but de réduire le coût total englobant la production, le stockage, la maintenance et la gestion des pièces de rechange, tout en prenant en compte l'effet de la production d'énergie sur l'usure de l'éolienne. Pour ce faire, nous développons un modèle analytique que nous éprouvons au moyen d'un exemple numérique et de diverses études de sensibilité.

Le troisième chapitre s'écarte de l'approche précédente en explorant une stratégie de maintenance mixte plus améliorée qui allie à la fois les maintenances parfaites et imparfaites, en les intégrant à la gestion des pièces de rechange et en considérant les conditions opérationnelles ainsi que leur impact sur la détérioration d'un ensemble d'éoliennes. La stratégie de maintenance proposée consiste à planifier des opérations de maintenance préventive en commençant par des actions de maintenance imparfaites, tant que le système éolien reste fiable, puis à basculer à un moment déterminé vers une maintenance parfaite afin de maximiser et garantir la continuité de la fiabilité. Nous élaborons un modèle analytique pour décrire cette problématique. Ce modèle est ensuite validé par un exemple numérique accompagné d'études de sensibilité, démontrant l'efficacité de notre approche.

Le quatrième et dernier chapitre de cette thèse étend les découvertes du troisième chapitre en explorant l'application de techniques d'apprentissage automatique à une nouvelle stratégie de

maintenance mixte, dans le contexte de la gestion des pièces de rechange pour un parc éolien, tout en prenant en compte les contraintes opérationnelles. Nous développons une fonction objective visant à minimiser le coût total, y compris la production, le stockage d'énergie, la maintenance et la gestion des pièces de rechange, sur une période donnée. La nouvelle stratégie de maintenance proposée dans ce chapitre diffère de celle du chapitre précédent, car elle suggère une planification périodique de maintenance préventive, selon laquelle après un certain nombre d'actions de maintenance imparfaites, une action de maintenance parfaite est appliquée. En utilisant l'approche d'apprentissage automatique (clustering) pour explorer les données, nous déterminons le facteur d'accélération de la dégradation, en l'intégrant dans la relation analytique du taux de défaillance et, par conséquent, dans la fonction de coût de maintenance. Le modèle proposé est d'abord construit sur une base analytique, puis testé à l'aide d'un exemple numérique et validé à travers des études de sensibilité.

Ce travail se conclut par un chapitre de conclusion générale, dans lequel sont résumées les principales contributions de la recherche ainsi que les perspectives futures émergentes, éclairées par les résultats obtenus et les expériences vécues tout au long de cette période d'étude.

## *Chapitre 1*

# *Les stratégies de production et de maintenance intégrée à la gestion de pièces de rechange avec l'utilisation de l'intelligence artificielle dans le secteur éolien : Etat de l'art*

Ce chapitre sera dédié à une revue de la littérature des principaux travaux liés au sujet de la thèse, dans le but de situer nos propres travaux par rapport à la recherche existante. Pour ce faire, nous avons structuré ce chapitre en trois parties.

La première partie est une étude bibliographique sur la maintenance, la gestion des pièces de rechange ainsi que sur les stratégies d'optimisation et l'apprentissage automatique.

La deuxième partie se concentre sur les éoliennes, examinant en détail les aspects spécifiques de cette technologie.

Ensuite, la troisième partie aborde la maintenance intégrée des éoliennes, explorant les différentes approches et stratégies adoptées dans ce domaine.

En conclusion de ce chapitre, nous définirons la problématique de recherche et présenterons les objectifs de notre thèse.

## 1.1 Introduction

Dans un contexte industriel de production d'énergie de plus en plus concurrentiel, les entreprises sont confrontées à un défi considérable. Elles doivent constamment rechercher de nouvelles méthodes et stratégies pour répondre à des contraintes externes telles que le respect des délais, la qualité du taux service et la réduction des coûts.

Face à la menace du réchauffement climatique, il est primordial de mettre en place des actions préventive pour se conformer aux réglementations mondiales sur les transformations climatiques. La transition vers des sources d'énergie renouvelables, qui se renouvellent naturellement et n'émettent pas de dioxyde de carbone, est donc cruciale. Dans ce contexte, l'énergie éolienne émerge comme l'une des sources d'énergie renouvelable les plus répandues à l'échelle mondiale.

D'autre part, les éoliennes, tout comme tout autre système de production d'énergie, sont souvent sujettes à des pannes et des réparations aléatoires qui perturbent la continuité de production. Au fil des années, la fonction de "maintenance" est devenue l'une des fonctions stratégiques essentielles pour tout système de production à risque, en particulier dans le domaine de la production d'énergie. Autrefois perçue comme une simple "fonction traditionnelle d'entretien" et considérée comme une charge financière, elle est désormais vue comme une activité "nécessaire" et génératrice de profits. Elle permet de minimiser les coûts des actions de maintenance, de garantir la continuité de la fiabilité et de maximiser la disponibilité des systèmes de ressources énergétiques.

Dans ce présent chapitre, nous entreprenons une revue de la littérature des principaux travaux liés au problème de la thèse afin de situer nos propres recherches par rapport à la littérature existante et aux travaux antérieurs.

Il est organisé comme suit :

Dans la première partie, nous introduisons de manière générale la fonction "maintenance", en abordant ses différents types et stratégies. Nous présentons un ensemble de modèles illustrant diverses hypothèses sur les systèmes de production de manière générale, ainsi que les stratégies et actions de maintenance associées. Cette partie comprend également une étude bibliographique approfondie des modèles analytiques concernant la fonction "maintenance", ainsi que d'autres modèles traitant l'intégration de la maintenance à la production.

Dans la deuxième partie, nous débutons par une présentation générale du secteur des énergies renouvelables, en mettant l'accent sur l'énergie éolienne. Nous soulignons son intérêt économique, social et environnemental. Ensuite, nous approfondissons notre étude en examinant les conceptions d'une éolienne.

Dans la troisième et dernière partie, nous explorons les stratégies de maintenance couramment appliquées aux éoliennes, ainsi que les problèmes qui y sont associés et les méthodes d'optimisation de ces stratégies.

## 1.2 La maintenance : les types, les actions, les stratégies d'optimisation et l'apprentissage automatique

En observant les premières études sur la maintenance (Dunn, 1987), on constate que le coût de la maintenance représente généralement de 15 à 40 % des dépenses totales liées à la production. Cette constatation a conduit à accorder une importance croissante aux activités de maintenance. Les chercheurs et Les industriels sont désormais convaincus qu'il n'est plus suffisant de se limiter à des actions de réparation classiques effectuées en cas de panne, ou à un entretien simple réalisé de manière arbitraire. Au contraire, la gestion de la maintenance doit jouer un rôle de plus en plus crucial au sein des entreprises. Actuellement, la maintenance occupe une position centrale dans la réalisation réussie des objectifs de performance, de compétitivité et de durabilité des entreprises, tout en prenant en considération les aspects environnementales et opérationnelles. Elle est devenue un élément indispensable et stratégique des systèmes de production au sein des entreprises, contribuant à accroître la disponibilité des systèmes de production en limitant les pannes et en réduisant les coûts opérationnels ainsi que les pertes dues aux interruptions et perturbations de production.

### 1.2.1 Les types de base de la maintenance

En général, la maintenance peut être principalement classée en deux catégories principales : la maintenance corrective et la maintenance préventive.

- **La maintenance préventive**

La maintenance préventive est définie, selon la norme NF EN 13306, comme une maintenance réalisée à des intervalles préétablis ou en fonction de critères prescrits dans le but de diminuer la probabilité de défaillance ou la détérioration du fonctionnement d'un bien.

En se référant à cette définition, il est possible de distinguer potentiellement trois types de maintenance préventive : systématique/périodique, conditionnelle et prévisionnelle/prédictive.

- **Maintenance préventive systématique** : Il s'agit de la maintenance préventive réalisée à des intervalles de temps prédéterminés ou selon un nombre défini d'unités d'usage, sans vérification préalable de l'état du bien. Ce type de maintenance est fréquemment utilisé dans les environnements industriels.

- **Maintenance préventive conditionnelle** : Il s'agit d'une stratégie basée sur la surveillance continue du fonctionnement d'un équipement et/ou des paramètres clés de ce fonctionnement, intégrant les actions qui en résultent. Ce type de maintenance est applicable lorsque l'équipement nécessite une surveillance et que la défaillance peut être observée.

- **Maintenance préventive prévisionnelle** : Il s'agit de la maintenance conditionnelle, qui est réalisée en réponse à des prévisions obtenues par le biais d'analyses répétées ou de caractéristiques connues, ainsi qu'à une évaluation des paramètres significatifs de la dégradation du bien.

- **La maintenance corrective**

Il s'agit de la maintenance exécutée après la détection d'une défaillance, visant à remettre un bien dans un état lui permettant d'accomplir une fonction requise. On identifie deux configurations distinctes de maintenance corrective :

- **Maintenance corrective différée** : Il s'agit d'une forme de maintenance corrective qui n'est pas réalisée immédiatement après la détection d'une panne, mais plutôt retardée en conformité avec des règles de maintenance spécifiques. Cette intervention peut être planifiée sous certaines conditions.

- **Maintenance corrective d'urgence** : Il s'agit d'une forme de maintenance corrective qui est effectuée sans délai après la détection d'une panne, dans le but d'éviter des conséquences inacceptables.

## 1.2.2 Les actions de maintenance

Enfin, nous explorons la dernière composante de la définition de la norme AFNOR, qui concerne l'état dans lequel le système peut accomplir la fonction requise. Cette notion renvoie à l'état du système de production après avoir été soumis à une opération de maintenance corrective ou préventive. En effet, l'état de système après une intervention de maintenance fournit des indications sur le type d'action effectuée. La littérature spécialisée en fiabilité de la maintenance identifie principalement trois types d'actions de maintenance : la maintenance parfaite, la maintenance imparfaite et la maintenance minimale (ou réparation minimale). Ces différentes formes de maintenance, issues d'études approfondies, seront exposées en détail ci-dessous :

- **Maintenance parfaite**

Dans le cadre de la maintenance parfaite, l'hypothèse de base est que suite à une intervention de maintenance parfaite, le système est restauré à un état neuf, souvent désigné par l'expression "As Good As New (AGAN)", signifiant littéralement "Aussi bon que neuf". Dans cette situation, la distribution des durées de vie, la fonction du taux de défaillance, ainsi que la durée de vie résiduelle demeurent identiques à celles d'un système neuf ou du système à sa première mise en service.

- **Maintenance minimale**

L'action de maintenance minimale, parfois appelée "maintenance palliative" dans certains ouvrages, vise à ramener le système à un état opérationnel, plus précisément à l'état qui précède la défaillance. En d'autres termes, elle consiste à effectuer les réparations minimales nécessaires pour remettre en service. Cet état est souvent désigné dans la littérature par l'expression "As Bad As Old

(ABAO)", signifiant littéralement "Aussi mauvais que vieux". Il est intéressant de noter que (Barlow et Prochan, 1965) ont été pionniers dans l'analyse de ce type de maintenance minimale. Selon leur étude, après une action de maintenance minimale, l'évolution taux de défaillance reste constant.

- **Maintenance imparfaite**

La notion de maintenance imparfaite occupe une position intermédiaire entre les états un état neuf "As Good As New" (AGAN) et un état dégradé "As Bad As Old" (ABAO), signifiant que le système n'est pas restauré à un état neuf mais amélioré vers un état mieux que son état pré-maintenance. Un exemple typique pourrait être l'ajustement d'un moteur, qui, sans le ramener à un état neuf, en améliore notablement la performance. Cette forme de maintenance peut résulter de plusieurs facteurs, y compris la réparation incorrecte ou partielle d'une pièce, l'endommagement des composants adjacents, ou une intervention qui ne cible pas la cause première du dysfonctionnement. Des éléments comme la qualité insuffisante des interventions de maintenance ou la pénurie de pièces de rechange exacerbent ces problématiques.

De récentes études illustrent l'évolution de la recherche autour de la maintenance imparfaite. (Zhang et al., 2015) ont proposé une décision de maintenance basée sur la dégradation en utilisant le filtrage stochastique pour les systèmes sous maintenance imparfaite, soulignant peu d'efforts dans le développement de modèles de maintenance imparfaite adéquats. (Fithi et al., 2015) ont exploré une stratégie de maintenance conditionnelle proactive intégrant des actions de maintenance parfaites et imparfaites, mettant en lumière l'impact des actions de maintenance imparfaites. (Aghezzaf., 2016) ont optimisé la maintenance sélective en considérant la qualité stochastique des actions de maintenance imparfaite, introduisant un cadre pour traiter les défauts dans les systèmes de production.

Ces recherches suggèrent une classification des approches analytiques en trois catégories principales : les méthodes axées sur la réduction du taux de défaillance, celles se concentrant sur la diminution de l'âge apparent de l'équipement, et les modèles hybrides qui fusionnent ces deux perspectives. Le domaine continue d'évoluer avec des contributions significatives visant à améliorer la fiabilité, la sécurité, et l'efficacité des systèmes soumis à la maintenance imparfaite, reconnaissant ainsi l'importance cruciale de stratégies de maintenance raffinées et adaptées aux réalités complexes des systèmes modernes.

### **1.2.3 Les stratégies d'optimisation de la maintenance**

L'optimisation de la maintenance implique généralement l'établissement d'un plan de maintenance optimal, en se basant sur une fréquence déterminée de maintenance préventive périodique/systématique ou des intervalles d'inspection optimaux dans le cas de la maintenance prédictive, dans le but de minimiser les coûts de maintenance ou de maximiser la disponibilité.

La figure ci-dessous montre comment la fréquence des interventions de maintenance corrective et préventive influe sur le coût total. L'objectif est de trouver l'équilibre qui minimise les coûts d'exploitation.

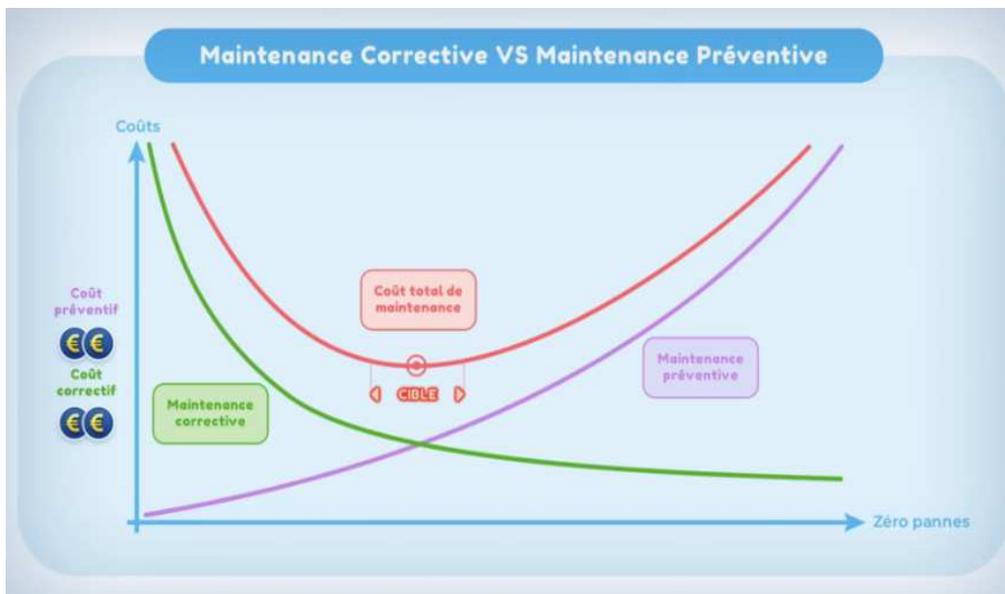


Figure 1. 1: Équilibre entre les actions de maintenance préventives et correctives

Les différentes approches en matière de politiques de maintenance ont été examinées à travers de nombreuses synthèses faisant l'objet de références étendues. La classification des politiques de maintenance présentée dans ce chapitre s'inspire principalement des travaux de (Wang, 2002).

### 1.2.3.1 La stratégie de maintenance de type âge

Initialement conceptualisée par (Barlow et Proschan., 1965) et communément désignée dans la littérature sous le terme de « politique de remplacement par âge (age replacement policy (ARP)) », cette stratégie repose sur l'âge de l'équipement et implique un remplacement systématique de celui-ci après une période préétablie d'actions de maintenance préventive ou dès l'apparition d'une panne. Les premières études ont démontré les conditions optimales pour l'existence d'un âge optimal de maintenance préventive, notamment un taux de défaillance croissant et un coût de maintenance corrective (réparation) dépassant le coût des actions de maintenance préventive.

La stratégie de maintenance basée sur l'âge a évolué pour inclure des concepts de maintenance imparfaite, avec de nombreuses propositions de modifications et d'extensions. Aujourd'hui, cette approche implique l'exécution d'une maintenance préventive à un âge défini T ou une maintenance corrective en cas de panne, qui peut être minimale, parfaite ou imparfaite. Bien que cette stratégie soit économique, elle présente des défis en matière de planification.

### **1.2.3.2 La stratégie de maintenance de type block**

Cette approche a été initialement proposée par (Nakagawa, 1979) et est communément appelée « bloc remplacement policy (BRP) » dans la littérature. Contrairement à la stratégie basée sur l'âge, dans cette approche, l'unité est remplacée à intervalles réguliers, indépendamment de son âge et de son historique de défaillance. De manière similaire à la stratégie basée sur l'âge, le remplacement planifié est moins coûteux qu'un remplacement d'urgence suite à une défaillance.

Une extension importante de cette politique est la « Politique de type block avec réparation minimale ». Selon cette stratégie, l'unité est remplacée à des intervalles fixes, et en cas de défaillance, une réparation minimale ou palliative est entreprise, introduisant ainsi les concepts de réparation minimale et de maintenance imparfaite (Barlow et Hunter, 1960). La littérature a exploré de nombreuses extensions et modifications de cette stratégie. Par exemple, (Nakagawa, 1981) a présenté trois modifications visant à se rapprocher au maximum des situations pratiques.

Malgré le fait que la politique de type bloc soit relativement moins économique que celle basée sur l'âge, elle offre l'avantage d'une planification industrielle plus simple.

### **1.2.3.3 Les stratégies de maintenance conditionnelle**

Cette approche suppose que l'opération de maintenance préventive n'est déclenchée que lorsque le taux de défaillance atteint un seuil prédéterminé. En cas de panne ne dépassant pas ce seuil, des actions de réparation sont effectuées (Wang, 2012; Lie et Chun, 1986). D'autres études ont également abordé le problème des stratégies de maintenance axées sur la réduction du taux de défaillance, notamment (Malik, 1979; Pham et Wang, 1996; Monga et Zuo, 1997; Chan et Shaw, 1993).

La politique de maintenance axée sur le coût de réparation implique des décisions basées sur le coût estimé d'une réparation, initialement introduite dans la littérature par (Gardent et Nonant, 1963) ainsi que par (Drinkwater et Hastings, 1967). Cependant, cette stratégie est limitée par la nécessité de décider quand effectuer une réparation. Pour pallier ce problème, (Beichelt, 1982) a proposé d'utiliser le critère du coût de réparation pour prendre des décisions. Selon ce critère, une réparation est entreprise si le coût de réparation reste en dessous d'une limite prédéfinie, sinon le système est remplacé. Une autre approche explorée par (Nakagawa et Osaki, 1974) est la politique de maintenance basée sur la minimisation de la durée des interventions. Si la durée d'une réparation dépasse un seuil déterminé, le système est remplacé ; sinon, il est soumis à une opération d'entretien.

## **1.2.4 La modélisation de la maintenance**

Depuis 1950, de nombreux travaux en littérature se sont penchés sur la modélisation de la maintenance. On peut identifier deux catégories principales de modèles de maintenance :

### **Modèles de maintenance avec durées de vie connues**

Ces approches reposent sur la connaissance du temps de fonctionnement optimal ainsi que sur la fiabilité du système. Les stratégies de type âge et de type bloc sont deux catégories de stratégies qui découlent de cette connaissance.

### **Modèles de maintenance avec dégradation connue**

Ces modèles sont fondés sur la connaissance de la dégradation, mettant l'accent sur le niveau de dégradation du système pour orienter les décisions de maintenance. Les études sur la maintenance ont débuté dans les années 60 avec Barlow et Hunter, (1960), et depuis lors, le développement des modèles de maintenance a été l'objet de nombreuses recherches et publications largement référencées, notamment (Barlow et Proschan, 1965 ; McCall, 1965 ; Dekker, 1996 ; Pierskalla et Voelker, 1976 ; Sherif et Smith, 1981 ; Cho et Parlar, 1991 ; Wang, 2002 ; Ait-Kadi et al., 2003).

Dans les travaux de (Ait-Kadi et al., 2003), une nouvelle stratégie de remplacement périodique a été développée, utilisant des équipements de production à la fois neufs et usagés. Les équipements neufs sont utilisés pour les remplacements préventifs périodiques, indépendamment de l'âge des systèmes. Par contre, les systèmes de production usagés sont employés en cas de panne. Lorsqu'une défaillance survient, l'équipement défaillant est remplacé par un équipement usagé ayant un âge de  $x$ . Cette étude vise à déterminer les moments optimaux de remplacement de l'équipement usagé, afin de maximiser la disponibilité stationnaire, la fiabilité et à minimiser le coût moyen par unité de temps sur un horizon infini.

Il convient de noter que, en complément des recherches précédemment mentionnées se concentrant sur un type de maintenance parfaite, d'autres chercheurs ont assoupli cette hypothèse pour tenir compte des actions de maintenance préventive imparfaite. Dans ce cas, le système est ramené à un état situé entre le "aussi bon que neuf" et le "aussi mauvais que vieux". Dans ce contexte, Mabrouk et al. (2016) ont examiné le problème de l'optimisation de la maintenance pour des équipements loués sur une période définie. Leur objectif est d'établir un plan de maintenance optimal visant à minimiser le coût total pendant la période de location. Ils ont considéré les deux types d'interventions correctives et préventives comme imparfaits, avec des durées significatives, et leurs coûts sont supportés par le loueur. Ils ont opté le principe des coefficients  $p$  et  $q$ , qui pondèrent la qualité de la maintenance adaptée, tel que proposé par (Nakagawa, 1979 et Nakagawa, 1981).

Dans la section suivante, nous abordons quelques études qui explorent l'intégration de la maintenance avec d'autres aspects opérationnels tels que la production, la gestion des stocks, la gestion des pièces de rechange ou la sous-traitance.

### **1.2.5 Les stratégies de maintenance intégrée**

La stratégie de maintenance intégrée implique la gestion simultanée des activités de maintenance avec d'autres fonctions, principalement la production et la gestion des pièces de rechange, suscitant un intérêt accru parmi de nombreux chercheurs. Bien que la maintenance et la production soient

deux fonctions essentielles pour tout processus de production, il est courant de les gérer séparément en dépit de leur interconnexion intrinsèque.

Bien que ces deux fonctions aient fait l'objet de nombreuses études dans la littérature, une attention particulière a été accordée ces dernières années aux politiques de maintenance intégrées à la production. Cette orientation découle du constat que les approches intégrées peuvent améliorer la productivité et entraîner des réductions significatives des coûts.

### **1.2.5.1 Couplage maintenance et production**

Les politiques de maintenance intégrée à la production ont été initiées dès les années 1990. Dans la littérature, de nombreuses études de recherche se concentrent principalement sur l'intégration des politiques de maintenance et de production, avec des perspectives variées.

L'interaction entre la maintenance et la production peut être analysée selon deux approches distinctes : l'approche restreinte et l'approche globale. Dans le cadre de l'approche restreinte, l'étude se concentre sur le fonctionnement d'une seule machine, tandis que l'approche globale traite le cas de multi-machines avec un nombre prédéfini et connu sur la période temporelle. Pour les problèmes impliquant une seule machine, une unique ressource disjonctive, capable d'exécuter une seule opération à la fois, est disponible pour accomplir plusieurs tâches. Ainsi, l'objectif de ce type de problème est de trouver la meilleure séquence optimale et possible parmi les  $n$  tâches disponibles à partir d'un moment initial défini.

Diverses recherches ont été menées pour aborder l'optimisation conjointe et intégrée de la production et de la maintenance pour le cas d'un système composé de plusieurs machines. À titre d'exemple, le travail de (Brandolese et al., 1996) s'est penché sur la relation de dépendance entre la production et la maintenance en envisageant plusieurs machines. Dans cette approche, chaque tâche est assignée à une date d'exécution fixe ainsi qu'à un poste de travail spécifique où elle doit être effectuée. D'après cette étude, il est recommandé de planifier les interventions de maintenance aussi près que possible des périodes optimales fixées. L'objectif de ce travail est d'optimiser la fonction de coût total en minimisant la durée totale des interventions de maintenance, la durée d'exploitation, ainsi que le temps réel de réalisation. (Kenne et Nkeungoue, 2008) ont proposé une optimisation de la production conjointement avec la maintenance, en tenant compte des actions de maintenance corrective et préventive. Ils ont présenté une approche d'optimisation visant à déterminer la périodicité optimale de la maintenance préventive pour des machines identiques dans la chaîne de production.

En nous basant sur de différentes recherches, nous pouvons distinguer deux grandes catégories dans les travaux antérieurs sur l'optimisation intégrée de la maintenance à la production. : la première concerne les modèles d'optimisation de la planification de la production et de la maintenance, tandis que la deuxième porte sur l'optimisation simultanée de la production et de la maintenance avec contrainte de dégradation.

Dans la première catégorie, nous pouvons mentionner le modèle développé par (Ouali et al. 2002) ainsi que celui de (Kenne et Gharbi, 2004), qui repose sur le problème du contrôle optimal du flux de production. Ces modèles sont fondés sur une optimisation technico-économique où les variables de décision sont le taux de production et la date de maintenance. Le modèle de (Ouali et al, 2002) repose sur l'optimisation conjointe de la production et de la maintenance préventive. Plus précisément, les indicateurs de performance du système de production, tels que le niveau de stock et l'âge de machine, sont utilisés pour prévoir une stratégie de maintenance. Ce système de production se concentre sur une seule machine produisant un seul type de produit pour répondre à une demande constante. Un stock de sécurité doit être constitué lorsque la cadence de production de la machine dépasse la demande. En effet, pendant les périodes de maintenance, qu'il s'agisse de maintenance préventive ou corrective, la satisfaction de la demande est couverte par le stock de sécurité. Dans ce cadre, les politiques de production et les stratégies de maintenance ont été initialement étudiées indépendamment. Ensuite, elles sont combinées pour élaborer une fonction de coût global qui intègre simultanément les coûts de maintenance, les coûts d'inventaire et les coûts associés aux demandes non satisfaites. Ainsi, un stock de sécurité optimal est déterminé en minimisant le coût total moyen. (Kenne et Gharbi, 2004) ont élaboré un modèle basé sur le contrôle de la production d'un système constitué de plusieurs machines identiques capables de produire plusieurs types de produits, et subissant des périodes de récupération après une panne. L'objectif principal de cette étude est de minimiser le coût total exprimé en fonction de deux variables de décision (le taux de production et la date de maintenance).

Dans la deuxième catégorie, nous abordons les travaux portant sur l'intégration des deux activités de maintenance et de production pour un système soumis à la dégradation et la détérioration dans un contexte stochastique. Dans ce contexte, (Dehayem Nodem et al., 2011) ont développé des politiques optimales de production ainsi que des stratégies optimales de maintenance pour un système de production soumis à la dégradation. Ils ont élaboré une stratégie de commutation entre le remplacement et la réparation en fonction de l'état dégradé du système sous l'effet des actions de réparation. Pour améliorer et garantir la continuité de la fiabilité des machines, les auteurs ont pris en considération des activités de maintenance préventive. Ils ont développé un modèle semi-Markov en adaptant un programmation dynamique stochastique pour déterminer les variables et les paramètres de décision telles que le cadence de production et la période de maintenance préventive qui minimisent le coût total. (Nourelfath et al., 2012) ont développé un modèle d'optimisation pour une stratégie combinée de redondance et de maintenance préventive pour un système multi-composants, où chaque composant subit une dégradation en fonction de son utilisation. L'objectif de cette étude est de définir une stratégie optimale de maintenance préventive garantissant la disponibilité maximale du système tout en respectant des contraintes budgétaires. Pour estimer la disponibilité du système ainsi que les coûts, les chercheurs ont utilisé un modèle de processus de Markov ainsi qu'une fonction de génération de moments universels. (Bajestani et al., 2014) ont élaboré un modèle intégré de maintenance et de production pour un système de fabrication exposé à la détérioration sur plusieurs périodes. Leur approche combine un modèle de processus de Markov avec un modèle de programmation entière pour définir la maintenance optimale et la planification de la production, avec pour objectif la minimisation du coût total de maintenance et de la perte de production. Récentes, les recherches de (Nourelfath et al., 2016) ont

abordé l'intégration de la détérioration de la qualité dans le problème de la production et de la maintenance d'un processus imparfait. Leur étude se concentre sur un système de production comportant une machine présentant deux états : sous-contrôle ou hors-contrôle, générant ainsi une proportion d'articles non conformes. Leur approche propose un modèle d'optimisation ainsi qu'un algorithme de résolution visant à déterminer les plans optimaux de production et de maintenance, dans le but de minimiser le coût total, prenant en compte les dépenses liées à la qualité. (Aghezzaf et al., 2016) ont examiné le problème de l'intégration de la maintenance à la production pour des systèmes stochastiques. Leur étude a porté sur une stratégie de maintenance imparfaite reposant sur une approche de réduction d'âge. À cette fin, ils ont proposé un modèle d'optimisation linéaire mixte intégrant le problème de l'intégration de la maintenance à la production. Plus récemment, dans le domaine de la maintenance intégrée pour les systèmes multi-machines, (Hajej et al., 2018) ont abordé un problème de forecasting pour un système de production comprenant plusieurs machines fonctionnant en parallèle. Leur approche a consisté à proposer une politique de production visant à optimiser le nombre de machines en fonctionnement pour chaque période de production, afin de répondre à la demande aléatoire. En parallèle, pour garantir la continuité de la fiabilité du système de production, une stratégie optimale de maintenance a été développée pour déterminer le plan de maintenance optimal pour chaque machine, en tenant compte de ses cadences de production respectives.

### **1.2.5.2 Couplage maintenance et la gestion des pièces de rechange**

Le couplage entre la maintenance et la gestion des pièces de rechange revêt une importance cruciale dans la gestion globale des actifs et des opérations d'une organisation. Cette approche intégrée vise à optimiser la disponibilité des équipements tout en minimisant les coûts associés à la maintenance et à la gestion des stocks de pièces de rechange.

Dans ce contexte, (Chelbi et Ait-kadi., 2001) ont discuté une stratégie de remplacement périodique optimal et de provisionnement de pièces de rechange. Cette stratégie est entièrement définie une fois que la période de remplacement  $T$ , le cycle de réapprovisionnement  $R=kT(k=1,2,\dots)$ , et le point de commande  $s$  sont déterminés. La stratégie optimale  $(T^*,R^*,s^*)$ , si elle existe, est celle qui minimise le coût total attendu (coût de réapprovisionnement + coût de gestion des stocks de pièces de rechange) par unité de temps sur une période infinie. Un algorithme numérique est proposé pour trouver la stratégie optimale. La distribution de la durée de vie du système, la distribution de probabilité de la demande pendant le délai de livraison et les coûts associés au réapprovisionnement et à la gestion des stocks de pièces de rechange sont supposés connus. (Diallo et al., 2009) ont proposé des stratégies de maintenance sont conçues et mises en œuvre dans le but de réduire la fréquence et la durée des interruptions de service, tout en respectant des contraintes telles que le budget, la productivité et l'espace. Ils ont montré que les principales avancées scientifiques concernant les politiques de maintenance abordent généralement trois aspects fondamentaux, soit individuellement, soit de manière combinée : le choix et la séquence des actions définissant chaque stratégie, les coûts et les durées associés à ces actions, et enfin, la durée de vie et les distributions de réparation des équipements. Pour de nombreuses entreprises, les dépenses liées à la conservation des pièces de rechange jusqu'à leur utilisation augmentent considérablement

le coût de leurs produits finis. Les coûts importants associés à la gestion des stocks de ces pièces ont ainsi suscité des études sur les décisions de provisionnement et de gestion concernant l'acquisition et la conservation des stocks de pièces de rechange. (Ba et al., 2016) ont proposé une optimisation conjointe des stocks de pièces de rechange et de la maintenance préventive, tout en minimisant les émissions de CO<sub>2</sub>. Cette approche repose sur un plan de production optimal obtenu grâce au modèle HMMS. L'objectif est de déterminer un plan de production économique et une politique de maintenance intégrant une stratégie de pièces de rechange conforme aux exigences environnementales et réglementaires. En effet, ils ont pris en compte les caractéristiques des pièces de rechange (neuves ou usagées) qui seront utilisées lors des actions de maintenance (préventives ou correctives) pour préserver l'environnement. Par conséquent, ils ont mis en place des modèles analytiques basés sur l'effet du taux de production sur la détérioration du système afin de réduire de manière significative les coûts de maintenance, les coûts de production et les émissions de CO<sub>2</sub>.

Un autre apport significatif dans le domaine vient d'une étude de (Driessen et al., 2014) qui propose un cadre détaillé pour la planification et le contrôle des pièces de rechange nécessaires à la maintenance. Basée sur l'expérience concrète des auteurs avec l'industrie de la maintenance, cette recherche aborde la complexité de la demande en pièces de rechange générée par différents types de maintenance, qu'elle soit préventive ou corrective, et souligne l'importance d'une gestion rigoureuse des stocks pour éviter les retards dans les opérations de maintenance. En complément, (Cavalieri et al. 2008), cités dans une analyse de (Lynch et al. 2013), développent une méthodologie de classification pour la gestion des pièces de rechange qui intègre à la fois les perspectives de maintenance et de logistique. Cette approche vise à identifier les pièces critiques pour le processus de maintenance, en prenant en compte la criticité du processus, la spécificité des pièces, les modèles de demande, et la valeur du produit. Cette méthodologie souligne l'importance d'une gestion adaptée des stocks de pièces de rechange pour équilibrer le capital immobilisé et les coûts associés aux arrêts de production. Dans une exploration approfondie des défis et des avancées dans la gestion des pièces de rechange et de la maintenance, l'étude de (Kulshrestha et al., 2024) révèle l'impact potentiel de l'intégration des technologies de l'Industrie 4.0. Cette recherche met en lumière comment les solutions de pointe peuvent transformer la gestion des pièces de rechange, en améliorant non seulement l'efficacité opérationnelle mais aussi en contribuant à la durabilité environnementale, une préoccupation de plus en plus centrale dans les stratégies d'entreprise. D'autre part, (Zhang et al., 2021) offre une analyse complète des pratiques de gestion d'inventaire de pièces de rechange, soulignant l'importance cruciale de cette gestion pour minimiser les temps d'arrêt et prolonger la durée de vie des équipements. Cette analyse est réalisée dans le cadre du mouvement actuel en faveur du droit à la réparation, qui préconise une disponibilité élargie des pièces de rechange afin de favoriser une consommation plus durable.

Ces études collectives fournissent une base solide pour comprendre la gestion des pièces de rechange dans un contexte industriel en évolution, où les technologies de l'Industrie 4.0, les mouvements sociaux comme le droit à la réparation, et les approches innovantes en logistique et en maintenance convergent pour façonner les pratiques futures.

## 1.2.6 L'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique, une branche de l'intelligence artificielle, est devenu un domaine de recherche fondamental et appliqué très dynamique, ayant un impact profond sur divers secteurs, notamment la santé, la finance, la production industrielle, et bien d'autres. Ce champ d'étude se concentre sur le développement d'algorithmes capables d'apprendre à partir de données et de faire des prédictions ou des décisions sans être explicitement programmés pour chaque tâche spécifique.

Les approches d'apprentissage automatique peuvent être classées en trois catégories principales : supervisé, non supervisé, et apprentissage par renforcement.

L'apprentissage supervisé, où les algorithmes apprennent à partir d'un ensemble de données contenant des entrées et des sorties connues, est largement utilisé pour des applications telles que la reconnaissance d'images et la prédiction de séries temporelles (LeCun et al., 2015). L'apprentissage non supervisé, qui explore des données non étiquetées pour en découvrir la structure cachée, est souvent appliqué dans la segmentation de marché et l'analyse de réseaux sociaux (Hinton et Salakhutdinov, 2006). L'apprentissage par renforcement, quant à lui, permet aux modèles d'apprendre des stratégies d'action en interaction avec un environnement, une technique clé pour le développement de systèmes autonomes comme les voitures sans conducteur (Mnih et al., 2015). Les récents progrès dans les réseaux de neurones profonds, un sous-domaine de l'apprentissage automatique, ont conduit à des avancées significatives, en particulier dans la reconnaissance vocale et visuelle, où les modèles de deep learning surpassent désormais les performances humaines dans certaines tâches (He et al., 2016). De plus, l'intégration de l'apprentissage automatique dans les systèmes de big data a permis l'extraction de connaissances à partir de volumes massifs de données, ouvrant la voie à des découvertes innovantes et à la création de valeur dans l'industrie et la recherche (Jordan et Mitchell, 2015). Cependant, malgré ces avancées impressionnantes, l'apprentissage automatique présente des défis, notamment en ce qui concerne la transparence des modèles de deep learning, l'éthique de l'utilisation des données, et la nécessité d'approches robustes pour faire face aux données biaisées et aux problèmes de sécurité (Amodei et al., 2016). Les recherches futures dans le domaine chercheront non seulement à améliorer la performance des algorithmes d'apprentissage automatique mais aussi à les rendre plus compréhensibles, éthiques, et sûrs.

### 1.2.6.1 L'algorithme K-means

L'utilisation de l'algorithme K-means dans la maintenance prédictive est explorée dans divers contextes industriels, démontrant l'efficacité de cette méthode pour anticiper les défaillances d'équipements et optimiser les interventions de maintenance. (Yoo et al., 2022) ont développé un système de maintenance prédictive pour les robots de transport de plaquettes dans l'industrie de la fabrication de semi-conducteurs en utilisant l'algorithme K-means combiné à un modèle de réseau de neurones artificiels. Cette étude a permis d'extraire des caractéristiques de données d'erreur à partir de données d'accélération, utilisées ensuite pour prédire les défaillances des robots

avec une précision de 97%, ce qui souligne l'efficacité de l'approche hybride pour la détection de pannes.

Dans un autre contexte, l'analyse des données SCADA des éoliennes a révélé les défis de lier les alarmes et les avertissements fréquents à des défaillances matérielles spécifiques. L'étude a montré que l'application de l'algorithme K-means pour regrouper ces données permet de détecter des comportements anormaux pouvant indiquer des défaillances imminentes. Cette approche facilite la maintenance prédictive en identifiant les turbines qui se comportent différemment des autres, permettant ainsi une intervention ciblée pour améliorer la maintenance.

Ces études illustrent comment l'algorithme K-means, un outil d'apprentissage automatique non supervisé, peut être appliqué efficacement pour analyser des données complexes et volumineuses issues de différents équipements industriels. En regroupant les données selon des caractéristiques similaires, il est possible d'identifier des tendances et des anomalies qui peuvent ne pas être évidentes lors d'une analyse manuelle, offrant ainsi une base solide pour des décisions de maintenance plus informées et proactives.

### **1.2.6.2 Couplage maintenance et L'apprentissage automatique**

Dans le secteur de la maintenance industrielle, l'application des techniques d'apprentissage automatique (machine learning) offre une avancée significative pour optimiser la fiabilité, la disponibilité et la sécurité des équipements. La maintenance prédictive, soutenue par l'intelligence artificielle et l'IoT, permet de prévoir les défaillances potentielles et d'agir en conséquence de manière opportune. Une étude de (Achouch et al., 2020) explore comment l'émergence de l'Industrie 4.0 a favorisé l'application des approches de maintenance prédictive, grâce à la collecte massive de données opérationnelles, permettant ainsi une détection et un diagnostic automatisés des pannes pour minimiser les temps d'arrêt et optimiser l'utilisation des composants.

L'évolution et le potentiel de la maintenance prédictive, grâce à l'intégration de techniques d'apprentissage automatique, ont été largement documentés dans la recherche académique récente, soulignant l'importance croissante de ces technologies pour améliorer la fiabilité et la maintenance des systèmes de production. Parmi les travaux significatifs dans ce domaine, (Dalzochio et al., 2020) ont exploré l'état actuel et les défis de l'apprentissage automatique et du raisonnement pour la maintenance prédictive dans l'industrie 4.0. En parallèle, (Çınar et al., 2020) ont discuté de l'application des techniques de machine learning dans la maintenance prédictive vers la fabrication intelligente et durable dans le cadre de l'industrie 4.0, mettant en évidence l'utilisation des algorithmes de régression linéaire et de séries temporelles pour améliorer la précision des diagnostics de panne. (Florian et al., 2021) ont, quant à eux, présenté une approche basée sur le machine learning pour le développement d'un système de maintenance prédictive dans les lignes de production, évaluant son efficacité à l'aide de données IoT en temps réel. (Theissler et al., 2021) ont abordé la maintenance prédictive activée par le machine learning dans l'industrie automobile, examinant des cas d'utilisation et des défis spécifiques à ce secteur. Cette recherche met en lumière la façon dont les techniques d'apprentissage profond peuvent être

utilisées pour prédire les défaillances, tout en soulignant la nécessité d'importantes quantités de données pour tirer pleinement parti de ces méthodes avancées. Finalement, (Ayvaz et Alpay, 2021) ont développé un système de maintenance prédictive basé sur le machine learning pour les environnements de fabrication, démontrant l'efficacité de ce système à travers l'utilisation de données réelles et mettant en avant l'importance de l'apprentissage automatique pour améliorer les processus de maintenance prédictive dans le secteur manufacturier.

Ces recherches collectives mettent en évidence l'impact transformateur de l'apprentissage automatique sur la maintenance prédictive, offrant des perspectives prometteuses pour l'amélioration de la gestion et de l'efficacité des équipements industriels dans l'ère de l'Industrie 4.0

## **1.3 L'énergie éolienne**

Dans cette section, nous examinons le secteur des énergies renouvelables en mettant l'accent sur l'industrie de l'énergie éolienne. Nous analysons le potentiel de production d'énergie éolienne tant à terre (onshore) qu'en mer (offshore). Par la suite, nous examinons les caractéristiques, les technologies et les types de conception des éoliennes. Enfin, une analyse de coûts significatifs dans une éolienne est présentée.

### **1.3.1 Généralités**

La crise climatique s'aggrave, posant un défi majeur à notre époque. La prise de conscience collective s'accroît, poussant entreprises et particuliers à agir contre les conséquences du changement climatique. En réponse, l'adoption du Protocole de Kyoto en 1997 par les Nations Unies, modifiant la Convention-cadre sur les changements climatiques, marque un pas décisif. Ce protocole impose des obligations légales aux nations industrialisées pour la réduction des émissions de gaz à effet de serre, englobant le dioxyde de carbone et cinq autres gaz nocifs. Les pays signataires doivent diminuer leurs émissions ou participer à des mécanismes d'échange de quotas d'émission pour gérer leurs niveaux de pollution. Néanmoins, des acteurs majeurs comme les États-Unis, responsables d'une part conséquente de la pollution globale, demeurent hors de cet accord (Protocole de Kyoto, 1997). Le Protocole de Kyoto, adopté en 1997 dans le cadre de la Convention-cadre des Nations Unies sur les changements climatiques, visait à réduire les émissions de gaz à effet de serre (GES) des pays industrialisés par rapport aux niveaux de 1990.

La préoccupation grandit face à l'épuisement prévisible des réserves mondiales de combustibles fossiles (Manwell et al., 2002), exacerbée par une demande énergétique croissante liée à l'augmentation de la population mondiale. Les fondements de notre mode de vie, incluant communication, transport, et santé, dépendent fortement de l'énergie. Ainsi, les nations sont pressées de développer des stratégies proactives alignées sur les directives internationales en matière de climat et de gestion durable des ressources énergétiques limitées.

Dans ce contexte, l'essor des énergies renouvelables s'affirme comme une solution prometteuse. Ces technologies exploitent des ressources inépuisables et propres, telles que le soleil, le vent, et l'eau, pour produire de l'énergie sans émettre de dioxyde de carbone. Cette

transition vers des sources d'énergie renouvelables et durables est cruciale pour répondre aux défis environnementaux actuels tout en soutenant les besoins énergétiques de la société.

### 1.3.2 L'énergie renouvelable

L'énergie renouvelable, s'appuyant sur des sources pratiquement infinies, englobe sept catégories principales : éolienne, solaire, hydroélectrique, marémotrice, des vagues, géothermique, et biocarburants. Ces sources, d'après (Cresswell et al. 2002), offrent un potentiel de conversion énergétique durable, sans altérer les écosystèmes d'origine.

Les avantages des énergies renouvelables se déclinent en plusieurs points clés :

- Elles répondent à la croissance de la demande en électricité, tout en préservant les ressources énergétiques traditionnelles (fossiles, biomasse), leur valeur étant corrélée au coût et à l'utilisation de ces alternatives moins durables.
- Les énergies renouvelables jouent un rôle crucial dans la diminution des émissions de gaz à effet de serre, critère essentiel pour évaluer leur importance, surtout au regard des coûts associés à la réparation des dommages liés au changement climatique.
- Elles contribuent également à la réduction des polluants atmosphériques, tels que les particules fines issues des centrales à charbon, ainsi que les oxydes d'azote et de soufre.

L'énergie éolienne, en particulier, est en voie de devenir l'une des formes les plus privilégiées d'énergie renouvelable à l'échelle globale, selon (Pellerin, 2005). Les progrès technologiques, notamment dans la conception des éoliennes (Marsh, 2005), et la disponibilité généralisée des ressources éoliennes renforcent l'expansion rapide de ce secteur.

### 1.3.3 Production d'énergie éolienne

La production d'énergie éolienne se réfère à la conversion de l'énergie cinétique du vent en énergie électrique à l'aide d'éoliennes. Ces dispositifs exploitent le mouvement de l'air, causé par les différences de température et de pression atmosphérique, pour générer de l'électricité. Les pales de l'éolienne captent ce mouvement et, via un arbre et souvent une boîte de vitesses, transforment la rotation en énergie mécanique, laquelle est ensuite convertie en énergie électrique par un générateur. Les éoliennes sont typiquement installées au sommet d'une tour, avec un système permettant de les orienter face au vent.

#### 1.3.3.1 Ressources éoliennes

Les éoliennes peuvent être déployées individuellement mais sont le plus souvent regroupées dans des parcs éoliens, sur terre (onshore) ou en mer (offshore). La différence entre ces deux types de production d'énergie éolienne réside non seulement dans leur emplacement géographique mais aussi dans leurs spécificités techniques et économiques.

- **Production d'énergie éolienne onshore (à terre) :**

- Avantages : Les éoliennes onshore sont plus faciles à installer et à entretenir en raison de leur accessibilité. Le coût initial d'installation est généralement plus bas comparé aux éoliennes offshore.

- Inconvénients : Le principal désavantage des installations onshore réside dans le potentiel de conflit avec l'utilisation des terres pour d'autres fins (agriculture, habitations) et dans les impacts visuels ou sonores qu'elles peuvent avoir sur les communautés locales. De plus, le vent est généralement moins fort et moins constant à terre qu'en mer, ce qui peut réduire l'efficacité de la production d'énergie.

- **Production d'énergie éolienne offshore (en mer) :**

- Avantages : Les éoliennes offshore bénéficient de vents plus forts et plus constants, augmentant ainsi l'efficacité de la production d'énergie. L'impact visuel et sonore est également réduit pour les populations côtières.

- Inconvénients : Les coûts d'installation et de maintenance des éoliennes offshore sont significativement plus élevés en raison des défis techniques associés à leur construction en mer et à leur accès plus difficile. Les conditions météorologiques et maritimes peuvent également poser des défis supplémentaires.

L'éolienne la plus grande à ce jour, la « Haliade-X » de General Electric, mesure 248 mètres de hauteur, illustrant l'évolution et l'ambition croissante du secteur de l'énergie éolienne (Révolution énergétique, 2020).

Les ressources éoliennes offshore tendent à être plus abondantes que celles onshore, bien que cela dépende des caractéristiques particulières de chaque site, telles que le relief, l'altitude et la configuration des terres. En général, la différence de température entre la surface de la mer et l'air au-dessus est moindre que sur terre, ce qui se traduit par une réduction de la turbulence en mer. Ainsi, les éoliennes offshore sont généralement moins soumises à des contraintes dynamiques pendant leur fonctionnement.

### **1.3.3.2 Coût en capital des éoliennes**

Les coûts initiaux constituent une distinction notable entre les installations éoliennes terrestres et maritimes. Pour un parc éolien sur terre, les fondations représentent approximativement 6% du budget total, et le raccordement au réseau environ 3%. En revanche, pour un parc éolien en mer, les fondations doivent non seulement ancrer les turbines au sol marin mais aussi résister à des défis additionnels tels que les vagues, les courants, et la glace, portant leur coût à près de 23% du total, avec des dépenses de connexion au réseau avoisinant les 14%. Ces investissements surpassent largement ceux requis pour les parcs éoliens terrestres (Andrawus, 2008).

### **1.3.3.3 Technologie des éoliennes**

La technologie sous-jacente aux éoliennes onshore et offshore demeure largement similaire,

bien que la principale variation réside dans la capacité et la puissance nominale des turbines. Les installations terrestres tendent à favoriser des turbines jusqu'à 2 MW, tandis que les installations maritimes optent pour des unités de capacité supérieure. Habituellement, les parcs éoliens maritimes se connectent à des sous-stations terrestres via des câbles sous-marins, nécessitant souvent des systèmes de transmission de plus haute tension et des équipements spécifiques tels que transformateurs et commutateurs. La richesse des ressources éoliennes maritimes et la capacité à installer des turbines de grande puissance motivent l'expansion accélérée des parcs éoliens maritimes au détriment des installations terrestres.

La durabilité des éoliennes s'avère être potentiellement supérieure en milieu maritime, où les conditions climatiques plus rudes sont compensées par une production d'énergie accrue et une maintenance moins fréquente, soulignant l'importance d'une planification méticuleuse de la maintenance. Des études, telles que celles menées par (Byon et al., 2010) et (Matveev et Shcheklein, 2015), ont exploré l'impact de la variabilité des vitesses du vent sur la production d'énergie renouvelable, mettant en lumière l'efficacité des éoliennes face aux variations météorologiques

#### **1.3.3.4 Les éoliennes : types de conception**

La conception des éoliennes repose sur plusieurs paramètres clés, qui sont essentiels pour optimiser leur performance et leur efficacité. Ces paramètres comprennent la hauteur du moyeu, le diamètre du rotor, la robustesse des pales, le rapport de vitesse de pointe, la puissance nominale et la vitesse nominale du vent. Ces éléments sont adaptés selon les exigences spécifiques de l'emplacement et de la configuration de l'éolienne, soulignant l'importance d'une conception sur mesure pour maximiser l'exploitation des ressources éoliennes disponibles (Burton et al., 2011).

La configuration et les composants principaux des éoliennes sont détaillés, mettant en lumière les aspects techniques essentiels de leur fonctionnement et de leur structure. Parmi les configurations les plus courantes, les éoliennes à axe horizontal (HAWT) se distinguent par leur capacité à élever les pales à des hauteurs optimales, captant ainsi plus efficacement l'énergie éolienne (Hansen, 2001).

Dans le cadre de cette recherche, l'éolienne TW600 est mise en avant pour son potentiel d'optimisation dans la maintenance des parcs éoliens. Cette éolienne, caractérisée par son axe horizontal, ses trois pales et sa tour tubulaire, représente un modèle d'intérêt pour étudier les stratégies d'entretien améliorées. L'objectif est de développer des approches de maintenance plus efficaces, réduisant les coûts et augmentant la fiabilité des installations éoliennes (Andrawus, 2008).

L'annexe technique fournie offre un aperçu détaillé des spécificités de l'éolienne TW600, fournissant une base solide pour les analyses et les discussions ultérieures sur l'optimisation de la maintenance dans le secteur éolien. Ce focus sur un modèle spécifique d'éolienne permet d'approfondir la compréhension des défis et des solutions potentielles dans la gestion et l'entretien des parcs éoliens, soulignant l'importance d'une approche ciblée et bien informée dans le développement durable de l'énergie éolienne (Andrawus, 2008; Burton et al., 2011; Hansen, 2015).

Les éléments constitutifs d'une éolienne à axe horizontal typique, ainsi que ses sous-systèmes, sont présentés dans la figure ci-dessous:

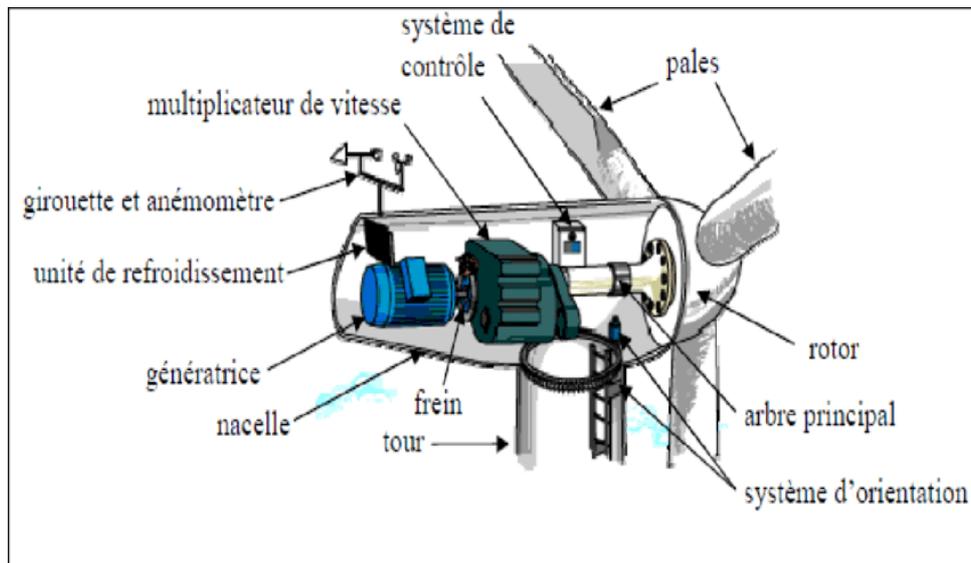


Figure 1. 2: Sous-systèmes et composants d'une éolienne à axe horizontal typique (Andrawus, 2008)

## 1.4 Maintenance des éoliennes

### 1.4.1 Stratégies de maintenance pour un système éolien

Les stratégies de maintenance pour les systèmes éoliens comprennent diverses approches visant à assurer le bon fonctionnement et la durabilité des équipements. Cela peut inclure des activités telles que la maintenance préventive régulière, la détection précoce des défaillances, la planification des réparations et le remplacement périodique des composants. Ces stratégies sont essentielles pour maximiser la disponibilité des turbines éoliennes et optimiser leur performance tout en minimisant les temps d'arrêt et les coûts de réparation.

Habituellement, les turbines éoliennes sont acquises avec des accords de deux à cinq ans qui incluent des garanties ainsi que des plans pour la maintenance à la fois corrective et préventive, selon diverses études (Verbruggen, 2003 ; Conover et al., 2000 ; Rademakers et Verbruggen, 2002). Ces plans de maintenance sont souvent mis en œuvre par les gestionnaires de parcs éoliens après l'expiration de la période contractuelle afin d'assurer la continuité de l'entretien des turbines (Rademakers et Verbruggen, 2002).

#### 1.4.1.1 Maintenance préventive des éoliennes

La maintenance préventive comprend des inspections régulières, des tests, et l'entretien, destinés à identifier les besoins de maintenance majeure pour minimiser la nécessité de réparations correctives. Généralement, un entretien complet est réalisé deux fois par an (Verbruggen, 2003 ;

Conover et al., 2000 ; Rademakers et Verbruggen, 2002), utilisant des listes de vérification pour évaluer l'état des turbines et actualiser leur dossier de maintenance. Ces listes ciblent spécifiquement chaque turbine, incluant l'inspection de divers composants comme la boîte de vitesses, le système hydraulique, ainsi que la surveillance des opérations pour identifier toute vibration anormale, entre autres vérifications.

#### **1.4.1.2 Maintenance corrective des éoliennes**

La maintenance corrective s'occupe des réparations dues à l'usure des composants, erreurs humaines, défauts de conception, et autres problématiques opérationnelles. Les interventions sont souvent initiées suite à des inspections de routine ou lorsque les systèmes de protection détectent et arrêtent les turbines en cas de défaillance émergente. Plusieurs stratégies de maintenance pour les parcs éoliens offshore européens ont été proposées, variant de l'absence de maintenance à des programmes de maintenance corrective ou préventive périodiques, chacun avec ses spécificités en termes de planification et d'exécution des tâches de maintenance.

Les parcs éoliens offshore européens présentent quatre stratégies de maintenance selon une étude de (Garrad et Partners, 2001). Ces stratégies comprennent :

1. Pas de maintenance : les turbines sont laissées en fonctionnement jusqu'à ce qu'une révision majeure soit nécessaire, généralement tous les cinq ans. Cette stratégie peut réduire les coûts de maintenance à court terme mais risque d'accroître les coûts à long terme en raison de pannes potentiellement graves et de l'usure accrue des équipements.
2. Maintenance corrective uniquement : Cette stratégie se concentre sur la réparation des pannes après qu'elles se produisent, sans maintenance préventive régulière. Les réparations sont effectuées uniquement lorsqu'un certain nombre d'éoliennes sont en panne, minimisant ainsi le besoin d'une équipe d'entretien permanente. Bien que cela puisse réduire les coûts opérationnels, cela peut également entraîner des temps d'arrêt imprévus et affecter la fiabilité globale du parc éolien.
3. Maintenance opportuniste : Cette approche consiste à effectuer des activités de maintenance à la demande, en profitant des opportunités pour réaliser à la fois la maintenance préventive et corrective. Elle ne nécessite pas d'équipe de maintenance permanente, permettant une certaine flexibilité et potentiellement des économies de coûts. Cependant, cela peut ne pas être suffisant pour prévenir toutes les pannes potentielles et peut conduire à des interventions de maintenance moins planifiées.
4. Maintenance programmée périodique : Cette stratégie implique des visites planifiées pour effectuer à la fois la maintenance préventive et les mesures correctives, avec une équipe de maintenance dédiée en permanence. Cela peut aider à améliorer la fiabilité et la disponibilité des éoliennes en identifiant et en résolvant les problèmes avant qu'ils ne conduisent à des pannes. Cependant, cela implique des coûts opérationnels plus élevés en raison de la nécessité d'une équipe de maintenance sur site.

Chacune de ces stratégies de maintenance présente des avantages et des inconvénients, et le choix entre elles dépend de divers facteurs tels que les objectifs opérationnels, le budget de maintenance,

les conditions environnementales, et la tolérance au risque de l'opérateur du parc éolien

### **1.4.1.3 Défis liés aux pratiques actuelles de maintenance des éoliennes**

Les approches de maintenance, notamment la maintenance basée sur les défaillances (FBM) et la maintenance basée sur le temps (TBM), jouent un rôle crucial dans la gestion des turbines éoliennes. La stratégie FBM repose sur l'exploitation des éoliennes ou de leurs composants jusqu'à leur défaillance. Bien que cette méthode puisse sembler économiquement rationnelle lorsque les pannes n'entraînent pas de pertes directes de revenus ou de satisfaction client, elle présente des risques significatifs. En particulier, les défaillances critiques peuvent avoir des répercussions majeures sur la santé, la sécurité, et l'environnement, sans parler de l'impact potentiellement dévastateur sur le réseau électrique et la génération de revenus. Cette réalité conduit souvent à l'évitement de la stratégie FBM en raison des conséquences graves qu'une panne peut entraîner.

D'autre part, la maintenance préventive ou TBM implique des interventions à des intervalles réguliers pour prévenir les pannes avant qu'elles ne surviennent. Cette approche vise à maintenir les équipements critiques en bon état et à respecter les garanties des fabricants. Cependant, définir l'intervalle optimal pour la TBM pose un défi majeur. Des intervalles trop courts peuvent entraîner des coûts opérationnels élevés et le gaspillage de composants encore fonctionnels, tandis que des intervalles trop longs risquent de laisser passer des défaillances imprévues, entraînant des pertes de production et des coûts supplémentaires.

Les études menées par le Center for Renewable Energy Systems Technology (CREST) et Energy Center Netherlands (ECN) soulignent l'importance de cette problématique, en montrant que les pannes de composants sont une cause majeure des arrêts de turbines éoliennes. La recherche indique qu'une turbine éolienne terrestre peut connaître de 1,5 à 4 défaillances par an, tandis qu'une turbine offshore pourrait nécessiter jusqu'à 5 interventions de service annuellement. Ces statistiques révèlent l'ampleur de l'effort et des coûts associés à la réparation des pannes, sans compter les conséquences économiques, opérationnelles, et environnementales potentiellement graves.

En raison de ces défis, il devient impératif de développer une stratégie de maintenance équilibrée qui minimise le coût total de possession (Life Cycle Cost, LCC) des turbines éoliennes tout en maximisant le retour sur investissement. Une telle stratégie devrait incorporer des pratiques de maintenance à la fois techniquement réalisables et économiquement viables, adaptées aux spécificités du cycle de vie des turbines éoliennes. L'objectif est de trouver un juste milieu qui optimise la fiabilité et la rentabilité des opérations des parcs éoliens, en tenant compte des risques sanitaires, sécuritaires, et environnementaux.

## **1.4.2 Optimisation de la production et de la maintenance des éoliennes sous des contraintes industrielles**

### **1.4.2.1 Optimisation et Planification de la Production Énergétique Éolienne**

L'essence de la conversion de l'énergie éolienne en électricité réside dans la capacité des éoliennes à transformer le mouvement de l'air en énergie électrique. Ce processus s'effectue via un générateur électrique qui est connecté à une boîte de vitesses et un arbre. L'emplacement géographique des éoliennes est crucial pour optimiser cette conversion, car il doit tenir compte de la topographie locale et de l'élévation du terrain pour maximiser l'exposition au vent. Selon (Gaudiosi, 1999), l'industrie éolienne a observé une évolution significative, avec un glissement des installations éoliennes terrestres vers des sites maritimes, en partie grâce à des zones telles que la mer du Nord, dont le potentiel éolien offshore pourrait répondre à la demande énergétique de l'Europe.

Cependant, la performance des installations éoliennes est intrinsèquement liée aux conditions climatiques, notamment la force du vent et l'exposition au soleil pour les technologies solaires combinées. Il est impératif de maintenir un niveau de service constant malgré ces variations naturelles. Face à cette contrainte, la planification énergétique a émergé comme un domaine d'étude crucial. (Pohekar et Ramchandran, 2004) ont mis en avant le "processus de hiérarchie analytique" comme méthode préférentielle pour naviguer dans les défis posés par l'intermittence des sources d'énergie renouvelables, en vue de stabiliser l'approvisionnement énergétique. D'autre part, (Chattopadhyay, 2004) a exploré les impacts financiers de l'irrégularité des sources renouvelables, concluant que la variabilité du vent, en particulier, peut sérieusement compromettre la fiabilité du réseau électrique, en se basant sur l'exemple du marché électrique indien.

Pour surmonter ces défis, diverses recherches se sont concentrées sur l'optimisation de la production énergétique. (Habib et al., 1999) ont étudié les configurations optimales de systèmes hybrides solaire-éolien, tandis que (Zhou et al., 2008) ainsi que (Ekren et Ekren, 2009) ont développé des méthodes itératives pour réduire les coûts de production et de stockage de l'énergie renouvelable. (Borowy et Salameh, 1996) ont proposé une approche pour identifier le mix idéal de panneaux solaires et de batteries pour un système autonome à un coût minimal tout en garantissant la fiabilité. (Yang et al., 2007) ont quant à eux abordé l'optimisation du dimensionnement des systèmes hybrides pour minimiser les pertes économiques dues à l'interruption de l'alimentation, en ajustant les composantes du système.

L'optimisation des performances éoliennes a également fait l'objet d'études approfondies. (Chehouri et al., 2015, 2016) ont passé en revue diverses techniques d'optimisation, soulignant l'efficacité des algorithmes génétiques pour la conception multi-objectifs des éoliennes. (Bryony et al., 2016) se sont concentrés sur l'optimisation computationnelle des parcs éoliens, en tenant compte des coûts, de la puissance, des interactions entre les turbulences et des conditions atmosphériques variables, visant à optimiser l'emplacement et la configuration des turbines pour maximiser l'efficacité globale.

### 1.4.2.2 Les stratégies d'optimisation de la maintenance d'éolienne de

L'optimisation de la maintenance dans le secteur de l'énergie éolienne est une démarche visant à harmoniser les besoins de maintenance — qu'ils soient réglementaires, économiques, ou techniques — avec les ressources disponibles pour réaliser les tâches de maintenance, telles que le personnel, les pièces de rechange, les consommables, et les équipements (Andrawus, 2008). Cette démarche s'inscrit dans une vision à long terme où les stratégies de maintenance doivent être régulièrement réévaluées et ajustées en fonction de l'évolution des coûts, des taux d'intérêt, et des modèles de défaillance des composants, soulignant ainsi le caractère cyclique et évolutif de l'optimisation de la maintenance plutôt qu'une action ponctuelle.

Deux grandes approches caractérisent l'optimisation de la maintenance : qualitative et quantitative. La première repose souvent sur des jugements subjectifs basés sur l'expérience, tandis que la seconde utilise des modélisations mathématiques pour quantifier les coûts et les bénéfices de la maintenance et trouver un équilibre optimal entre eux (Dekker, 1996). Malgré la diversité des méthodes quantitatives disponibles dans le domaine des mathématiques appliquées et de la recherche opérationnelle, telles que les chaînes de Markov et les processus analytiques hiérarchiques (Chiang et Yuan, 2001) ou encore les algorithmes génétiques (Tsai et al., 2001), beaucoup sont critiquées pour leur complexité et leur manque d'applicabilité pratique dans la gestion de la maintenance pour résoudre des problèmes concrets (Dekker, 1996).

Parmi les modèles proposés, la Modélisation des Défaillances du Système (MSF) et le modèle de maintenance du temps de retard (Delay-Time Maintenance Model, DTMM) se distinguent par leur approche pragmatique et ont été appliqués avec succès dans l'industrie pour optimiser les périodicités d'inspection et d'entretien (Scarf, 1997 ; Davidson et Hunsley, 1994). (Andrawus et al., 2007) ont souligné l'utilité de ces modèles pour l'industrie éolienne, indiquant leur pertinence pour améliorer la fiabilité et la disponibilité des turbines éoliennes.

Le défi principal de l'optimisation de la maintenance réside dans la nécessité d'une réévaluation continue pour s'adapter aux changements de l'environnement opérationnel et économique. Les recherches dans ce domaine suggèrent l'intégration de nouvelles stratégies de maintenance qui tiennent compte de la complexité des systèmes éoliens et des conditions météorologiques variables, en vue de maximiser la production d'énergie tout en minimisant les coûts opérationnels et de maintenance. L'adoption de modèles de maintenance prédictive et conditionnelle, appuyée par les avancées technologiques en matière de surveillance de l'état des composants, offre une voie prometteuse pour atteindre ces objectifs, permettant ainsi une gestion plus efficace et économique des parcs éoliens.

- **Les stratégies d'optimisation de la maintenance sous contrainte de dégradation**

La recherche et le développement dans le domaine de l'énergie éolienne se concentrent de plus en plus sur l'optimisation de la production et de la maintenance, en tenant compte de la dégradation des turbines éoliennes. Ce domaine a vu l'émergence de diverses stratégies visant à équilibrer les coûts opérationnels avec l'efficacité et la fiabilité de la production énergétique.

(Carlos et al., 2013) ont introduit une approche innovante pour la maintenance des éoliennes, en considérant l'impact de charges stochastiques sur leur processus de dégradation. Leur modèle vise à minimiser le coût total tout en maximisant la production annuelle d'énergie, en ajustant la fréquence et la durée des maintenances. (Kahrobaee et Asgarpour, 2013) ont exploré la maintenance optimale d'équipements éoliens en dégradation, en proposant des méthodes analytiques et de simulation pour identifier la meilleure stratégie de maintenance, tout en considérant des facteurs externes comme la météo ou la disponibilité des ressources.

Les activités d'exploitation et de maintenance (O&M) des éoliennes, en particulier dans les environnements onshore, sont complexes et coûteuses, représentant une part significative du coût total de l'énergie produite. (Fernando et al., 2015) ont examiné les performances des éoliennes en se concentrant sur des facteurs clés tels que la disponibilité, le coût total, et le coût unitaire, afin d'identifier des stratégies pour minimiser leur impact négatif. Ils ont utilisé des modèles de simulation basés sur le réseau de Petri stochastique pour proposer des stratégies d'exploitation et de maintenance efficaces. (Carroll et McDonald, 2015) ont mis en lumière l'importance de comprendre les taux de défaillance et les besoins en ressources pour la réparation des éoliennes offshore, en proposant des modèles pour optimiser les coûts d'exploitation et de maintenance. L'analyse de la fiabilité des éoliennes offshore a également été une préoccupation majeure, avec des travaux comme ceux de (Walford, 2006), qui a souligné les défis liés à la fiabilité et aux coûts associés à l'exploitation et la maintenance des parcs éoliens. (Ding et Tian, 2011) ont proposé une approche de maintenance opportuniste pour les parcs éoliens, considérant des maintenances préventives imparfaites pour réduire les taux de défaillance.

L'optimisation de la maintenance émerge comme un processus d'équilibrage entre les exigences de maintenance et l'utilisation des ressources, où une stratégie de maintenance idéale aujourd'hui peut ne pas l'être demain, en raison de la nature fluctuante des variables d'entrée telles que les taux d'intérêt, les coûts des composants, et les modèles de défaillance. Cela nécessite une évaluation périodique et une adaptation constante des stratégies de maintenance pour optimiser la performance et réduire les coûts sur le long terme.

En conclusion, l'amélioration de la gestion de la maintenance et de la production des éoliennes est cruciale pour l'efficacité du secteur éolien. Les recherches actuelles se concentrent sur l'élaboration de stratégies qui tiennent compte de la complexité et des coûts liés à la maintenance des éoliennes, en mettant en œuvre des modèles de maintenance préventive et opportuniste basés sur une compréhension approfondie des processus de dégradation et des exigences opérationnelles. Ces efforts visent à maximiser la disponibilité et la production d'énergie tout en minimisant les coûts et les impacts environnementaux, soulignant l'importance d'une approche intégrée et adaptative pour la maintenance des éoliennes.

- **Les stratégies d'optimisation de la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange**

Dans le secteur de l'énergie éolienne, la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange joue un rôle crucial dans la garantie de la disponibilité et de la performance des parcs éoliens. Avec la croissance rapide de cette industrie, il est devenu impératif de développer des stratégies de maintenance efficaces qui optimisent l'utilisation des pièces de rechange tout en minimisant les coûts associés à leur stockage et à leur utilisation. Cette introduction explore les défis spécifiques auxquels sont confrontées les entreprises de maintenance éolienne en ce qui concerne la gestion des pièces de rechange, ainsi que les stratégies d'optimisation qui peuvent être adoptées pour améliorer l'efficacité opérationnelle et réduire les dépenses liées à la maintenance des éoliennes.

Dans ce contexte, (Hayouni, 2017) discute de l'impact de la mauvaise gestion des pièces de rechange sur les opérations de maintenance et la production. Cette gestion inefficace entraîne souvent une diminution de la production d'énergie et une augmentation des coûts de maintenance. En effet, des pièces de rechange inadéquates ou indisponibles peuvent entraîner des retards dans les opérations de maintenance préventive ou corrective, ce qui peut avoir un effet négatif sur la disponibilité des éoliennes et, par conséquent, sur leur capacité à générer de l'énergie de manière optimale. Cette situation peut également entraîner une augmentation des temps d'arrêt non planifiés, ce qui peut avoir un impact significatif sur les performances globales du parc éolien. Par conséquent, une gestion efficace des pièces de rechange est essentielle pour garantir la disponibilité et la fiabilité des éoliennes, ainsi que pour optimiser les coûts de maintenance et de production d'énergie. Dans le même contexte, (Gherasim et al., 2016) ont développé une approche reposant sur l'utilisation de réseaux bayésiens. Leur objectif est d'exploiter l'ensemble des informations provenant des outils de surveillance et de gestion des parcs éoliens, ainsi que de la gestion des pièces de rechange. Les réseaux bayésiens sont des modèles probabilistes puissants qui permettent de représenter et de raisonner sur les relations de cause à effet entre différentes variables. En intégrant les données provenant des outils de surveillance, tels que les capteurs de condition et les systèmes de surveillance à distance, ainsi que les informations sur la gestion des pièces de rechange, cette approche permet de prendre des décisions de maintenance plus éclairées et prédictives. En analysant les données en temps réel et en utilisant des modèles probabilistes, il devient possible d'anticiper les pannes potentielles, d'optimiser les périodes de maintenance préventive et de minimiser les temps d'arrêt non planifiés. Ce type d'approche contribue à améliorer la disponibilité des éoliennes, à réduire les coûts de maintenance et à maximiser la production d'énergie.

- **Les stratégies d'optimisation de la maintenance et l'apprentissage automatique**

Dans le domaine de l'énergie éolienne, l'optimisation de la maintenance et l'utilisation de l'apprentissage automatique jouent un rôle crucial dans la gestion efficace des parcs éoliens. En intégrant des stratégies d'optimisation de la maintenance avec des techniques

d'apprentissage automatique, les exploitants peuvent maximiser la disponibilité des éoliennes tout en minimisant les coûts de maintenance et les temps d'arrêt non planifiés.

Ces approches permettent d'analyser les données générées par les éoliennes en temps réel, ce qui permet de détecter les anomalies et les défaillances potentielles plus rapidement et avec une plus grande précision. En prédisant les pannes avant qu'elles ne surviennent, les équipes de maintenance peuvent planifier les interventions de manière proactive, en effectuant les réparations nécessaires avant que les problèmes n'impactent la production d'énergie.

Dans cette perspective, (Lydia et Kumar, 2021) ont examiné les défis liés à la nature stochastique du vent et son impact sur l'exploitation de l'énergie éolienne, ainsi que l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique pour résoudre des problèmes critiques de prédiction, de détection et de maintenance. L'intégration de l'apprentissage automatique dans divers aspects des systèmes de production d'électricité éolienne a considérablement amélioré les performances des parcs éoliens. Leur étude offre un aperçu succinct des applications de l'apprentissage automatique dans la surveillance, la modélisation et la prédiction des parcs éoliens. (Gu et al., 2021) ont proposé une méthode de diagnostic des défauts basée sur la surveillance des signaux de vibration de la boîte de vitesses (gearbox) de l'éolienne pour différencier les caractéristiques des signaux des différentes conditions de fonctionnement et améliorer la précision du diagnostic. La stratégie adaptative d'entropie approximative en domaine temporel est utilisée pour proposer un algorithme intelligent de diagnostic des défauts des éoliennes et une machine d'apprentissage extrême à noyau (KELM) optimisé par essaim de particules (CPSO). Récemment, (Aisha, 2023) a élaboré de nouvelles politiques de maintenance intégrées à la production d'énergie à partir de systèmes solaires et éoliens. Les stratégies de maintenance adoptées dans ce travail de recherche sont la stratégie de maintenance parfaite avec réparation minimale et la stratégie de maintenance sélective/imparfaite appliquée aux composants du système (panneaux solaires PV et éoliennes). La méthodologie développée commence par résoudre le problème de l'optimisation de la production d'énergie en utilisant la méthode théorique ainsi que la méthode d'apprentissage automatique (ANN et SVM) afin de satisfaire une demande d'énergie aléatoire pendant un horizon fini. Les résultats obtenus sont considérés comme une entrée dans le développement de la stratégie de maintenance en tenant compte de l'impact de la variation de la production d'énergie sur le niveau de dégradation de l'éolienne et du panneau solaire PV.

En conclusion, la maintenance des éoliennes, axée sur l'observation des conditions réelles d'exploitation et l'utilisation de technologies de surveillance avancées, est fondamentale pour maximiser la disponibilité et la fiabilité des installations tout en minimisant les coûts.

## 1.5 Description du problème de la thèse

### 1.5.1 Problématique de la thèse

L'industrie éolienne englobe une large variété d'acteurs, allant des exploitants de parcs éoliens et fabricants d'éoliennes à des entreprises spécialisées dans la maintenance, ainsi que des bureaux d'ingénierie et des distributeurs de solutions éoliennes domestiques. Pour optimiser le rendement des installations éoliennes, il est crucial de diminuer les dépenses tout en augmentant la satisfaction des clients. Ces ambitions nécessitent une gestion efficace, qui s'articule autour de décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles au sein d'un cadre de planification hiérarchique.

Dans le domaine de l'énergie éolienne, les installations sont susceptibles de subir des défaillances, dont la fréquence peut s'accroître à cause d'une maintenance préventive négligée, des fluctuations dans la production d'énergie, ou l'usure naturelle des équipements. Les interruptions fréquentes des éoliennes engendrent des perturbations significatives et une baisse de la productivité, étant donné que la disponibilité des éoliennes est essentielle pour maintenir une production énergétique fluide. De plus, les opérations de maintenance, bien qu'elles soient préventives, requièrent l'arrêt temporaire des équipements, ce qui est souvent perçu par les gestionnaires de production comme une contrainte additionnelle et inopportune.

Dans le secteur éolien, le rapport de l'IRSST a identifié la maintenance comme une cause majeure des accidents, soulignant par ailleurs le déficit de formation des techniciens et l'absence de plan de prévention. Ces constats mettent en lumière l'impératif d'établir un plan de maintenance visant à optimiser le nombre et la durée des interventions, ce qui permettrait de réduire significativement les risques associés à ces opérations. Dans ce cadre, l'intégration efficace de la gestion des pièces de rechange devient cruciale. Une gestion adéquate des stocks de pièces de rechange non seulement facilite une maintenance rapide et efficace, mais contribue également à la réduction des temps d'arrêt imprévus, un élément clé pour améliorer la sécurité et la fiabilité des installations éoliennes.

Face à ces enjeux, il est primordial de développer des politiques de maintenance intégrée, alignées avec les objectifs de production d'énergie renouvelable. Cela implique de minimiser les coûts associés aux interventions de maintenance et aux pertes de production, tout en réduisant les risques opérationnels. L'adoption d'une telle approche permettra d'accroître la disponibilité des éoliennes, garantissant ainsi une production d'énergie plus stable et plus prévisible. En somme, une gestion proactive et prévisionnelle de la maintenance et des pièces de rechange est essentielle pour soutenir l'efficacité et la durabilité de la production énergétique dans le secteur éolien.

D'autre part, l'intégration de l'apprentissage automatique dans la gestion des actions de maintenance représente une avancée significative, offrant des avantages considérables pour le secteur éolien. Cette technologie permet d'analyser de vastes ensembles de données issues des opérations quotidiennes, facilitant la détection précoce des anomalies et des signes avant-coureurs de pannes potentielles. Grâce à l'apprentissage automatique, il est possible de passer d'une maintenance préventive traditionnelle à une maintenance prédictive, où les interventions sont

planifiées en fonction des besoins réels des équipements, et non sur la base de calendriers fixes. Cela optimise l'utilisation des ressources, réduit les coûts de maintenance et minimise les temps d'arrêt non planifiés, augmentant ainsi la productivité et la fiabilité des éoliennes. En outre, l'apprentissage automatique contribue à améliorer la gestion des pièces de rechange en prévoyant les demandes futures, assurant ainsi que les pièces nécessaires sont disponibles au bon moment. En résumé, l'apprentissage automatique transforme la maintenance dans le secteur éolien, en rendant les opérations plus intelligentes, plus efficaces et plus adaptées aux défis uniques de la production d'énergie renouvelable.

Dans le cadre de cette thèse, le travail de recherche proposé vise à définir de nouvelles politiques de maintenance en coordination avec la gestion opérationnelle du système de production d'énergie renouvelable et la gestion des pièces de rechange, tout en tenant compte des contraintes opérationnelles. De plus, il s'agit d'analyser les facteurs critiques qui influent sur la fiabilité des éoliennes.

La particularité de cette étude, est d'utiliser l'apprentissage automatique et d'analyser l'impact de la variation de production d'énergie sur la dégradation des systèmes éoliens, ainsi que l'effet des conditions opérationnelles sur la gestion des pièces de rechange et la planification de la maintenance.

Les objectifs de ce travail sont :

Dans notre approche, nous débutons par analyser un système éolien conçu pour satisfaire une demande d'énergie variable sur une période déterminée. Notre examen approfondi porte sur l'élaboration d'une stratégie de maintenance novatrice, intégrée à la fois à la production d'énergie et à l'optimisation de la gestion des pièces de rechange, en établissant un parallèle entre les systèmes de production industrielle et les systèmes éoliens, tout en tenant compte des spécificités de ces derniers. Nous avons identifié une relation directe entre la production d'énergie et la maintenance, marquée par l'influence des fluctuations de la production d'énergie sur la probabilité de panne des éoliennes. Dans une seconde phase, considérant les risques associés aux opérations de maintenance, notre focus se porte sur l'évaluation de la fiabilité des éoliennes. Nous proposons une stratégie innovante de maintenance préventive imparfaite, couplée à une approche de maintenance parfaite (stratégie de maintenance mixte), cette stratégie étant intégrée dans la gestion des stocks de pièces de rechange et prenant en compte les conditions opérationnelles. En troisième lieu, tout en tenant compte des mêmes contraintes, nous examinons l'incorporation de l'apprentissage automatique, pour déterminer le coefficient d'accélération de la dégradation, dans cette stratégie de maintenance mixte. L'objectif est de développer une nouvelle relation analytique pour le taux de défaillance, ainsi qu'un plan optimal de maintenance préventive mixte, et de définir une stratégie optimale de gestion des pièces de rechange pour les parcs éoliens.

## **1.5.2 Notations**

Les principales notations utilisées sont énumérées ci-dessous :

## Paramètres et variables de production :

### Chapitres 2,3,4 :

- Variables temporelles :
  - H : Nombre de périodes de production d'énergie
  - $\Delta t$ : durée de chaque période de production d'énergie (uniforme pour toutes les périodes)
  - k : Indice d'une période de production (  $k=1,2,..,H$ )
- Demande d'énergie :
  - $D_k$ : Demande pour la période k
  - $\mu_k^d$  : Moyenne de la demande
  - $\sigma_d$ : Variance de la demande
- Attributs du vent :
  - $v_{ci}$ : Vitesse de démarrage du vent (Cut in wind speed)
  - $v_{co}$ : Vitesse de coupure du vent (Cut out wind speed)
  - $v_r$ : Vitesse de vent à puissance nominale (Rated wind speed)
  - $v$ : Vitesse du vent
  - a : Paramètre de forme des variations du vent
  - c : Paramètre d'échelle des variations du vent
- Constantes :
  - $P_k$ : Quantité d'énergie générée durant la période k
  - $\bar{P}_k$ : Quantité cible d'énergie produite pendant la période k
  - $P_{max}$ : Puissance de production maximale (Capacité) de l'éolienne
  - $P_{wind}$ : Puissance potentielle de l'éolienne
  - $P_r$ : Puissance nominale de l'éolienne (Rated Power)
  - $\theta$ : Niveau de service
  - $a_1 + a_2 D_k$ : Niveau de stock optimal net
  - $S_k$ : Quantité de production d'énergie stockée
  - $C_p$ : Coût unitaire de production d'énergie (1 kW)
  - $C_s$ : Coût unitaire de stockage d'énergie (1 kW)
- CT : Coût global de production d'énergie
  - $N_{wk}$ : Nombre nécessaire d'éoliennes opérationnelle durant la période k
  - M : Nombre maximal d'éoliennes opérationnelles
  - m : Nombre minimal d'éoliennes opérationnelles
  - $P_{jk}$ : Energie produite par l'éolienne j durant la période k

## Paramètres et variables de maintenance

### Chapitre 2 , 3 et 4:

#### Variables de maintenance parfaite

- $N_p$  : Nombre d'interventions de maintenance préventive parfaite sur l'horizon

- $N_p^*$ : Nombre optimal d'interventions de maintenance préventive sur l'horizon
- $T_p$ : Intervalle entre deux opérations de maintenance préventive parfaite
- $T_p^*$ : Intervalle optimal entre deux opérations de maintenance préventive
- $\lambda_k$ : Taux de panne de l'éolienne durant la période k
- $\lambda_0$ : Taux initial de panne de l'éolienne
- $\lambda_n(t)$ : Taux nominales de panne de l'éolienne
- $\beta$ : Paramètre de forme de taux de panne de l'éolienne
- $\eta$ : Paramètre d'échelle de taux de panne de l'éolienne
- $M_c$ : Coût de chaque action de maintenance corrective (coût unitaire) ( $\mu$ )
- $M_{p1}$ : Coût de chaque action de maintenance préventive (coût unitaire) ( $\mu$ )
- $\bar{Y}$ : Nombre moyen de pannes durant l'horizon de production
- $MC$ : Coût global de maintenance de l'éolienne

### **Variables de maintenance imparfaite**

- $N_{IM}$ : Nombre d'interventions de maintenance préventive imparfaite
- $N_{IM}^*$ : Nombre optimal d'interventions de maintenance préventive imparfaite
- $T_{IM}$ : Intervalle de maintenance préventive
- $T_{IM}^*$ : Intervalle optimal de maintenance préventive
- $\lambda_k$ : Taux de défaillance de l'éolienne pendant la période k
- $\lambda_0$ : Taux de défaillance initiale de l'éolienne
- $\lambda_n(t)$ : Taux de défaillance de l'éolienne sous conditions nominales
- $\beta$ : Paramètre de forme de l'éolienne
- $\eta$ : Paramètre d'échelle
- $M_c$ : Coût unitaire de maintenance corrective ( $\mu$ )
- $M_{p2}$ : Coût unitaire de maintenance préventive ( $\mu$ )
- $\bar{Y}$ : Nombre moyen de pannes
- $e^\alpha$ : Facteur de dégradation de l'éolienne

### **Gestion de pièces de rechange**

- $Q$ : Quantité de pièces de rechange par une commande.
- $De (P,Nb)$ : Quantité totale (demande totale) de pièces de rechange
- $C_c$ : Coût de passation d'une commande.
- $C_{pos}$ : Coût de possession d'une pièce de rechange sur  $H \Delta t$ .
- $n_{rc}$ : Quantité de pièces de rechange nécessaire pour une action de maintenance corrective
- $n_{rp}$ : Quantité de pièces de rechange nécessaire pour une action de maintenance préventive parfaite
- $n_{rpi}$ : Quantité de pièces de rechange nécessaire pour une action de maintenance préventive imparfaite

### **k-means**

- $x_i$ : est un vecteur contenant les caractéristiques de l'élément i
- $\varepsilon$ : le seuil d'erreur fixe

- $K$  : le nombre de clusters
- $C_i$  : cluster d'indice  $i$
- $O_i$  : centre de cluster d'indice  $i$
- $d(O_k, x_i)$  : La distance entre les centroïde  $O_k$  et l'élément  $i$

## 1.6 Conclusion

Dans le domaine de l'énergie renouvelable, et plus précisément dans la maintenance des systèmes éoliens, l'intégration des pièces de rechange, la gestion efficace et l'apprentissage automatique émergent comme des éléments clés pour accroître la stabilité de la production d'énergie et optimiser la rentabilité. La maintenance, considérée comme l'une des fonctions techniques les plus sensibles en raison des risques associés et de son importance capitale, requiert désormais une optimisation et une planification méticuleuses pour une prise de décision éclairée.

Au début de ce chapitre, nous avons entrepris une revue bibliographique exhaustive, explorant les divers types et stratégies de maintenance spécifiques au secteur industriel, ainsi que les méthodes d'optimisation de ces dernières. Cette exploration inclut également l'examen des recherches sur l'intégration de la production et de la maintenance dans le cadre de contraintes variées, comme les considérations environnementales, la sous-traitance, et les exigences de niveau de service. Nous avons ensuite approfondi notre étude sur la production d'énergie éolienne, soulignant son importance économique, sociale, et environnementale, et avons détaillé les conceptions courantes des éoliennes, leurs composants et leur fonctionnement.

Dans la dernière section, nous avons abordé les stratégies d'optimisation de la production et de la maintenance spécifiques aux éoliennes, en mettant l'accent sur l'importance de la gestion des pièces de rechange et sur l'application de l'apprentissage automatique pour améliorer ces processus. L'ajout de ces éléments permet une meilleure anticipation des besoins en maintenance et une réaction plus rapide en cas de défaillance, contribuant ainsi à minimiser les temps d'arrêt et à optimiser la disponibilité des éoliennes.

Enfin, nous avons examiné la problématique principale en mettant en lumière notre contribution par rapport aux travaux existants dans ce domaine de recherche. Notre focus s'est porté sur les conditions de fonctionnement, les contraintes environnementales et industrielles, et leur impact sur les stratégies d'optimisation de la production et de la maintenance dans le secteur de l'énergie renouvelable. En particulier, nous avons étudié comment les variations dans le taux de production d'énergie influencent la dégradation des équipements et affectent à la fois la politique de production et la stratégie de maintenance, en intégrant la gestion des pièces de rechange et l'apprentissage automatique comme leviers d'optimisation.

# *Planification la maintenance Intégrée à la Gestion des pièces de rechange d'un parc éolien*

Dans ce chapitre, Nous suggérons une optimisation globale de la production, de la maintenance et de la gestion des pièces de rechange pour les systèmes de production d'énergie, en particulier dans le contexte des éoliennes.

La problématique abordée concerne l'étude d'un système composé d'éoliennes soumises à des contraintes de taux de service et confrontées à des défaillances aléatoires. Ce système est conçu pour répondre à une demande aléatoire sur une période de temps définie. Dans cette perspective, des plans économiques de production d'énergie ainsi que des plans optimaux de maintenance, qu'elle soit parfaite ou imparfaite, intégrés à la gestion des pièces de rechange, sont élaborés dans le but de minimiser le coût total lié à la production, au stockage, à la maintenance et à la gestion des pièces de rechange. Une corrélation est établie entre le taux de production et l'état de dégradation de l'éolienne.

À partir de ce plan économique de production, un plan optimal de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange est développé. Il s'agit d'une politique de maintenance périodique visant à déterminer le nombre optimal d'actions de maintenance préventive et la quantité optimale de pièces de rechange pendant la période finie de production d'énergie. L'objectif de ce chapitre est d'élaborer une stratégie visant à optimiser simultanément la production d'énergie, la maintenance d'une éolienne et des pièces de rechange nécessaire pour les activités de maintenance. Il vise à démontrer comment la fluctuation du taux de production d'énergie influe sur le taux de défaillance de l'éolienne. La stratégie de maintenance est ainsi dépendante du plan de production obtenu par une relation analytique qui relie le taux de défaillance au taux de production d'énergie.

## 2.1. Introduction

Les études précédentes mettent en évidence que des recherches ont été réalisées dans le domaine de la maintenance et de la production en matière d'innovation. Des auteurs ont proposé des exemples remarquables de stratégies intégrant la maintenance à la production. Ils ont particulièrement accordé une attention aux contraintes externes et opérationnelles, ainsi qu'à l'influence des exigences réelles du système de fabrication sur sa dégradation. Cela a conduit à l'élaboration de plans optimaux de production/maintenance intégrée. Par exemple, les recherches ont souvent négligé les besoins réels en pièces de rechange, mais les stratégies de production de maintenance intégrée peuvent offrir une gestion optimale de ces pièces.

Nous soutenons l'idée que pour être efficace, la stratégie de maintenance doit être associée de la manière la plus favorable à une politique de gestion des pièces de rechange (Kennedy et al., 2002 ; Van Horenbeek et al., 2013). Il est donc essentiel de mettre en place des stocks de pièces de rechange optimaux. Des questions telles que la quantité de commande optimale, la fréquence, la continuité du service et les méthodes de réduction des coûts doivent être abordées (Lynch et al., 2013). À cet égard, (Chelbi et Aït-Kadi, 2001) ont étudié la stratégie d'approvisionnement conjoint en pièces de rechange et la date optimale de remplacement d'un système où les pannes surviennent de manière aléatoire. Ils ont développé un modèle analytique pour mettre en œuvre leur stratégie de remplacement optimale, prenant en compte les besoins réels en pièces détachées et la distribution de probabilité des équipements dans un cycle de réapprovisionnement. Dans le même contexte, (Panagiotidou, 2014) a proposé deux stratégies de commande pour fournir les pièces de rechange nécessaires à plusieurs articles soumis à des pannes aléatoires. Ces approches reposent sur une optimisation conjointe des politiques de maintenance et de commande de pièces de rechange.

Dans un contexte similaire, (Qarahasanlou et al., 2017) ont utilisé des modèles de fiabilité basés sur la covariance pour effectuer une prévision précise des pièces de rechange, en estimant la quantité nécessaire de pièces de rechange pour un parc de camions-bennes.

À la lumière de cette analyse documentaire, nous pouvons conclure qu'il existe un vif intérêt de recherche et des études novatrices concernant les stratégies de maintenance intégrée à la production et la gestion des pièces de rechange. Cependant, le traitement simultané de ces deux aspects est rarement abordé dans la littérature. En effet, une lacune importante dans la littérature concerne les nouveaux modèles qui intègrent la gestion des opérations de maintenance, en tenant compte de la fiabilité du système de fabrication et de la demande associée, ainsi que des besoins réels en pièces de rechange conformément au plan de maintenance établi.

Ainsi, l'approche proposée a pour objectif d'analyser la relation entre les besoins réels en pièces de rechange, nécessaires pour accomplir efficacement les tâches de maintenance, et les exigences de production du système de fabrication. Pour atteindre cet objectif, l'incidence de la cadence de production sur la dégradation du système de production sera prise en considération, ce qui aura une incidence sur le plan de maintenance optimal et la gestion des pièces de rechange correspondant à ce plan de maintenance.

Ce chapitre a pour objectif de développer et d'optimiser une stratégie de maintenance intégrée à un plan de production économique. Sa structure est la suivante : la section 2.2 aborde la problématique industrielle, tandis que la section 2.3 décrit les caractéristiques des politiques intégrées de production et de maintenance. Dans la section 2.4, nous formulons les problèmes de planification et présentons l'étude analytique et l'approche utilisée pour faciliter la résolution de notre problématique. Ensuite, dans la section 2.5, nous développons le plan économique de production ainsi que le plan optimal des différentes stratégies de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange. Chacun de ces plans est validé par un exemple numérique et une étude de sensibilité. Enfin, la conclusion est présentée dans la section 2.6.

## **2.2. Contributions visées**

Il devient de plus en plus évident que la gestion efficace des pièces de rechange est l'une des clés du succès d'un projet de maintenance. Dans de nombreuses industries, il est essentiel de se concentrer sur le processus d'approvisionnement en pièces de rechange afin d'atteindre des objectifs économiques et de garantir l'exécution des tâches de maintenance planifiées. De plus, en analysant les résultats récents en matière de fiabilité et de maintenance, nous avons constaté que les stratégies optimales de maintenance dépendent à la fois des caractéristiques nominales de fiabilité du système de fabrication et de son utilisation réelle, illustrée par le taux de production du système.

Dans de telles circonstances, il devient évident qu'il est nécessaire d'établir une gestion optimale des pièces de rechange qui correspond à un plan de maintenance intégré à la production, En tenant compte des répercussions de la cadence de production sur le déclin du système. À notre connaissance, cette problématique n'a jamais été abordée auparavant dans la littérature.

Dans cette étude, nous avons cherché à établir un plan de maintenance préventive optimal et une gestion efficace des pièces de rechange. Ce plan est représenté par la quantité optimale de pièces de rechange à commander ( $Q^*$ ) et la fréquence optimale de maintenance préventive ( $T^*$ ), En considérant l'influence de la fluctuation du taux de production sur la dégradation du système sur une période de temps limitée. Les variables de décision ( $Q^*$ ,  $T^*$ ) nous permettent de réduire le coût total, comprenant à la fois la maintenance et la gestion des pièces de rechange.

En complément de notre étude, nous avons également examiné l'impact de la variation du taux de production sur la dégradation d'un système. Cette variation a des répercussions sur la fréquence optimale de l'entretien préventif ainsi que sur les besoins réels en pièces de rechange. Pour mieux comprendre et aborder ce problème, nous avons développé un modèle analytique qui nous permet de formuler le problème mathématiquement. Ce modèle prend en compte les variables de décision que nous avons proposées et nous permettra de résoudre le problème de manière efficace.

## 2.3. Description et formulation de politiques de production et de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange

### 2.3.1 Politique de production

Inspirés par le travail de (Bouzoubaa et al., 2022), notre objectif est d'organiser et d'optimiser le système de production afin de minimiser les coûts associés au cycle de production sur une période de temps finie, que nous notons  $H$ . Nous cherchons à développer des stratégies efficaces qui permettront de réduire les coûts liés à la production tout en maintenant une qualité élevée et une productivité optimale. En prenant en compte divers facteurs tels que la demande, les contraintes opérationnelles et les ressources disponibles, nous visons à élaborer des plans de production.

Étant donné que la vitesse du vent varie selon la distribution de Weibull, avec sa fonction de distribution de probabilité (PDF) formulée de la manière suivante :

$$f(v) = \frac{a}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{a-1} \exp\left(-\left(\frac{v}{c}\right)^a\right) \quad (2.1)$$

Il est à noter que l'équation mentionnée prend en entrée n'importe quelle valeur de vitesse du vent et fournit en sortie la probabilité que cette vitesse du vent soit présente pendant la période d'étude. Dans notre situation, la période d'étude est représentée par  $\Delta t$ .

De nombreux chercheurs se sont penchés sur la détermination de la production d'énergie d'une éolienne, en estimant la puissance éolienne disponible  $P_{wind,j}$  de la  $j^{\text{ème}}$  éolienne qui s'exprime comme suit:

$$P_{wind,j}(v) = \begin{cases} P_r \frac{(v^a - v_{ci}^a)}{(v_r^a - v_{ci}^a)} & \text{si } v_{ci} \leq v \leq v_r \\ P_r & \text{si } v_r \leq v \leq v_{co} \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (2.2)$$

Pour évaluer la puissance de sortie moyenne de l'éolienne  $j$  pendant la période  $k$ , nous faisons usage d'une combinaison des deux équations précédentes. L'expression de cette équation est la suivante :

$$P_{j,k} = \int_0^{\infty} (f(v) P_{wind,j}(v)) dv$$

$$P_{j,k} = \int_{v_{ci}}^{v_r} \left(\frac{a}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{a-1} \exp\left(-\left(\frac{v}{c}\right)^a\right) \times P_{r,j} \times \frac{(v^a - v_{ci}^a)}{(v_r^a - v_{ci}^a)}\right) dv$$

$$+ \int_{v_r}^{v_{co}} \left(\frac{a}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{a-1} \exp\left(-\left(\frac{v}{c}\right)^a\right) \times P_{r,j}\right) dv \quad (2.3)$$

Où l'énergie globale produite pendant la période  $k$  est exprimée comme suit :

$$P_k = \sum_{j=1}^{M_k} P_{j,k} \quad (2.4)$$

### **Hypothèses et contraintes :**

#### **Demande aléatoire :**

Dans notre étude, l'une des innovations dans le domaine de l'optimisation de la production et de la maintenance conjointes consiste à considérer que la demande varie de manière aléatoire. Contrairement à certaines recherches antérieures qui la considéraient comme constante, nous postulons que la fluctuation de la demande suit un processus normal, avec une moyenne et une variance données respectivement par  $\mu_k^d$  et  $\sigma_d^2$ .

#### **Eoliennes :**

Nous faisons l'hypothèse que toutes les éoliennes sont identiques, caractérisées par une puissance nominale ( $P_r$ ) et une puissance maximale produite ( $P_{max}$ ) uniformes. Cependant, l'énergie réellement produite par chaque éolienne sera légèrement différente des autres. Cela s'explique par le fait que, comme mentionné précédemment, la production d'énergie dépend de l'échelle de Weibull du vent et des paramètres de forme qui varient d'une éolienne à une autre et d'une période à une autre.

De plus, les contraintes ne portent que sur le nombre d'éoliennes à utiliser sur chaque période  $\Delta t$  tel qu'il est donné ici:

$$m \leq M_k \leq M \quad (2.5)$$

#### **Définition du stock :**

Le calcul du niveau des stocks est une activité majeure dans tout parc éolien. Dans notre travail, nous supposons que les niveaux de stocks nets devraient être calculés à la fin de chaque période de production. Sinon, le niveau de stock doit obéir à l'équation suivante :

$$S_k = S_{k-1} + P_k - D_k \quad (2.6)$$

De plus, comme nous l'avons mentionné au chapitre précédent, lors de la planification de la production, Il est impératif que tous les gestionnaires aient à l'esprit l'importance de maintenir le taux de service. Dans notre contexte, ce taux est défini comme la probabilité qu'aucun cas de rupture ne se produise. Autrement dit, le taux de service peut être exprimé de la manière suivante :

$$\text{Prob}(S_k > 0) \geq \theta \quad (2.7)$$

### Coûts implicés :

Coût du stock :

Suivant le modèle HMMS, nous supposons que la batterie doit toujours maintenir un niveau optimal de stock considéré comme un niveau de sécurité afin d'éviter la décharge de batterie ainsi que la quantité de demandes perdues.

Le niveau du stock net de la batterie est alors exprimé comme suit:

$$(a_1 + a_2 \times D_k) \quad (2.8)$$

où  $a_1$  et  $a_2$  sont deux constantes choisies par le manufacturier.

En général, le niveau des stocks nets s'éloigne du niveau optimal dans les deux directions. Par conséquent, les coûts augmentent, et l'équation ci-dessus décrit les coûts encourus en raison de la fluctuation des stocks par rapport au niveau optimal des stocks nets.

$$C_s \times E[S_k - (a_1 + a_2 \times D_k)]^2 \quad (2.9)$$

Coût de production :

Dans le modèle linéaire quadratique, les coûts de production sont présents de la façon suivante :

$$C_p \times (P_k - \hat{P}_k)^2 \quad (2.10)$$

Où :

$P_k$  Production d'énergie du parc éolien pour la période  $k$ ;

$\hat{P}_k$  Objectif de production d'énergie du parc éolien pour la période  $k$ ;

Dans notre situation, la production d'énergie est influencée par la vitesse du vent disponible à chaque période. Étant donné l'impossibilité de contrôler ces variables, les paramètres d'échelle et de forme du vent seront sélectionnés de manière aléatoire pour chaque période et chaque éolienne. Par conséquent, le coût de production dans notre cas sera déterminé de la manière suivante :

$$C_p \times \left( \sum_{j=1}^{M_k} P_{j,k} \right)^2 \quad (2.11)$$

Formulation du problème :

Le plan de production vise à identifier la combinaison optimale d'éoliennes opérationnelles pour chaque période, tout en déterminant les niveaux de production et de stocks qui minimisent les

coûts totaux moyens sur une période de temps définie et ce, en tenant compte de la nécessité de satisfaire la demande variable. De plus, comme nous l'avons mentionné précédemment, Notre modèle intègre des contraintes spécifiques sur les variables clés pour rendre la résolution plus réaliste et plus proche des situations concrètes. Pour trouver la combinaison optimale  $(M_k, P_{j,k}, S_k)$ , il suffit de résoudre le problème de planification de la production suivant :

- Fonction objectif

$$\begin{aligned} \underset{(M_k, P_{j,k}, \widehat{S}_k)}{\text{Min}} \quad CT = & \sum_{k=1}^H C_s \times \left( (\widehat{S}_k - a_1 - a_2 \cdot \mu_k^d)^2 \right) + \sum_{k=1}^{H-1} C_p \times \left( \sum_{j=1}^{M_k} P_{jk} \right)^2 + \sigma_d^2 \\ & \times (1 + a_2)^2 \times \frac{H}{2} (H + 1) + a_2^2 \times \sigma_d^2 \times \frac{H}{2} (H - 1) \end{aligned} \quad (2.12)$$

- Contraintes

Tenant compte du fait que:

$$\begin{aligned} P_{j,k} = & \int_{v_c}^{v_r} \left( \frac{a}{c} \left( \frac{v}{c} \right)^{a-1} \exp \left( - \left( \frac{v}{c} \right)^a \right) \times P_{r,j} \times \frac{(v^a - v_c^a)}{(v_r^a - v_c^a)} \right) \\ & + \int_{v_r}^{v_f} \left( \frac{a}{c} \left( \frac{v}{c} \right)^{a-1} \exp \left( - \left( \frac{v}{c} \right)^a \right) \times P_{r,j} \right) dv \end{aligned} \quad (2.13)$$

Et :

$$P_k = \sum_{j=1}^{M_k} P_{j,k} \quad (2.14)$$

Nos principales contraintes peuvent être données par:

$$m \leq M_k \leq M \quad (2.15)$$

$$S_k = S_{k-1} + P_k - D_k \quad (2.16)$$

$$\text{Prob}(S_k > 0) \geq \theta \quad (2.17)$$

Le modèle ci-dessus peut être décrit comme un problème de contrôle stochastique incluant une contrainte probabiliste (7).

L'incertitude entourant la fluctuation de la demande confère un caractère aléatoire à la première contrainte (6). En conséquence, les variables liées aux stocks et à la production deviennent stochastiques, et leurs propriétés statistiques sont tributaires des fonctions de distribution probabilistes de la demande. On peut donc expliquer l'utilisation de la contrainte probabiliste. Une telle contrainte peut aussi être utile pour aider le gestionnaire à analyser diverses situations et scénarios de production. Par exemple, en variant la valeur de  $\theta$  dans (7), le gestionnaire peut analyser les différentes politiques de stockage et donc se réjouir d'améliorer la satisfaction du client. Il est très difficile à résoudre en raison principalement des incertitudes liées à la fluctuation de la demande et aux contraintes opérationnelles du processus. En raison de cette caractéristique stochastique, parvenir à une solution optimale réelle de ce problème est rare et peut s'avérer difficile. Par conséquent, les solutions approximatives, demandant moins d'efforts de calcul, sont généralement privilégiées. Une approche convertissant le problème stochastique en un problème déterministe équivalent est brièvement abordée ci-dessous.

- Solution approximative :

Dans la littérature, plusieurs approches sous-optimales peuvent être repérées pour résoudre le problème stochastique susmentionné, en le convertissant en un problème déterministe équivalent. Certaines de ces approches sont fondées sur le principe de l'équivalent certain. Il est important de souligner que ce problème déterministe préserve les caractéristiques fondamentales du problème initial. De plus, cette approche présente l'avantage de permettre l'utilisation de diverses méthodes de programmation mathématique pour résoudre le modèle équivalent ainsi obtenu.

L'exemple le plus simple d'un problème déterministe équivalent pour le problème stochastique ci-dessus peut être obtenu en fixant les variables à leurs valeurs moyennes. Cela peut être réalisé en exploitant la linéarité du modèle et en posant l'hypothèse que la variation aléatoire de la demande peut être caractérisée comme un processus gaussien. À ce stade de notre étude, nous postulons que la fluctuation de la demande suit une distribution normale, avec une moyenne et une variance spécifiées respectivement par  $\mu_k^d$  et  $\sigma_d^2$ . Par conséquent, l'équation linéaire relative aux stocks suit également un processus normal. Ainsi, le problème stochastique précédemment énoncé peut-être transformé en un problème déterministe équivalent. Avant d'effectuer cette transformation, introduisons les notations suivantes :

Variables moyennes:

$$E[S_k] = \hat{S}_k$$

$$E[D_k] = \mu_d^k$$

$$E[M_k] = M_k$$

$$E[P_k] = P_k$$

$$E[P_{j,k}] = P_{j,k}$$

Variables de Variance :

$$V[S_k] = Vsk .$$

$$V[D_k] = \sigma_d^2 .$$

$$V[M_k] = 0 .$$

$$V[P_k] = 0 .$$

$$V[P_{j,k}] = 0 .$$

Nous observons que la demande est une variable aléatoire nécessitant une estimation. Ainsi, le système dynamique des stocks et de la production est influencé par le hasard, devenant ainsi un processus stochastique. Cependant, seule la variable d'inventaire est impactée, expliquant ainsi son caractère stochastique, tandis que les taux de production et le nombre d'éoliennes en fonctionnement demeurent des variables déterministes. En utilisant les notations précédentes, la première contrainte décrivant les niveaux de stock peut être formulée de manière déterministe de la manière suivante :

$$\hat{S}_k = \hat{S}_{k-1} - P_k - \mu_k^d \quad (2.18)$$

De plus, l'équation qui définit le taux de service peut être reformulée de la manière suivante :

$$Prob(S_k \geq 0) \geq \theta \Leftrightarrow P_k \geq P\theta(\theta, S_k - 1) \quad (2.19)$$

Où:

$$P_k \geq \sigma_d^2 \times F^{-1}(\theta) + \mu_k^d - S_{k-1} \quad (2.20)$$

Dans l'attente de résoudre le modèle, il était nécessaire de le transformer d'une forme probabiliste stochastique à une forme déterministe. Pour ce faire, nous reformulons la contrainte de taux de service énoncée précédemment de la manière suivante :

$$Prob(S_k \geq 0) \geq \theta \Leftrightarrow P_k \geq P\theta(\theta, S_k - 1) \quad (2.21)$$

Où:

$$P_k \geq P\theta(\theta, S_{k-1}) = \sigma_d^2 \times F^{-1}(\theta) + \mu_d^k - S_{k-1} \quad (2.22)$$

En fait:

$$Prob(S_k \geq 0) \geq \theta \quad (2.23)$$

$$\Rightarrow Prob(S_{k-1} + P_k - D_k \geq 0) \geq \theta \quad (2.24)$$

$$\Rightarrow Prob(S_k - 1 + P_k \geq D_k) \geq \theta \quad (2.25)$$

$$\Rightarrow Prob(S_{k-1} + P_k - \mu_d^k \geq D_k - \mu_d^k) \geq \theta \quad (2.26)$$

$$\Rightarrow Prob\left(\frac{S_{k-1} + P_k - \mu_d^k}{\sigma_d^2} \geq \frac{D_k - \mu_d^k}{\sigma_d^2}\right) \geq \theta \quad (2.27)$$

Nous constatons que  $X = \frac{D_k - \mu_d^k}{\sigma_d^2}$  est une variable gaussienne dont la distribution est identique à celle de  $D_k$ . En supposant que  $F$  est la fonction de répartition de cette variable  $X$ .  $F$  est strictement croissante, indéfiniment différentiable et donc nous concluons que  $F$  est inversible:

$$S_{k-1} + P_k - \mu_d^k \geq \sigma_d^2 \times F^{-1}(\theta) \quad (2.28)$$

$$P_k \geq \sigma_d^2 \times F^{-1}(\theta) - S_{k-1} + \mu_d^k \quad (2.29)$$

Nous devons transformer l'expression suivante :

$$E \left[ (S_k - (a_1 + a_2 \times D_k))^2 \right] \quad (2.30)$$

Dans l'hypothèse où :

$$[S_0] = VS_0 = 0 \quad (2.31)$$

Notre expression devient :

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^H E \left[ (S_k - (a_1 + a_2 \times D_k))^2 \right] \\ = \sum_{k=1}^H \left( (\widehat{S}_k - a_1 - a_2 \times \mu_d^k)^2 + \sigma_d^2 (1 + a_2)^2 \right) \times \frac{H}{2} (H + 1) + a_2^2 \times \sigma_d^2 \\ \times \frac{H}{2} (H - 1) \end{aligned} \quad (2.32)$$

Nous visons à démontrer l'expression au-dessus nécessaire pour transformer le modèle stochastique en un modèle déterministe.

Compte tenu de:

$k=1 \dots H$ ;

$$E[S_k] = \widehat{S}_k; E[D_k] = \mu_d^k; E[M_k] = M_k; E[P_k] = P_k; E[P_{j,k}] = P_{j,k};$$

$$V[S_k] = Vsk; V[D_k] = \sigma_d^2; V[M_k] = 0; V[P_k] = 0.$$

Nous avons:

$$S_k = S_{k-1} + P_k - D_k \quad (2.33)$$

donc :

$$\widehat{S}_k = \widehat{S}_{k-1} + P_k - \mu_d^k$$

$$\Rightarrow (\widehat{S}_k - S_k)^2 = ((\widehat{S}_{k-1} - S_{k-1}) - (\mu_d^k - D_k))^2 \quad (2.34)$$

$$\Rightarrow E(\widehat{S}_k - S_k)^2 = E[(\widehat{S}_{k-1} - S_{k-1}) - (\mu_d^k - D_k)]^2 \quad (2.35)$$

$$= E[(\widehat{S}_{k-1} - S_{k-1})^2] + E[(\mu_d^k - D_k)^2] + 2E[\widehat{S}_{k-1} - S_{k-1}] \times E[\mu_d^k - D_k] \quad (2.36)$$

$$= E[(\widehat{S}_{k-1} - S_{k-1})^2] + E[(\mu_d^k - D_k)^2] \quad (2.37)$$

Depuis que:

$$E[\widehat{S}_{k-1} - S_{k-1}] = E[\widehat{S}_{k-1}] - E[S_{k-1}] = 0 \text{ et } E[\mu_d^k - D_k] = \mu_d^k - E[D_k] \quad (2.38)$$

En utilisant la formulation de la variance, nous obtenons que :

$$V(S_1) = V(S_0) + \sigma_d^2 \quad (2.39)$$

En appliquant cette équation et en procédant par itérations, nous pouvons démontrer de manière simple que :

$$V(S_k) = V(S_0) + k\sigma_d^2 \quad (2.40)$$

Puisque l'expression de la variance de  $S_k$  peut s'écrire comme suit:

$$V(S_k) = E[S_k^2] - E[S_k]^2 \quad (2.41)$$

Ainsi, on obtient :

$$E[S_k^2] = V(S_0) + k\sigma_d^2 + \widehat{S}_k^2 \quad (2.42)$$

D'autre part, nous avons:

$$D_k = S_{k-1} - S_k + P_k \quad (2.43)$$

alors,

$$S_k - a_1 - a_2 D_k = (1 + a_2)S_k - a_2 S_{k-1} - a_1 - a_2 P_k \quad (2.44)$$

et,

$$\widehat{S}_k - a_1 - a_2 \mu_k^d = (1 + a_2)\widehat{S}_k - a_2 \widehat{S}_{k-1} - a_1 - a_2 P_k \quad (2.45)$$

En utilisant les égalités 38 et 39, nous pouvons conclure l'expression attendue suivante:

$$\begin{aligned} & E[(\widehat{S}_k - a_1 - a_2 \mu_k^d) - (S_k - a_1 - a_2 D_k)]^2 \\ &= (1 + a_2)^2 E[(\widehat{S}_k - S_k)^2] + a_2^2 E[(\widehat{S}_{k-1} - S_{k-1})^2] \end{aligned} \quad (2.46)$$

$$= (1 + a_2)^2 (V(S_0) + k\sigma_d^2) + a_2^2 (V(S_0) + (k-1)\sigma_d^2) \quad (2.47)$$

Nous pouvons aussi écrire:

$$\begin{aligned} E[(\widehat{S}_k - a_1 - a_2 \mu_k^d) - (S_k - a_1 - a_2 D_k)]^2 &= V(S_k - a_1 - a_2 D_k) \\ &= E[(S_k - a_1 - a_2 D_k)^2] - E[S_k - a_1 - a_2 D_k]^2 \end{aligned} \quad (2.48)$$

En prenant en compte les deux équations ci-dessus, on obtient:

$$E[(S_k - a_1 - a_2 D_k)^2]$$

$$= (S_k - a_1 - a_2 D_k)^2 + (1 + a_2)^2 (V(S_0) + k\sigma_d^2) + a_2^2 (V(S_0) + (k - 1)\sigma_d^2) \quad (2.49)$$

Nous supposons que  $V(S_0) = 0$ , donc dans la fonction objectif on obtient donc la transformation suivante :

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^H E \left[ (S_k - (a_1 + a_2 \times D_k))^2 \right] \\ = & \sum_{k=1}^H \left( (\widehat{S}_k - a_1 - a_2 \times \mu_k^d)^2 + \sigma_d^2 (1 + a_2)^2 \right) \times \frac{H}{2} (H + 1) + a_2^2 \times \sigma_d^2 \\ & \times \frac{H}{2} (H - 1) \end{aligned} \quad (2.50)$$

Pour résumer, en utilisant les notations ci-dessus, la formulation de notre problème de planification devient la suivante :

- **Fonction objectif :**

$$\begin{aligned} \underset{(M_k, P_{jk}, \widehat{S}_k)}{\text{Min}} \quad CT = & \sum_{k=1}^H Cs \times \left( (\widehat{S}_k - a_1 - a_2 \mu_k^d)^2 \right) + \sum_{k=1}^{H-1} Cp \times \left( \sum_{j=1}^{M_k} P_{jk} \right)^2 + \sigma_d^2 \times (1 + a_2)^2 \\ & \times \frac{H}{2} (H + 1) + a_2^2 \times \sigma_d^2 \times \frac{H}{2} (H - 1) \end{aligned} \quad (2.51)$$

- **Contraintes:**

$$\widehat{S}_k = \widehat{S}_{k-1} - P_k - \mu_k^d \quad (2.52)$$

$$P_k \geq \sigma_d^2 \times F^{-1}(\theta) + \mu_k^d - S_{k-1} \quad (2.53)$$

$$m \leq M_k \leq M \quad (2.54)$$

Tenant compte du fait que:

$$\begin{aligned} P_{j,k} = & \int_{\text{vc}}^{\text{vr}} \left( \frac{a}{c} \left( \frac{v}{c} \right)^{a-1} \exp \left( - \left( \frac{v}{c} \right)^a \right) \times P_{r,j} \times \frac{(v^a - v_c^a)}{(v_c^a - v_r^a)} \right) \\ & + \int_{\text{vr}}^{\text{vf}} \left( \frac{a}{c} \left( \frac{v}{c} \right)^{a-1} \exp \left( - \left( \frac{v}{c} \right)^a \right) \times P_{r,j} \right) dv \end{aligned} \quad (2.55)$$

Et :

$$P_k = \sum_{j=1}^{M_k} P_{j,k} \quad (2.56)$$

## 2.3.2 Politique de la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange

Comme indiqué précédemment, notre problème englobe trois sous-problèmes étroitement interconnectés. Par conséquent, une fois que nous avons optimisé le problème de production, nous devons intégrer les résultats obtenus dans le problème de maintenance et de gestion des pièces de rechange pour le résoudre.

La fiabilité de l'éolienne  $M_j$  est sujette à des pannes aléatoires, ce qui nécessite une gestion optimale des pièces de rechange pour assurer sa disponibilité. Le taux de défaillance augmente avec le temps et la production, ce qui rend les actions de maintenance préventive périodiques essentielles. Entre ces actions, des réparations minimales sont effectuées pour remédier aux pannes. La réussite des opérations de maintenance dépend d'une gestion adéquate des pièces de rechange nécessaires pour exécuter les tâches de maintenance planifiées. L'objectif est de trouver un équilibre entre le coût de stockage des pièces de rechange et le risque de rupture de stock en cas de besoin. Pour y parvenir, il est crucial d'analyser les données de maintenance passées et de modéliser la fiabilité afin d'identifier les pièces qui nécessitent une attention particulière et de déterminer les quantités optimales à stocker.

L'objectif principal de cette étude est de concevoir une politique de gestion intégrée de la maintenance et des pièces détachées qui permet de minimiser le coût global associé, y compris les coûts de maintenance et de gestion des pièces détachées tels que les coûts de commande, d'achat et de stockage. Cette politique sera adaptée en fonction du niveau réel d'exploitation du parc éolien. Dans cette optique, nous visons à développer une stratégie optimale de remplacement et de gestion des pièces de rechange pour notre système de production. Les principales variables de décision de cette stratégie seront les suivantes :

1.  $Q^*$  : La quantité de commande économique de pièces de rechange. Cette valeur sera déterminée en prenant en compte les données de maintenance passées, les prévisions de défaillance et les coûts associés à la disponibilité des pièces détachées. L'objectif est de commander une quantité optimale de pièces de rechange pour minimiser à la fois les coûts de stockage excessifs et les risques de rupture de stock.

2.  $T^*$  : La date optimale de maintenance préventive. Cette date sera déterminée en fonction de divers facteurs tels que la fiabilité des composants, les cycles de vie prévus et les coûts de maintenance. L'objectif est de planifier les opérations de maintenance préventive de manière efficace, en minimisant les interruptions de production tout en évitant les opérations de maintenance prématurées.

En combinant ces variables de décision, nous pourrions élaborer une stratégie globale qui optimise la gestion des pièces de rechange tout en maintenant la fiabilité et la disponibilité du parc éolien. L'approche adoptée consistera à trouver le bon équilibre entre les coûts de maintenance et de gestion des pièces détachées, en tenant compte du niveau réel d'exploitation du système de production éolienne.

Voici les hypothèses sur lesquelles repose notre approche :

1. Les actions de maintenance préventive et corrective sont de courte durée, négligeables par rapport à la durée de fonctionnement de l'éolienne.
2. Chaque maintenance préventive consiste à remplacer un nombre déterminé de pièces (nrp) pour restaurer l'unité de production dans un état neuf.
3. En cas de panne entre deux maintenances préventives successives, une réparation minimale est effectuée pour ramener le système exactement à son état antérieur à la panne. Cette réparation minimale nécessite en moyenne un certain nombre de pièces de rechange (nrc).
4. Les coûts associés à la maintenance et à la gestion des pièces de rechange sont bien connus et constants. Toutefois, le coût d'une action de maintenance corrective ( $M_c$ ) est supérieur à celui d'une action de maintenance préventive ( $M_p$ ), avec  $M_c \gg M_p$ .
5. Les pannes sont détectées instantanément, permettant une intervention rapide. De plus, les ressources nécessaires pour effectuer les remplacements, telles que les pièces de rechange et les équipes de maintenance, sont toujours disponibles.

Ces hypothèses servent de fondement à notre approche pour développer une stratégie optimale de gestion des pièces de rechange et de maintenance. Elles nous permettent de minimiser les coûts globaux et d'assurer une disponibilité maximale du système de production éolienne.

### **2.3.2.1 Formulation du problème de planification de la maintenance**

Toutes les entreprises industrielles aspirent à accroître leur rentabilité, une réalité souvent atteinte par l'optimisation des coûts de production. Cela implique inévitablement la réduction des coûts liés aux activités de maintenance grâce à l'adoption de la planification la plus appropriée. Élaborer un plan de maintenance ordinaire peut s'avérer relativement simple. Cependant, élaborer un programme de maintenance complet et efficace, prenant en considération la dégradation des machines au fil du temps ainsi que leur cadence de production durant toutes les périodes antérieures, présente des défis stimulants. Dans ce contexte, après avoir optimisé la planification de la production et en vue de parvenir à notre approche séquentielle pour la planification conjointe de la production et de la maintenance, Cette partie est consacrée à l'optimisation de la planification de la maintenance tout en prenant en compte différentes hypothèses.

Tout d'abord, nous introduisons la notion centrale du problème de maintenance en explicitant le but principal et l'hypothèse cruciale nécessaires pour formuler l'intégralité du problème, en prenant en compte les coûts associés. En conclusion, nous réalisons un essai numérique en utilisant des données provenant de la solution approximative obtenue lors de la résolution du problème de production.

En suivant l'approche de résolution séquentielle et après avoir établi le plan économique de production décrit précédemment, cette section se consacre à la détermination de la stratégie de maintenance appropriée pour l'éolienne. Nous examinons ainsi l'influence des divers paramètres du plan de production sur le taux de dégradation de l'éolienne. La stratégie de maintenance

élaborée dans cette section vise à établir un plan optimal, caractérisé par le nombre idéal d'actions de maintenance préventive afin de réduire à la fois le nombre moyen de pannes et les actions de maintenance correctives. En réalité, les interventions de maintenance corrective sont déclenchées par des pannes imprévues et nécessitent des interventions en cours de cycle de production, ce qui engendre des coûts plus élevés. En revanche, les interventions de maintenance préventive sont planifiées dans la période finie de production, de manière à être exécutées à des moments spécifiques afin de ne pas perturber le cycle de production et de minimiser les coûts totaux.

### 1) La maintenance parfaite

Dans cette section, en considérant la combinaison optimale obtenue pour la planification de la production, nous visons à déterminer la stratégie de maintenance optimale qui permet à l'entreprise de minimiser ses coûts de maintenance. Nous proposons une stratégie optimale de maintenance préventive avec une réparation minimale, caractérisée par le nombre optimal  $N_p^*$  d'actions de maintenance préventive et les intervalles de temps les plus appropriés entre ces actions noté  $T_p^*$ .

Autrement, l'horizon de temps fini  $H$  est partitionné en  $T_p$  périodes égales de maintenance. Après chaque période  $T_p^*$  une action de maintenance préventive devrait être menée sur les éoliennes qui sont disponibles aux périodes  $i.T_p^*$  où  $i \in \{1, 2, \dots, N_p^*\}$ . Après chaque action de maintenance préventive, l'équipement est restauré à son état initial (aussi bon que neuf :As Good As New).

La relation entre  $T_p^*$  et  $N_p^*$  est donnée par :

$$N_p^* = \left\lfloor \frac{H \cdot \Delta t}{T_p^*} \right\rfloor \quad (2.57)$$

Où :

$\lfloor . \rfloor$ : représente la partie entière;

Le graphique suivant décrit le principe de ces actions préventives en considérant l'exemple de 10 périodes de production ( $H=24$ ) et en supposant que les actions préventives sont effectuées toutes les 8 périodes de production ( $T_p^*=8$ ). De plus, nous supposons que des opérations d'entretien parfaites sont programmées pendant chaque intervalle d'entretien préventif.

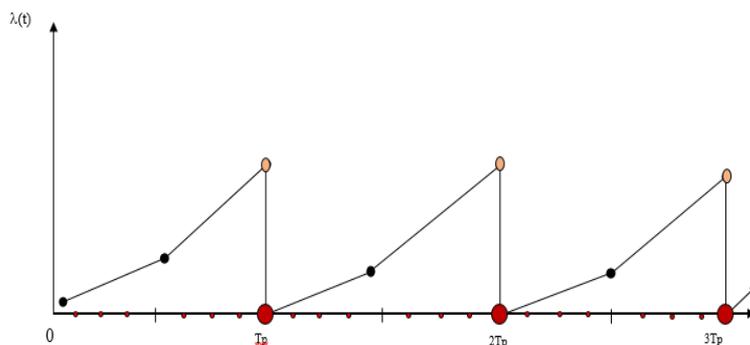


Figure 2. 1: le taux de défaillance lors d'une action de maintenance parfaite avec des réparations minimales

En cas de défaillance de certains équipements survenant entre deux opérations préventives successives, une maintenance corrective avec réparation minimale est appliquée. Nous expliquerons ci-après avec plus de détails les principales caractéristiques de ces deux activités de maintenance.

- **Hypothèses:**

Caractéristiques des actions de réparation :

La planification de la maintenance proposée tient compte de deux types d'activités de maintenance :

les activités préventives et les activités correctives.

Alors que la planification de l'activité préventive nécessite des moments spécifiques, l'activité corrective peut être effectuée de manière imprévue en raison d'une panne soudaine et inattendue. En outre, les actions préventives permettent de ramener les équipements à un état neuf, tandis que les actions correctives impliquent généralement des réparations minimales qui rétablissent les machines dans un état aussi dégradé qu'auparavant, parfois considérées comme des réparations temporaires (Fig 2.1).

- **Taux de défaillance de l'éolienne**

Inspirés surtout du travail (Hajej et al, 2016), dans notre travail actuel, Nous intégrons la détérioration de l'équipement en anticipant les opérations de maintenance. De ce fait, la stratégie de maintenance est étroitement liée à la planification de la production examinée précédemment, suivant le principe de la planification conjointe de la production et de la maintenance, et conformément à la méthode de résolution séquentielle adoptée.

En ce qui concerne cette section, nous supposons que des actions préventives doivent être programmées à la fin d'une période de production.

De plus, nous supposons que la dégradation de l'équipement est linéaire. Ainsi, nous nous sommes inspirés de travail (Hajej et al, 2016) où l'auteur ne traitait qu'une seule machine sur un horizon de temps fini donc, il a exprimé la fonction de taux de défaillance pendant une période k comme suit :

$$\lambda_k(t) = \lambda_{k-1}(\Delta t) + \frac{P_k}{P_{max}} \lambda_n(t); t \in [0, \Delta t] \quad (2.58)$$

Puisque, dans notre travail, nous traitons avec beaucoup de éoliennes. Nous incluons également notre objectif principal, qui est d'optimiser simultanément la production et la maintenance en adoptant une méthode de résolution séquentielle. Ainsi, Nous formulons l'expression suivante

pour décrire la fonction de taux de défaillance adoptée pour une éolienne J au cours d'une période de production K :

$$\lambda_{j,k}(t) = \lambda_{j,k-1}(\Delta t) + \frac{P_k}{P_{max}} \lambda_n(t) ; t \in [0, \Delta t] \quad (2.59)$$

$\lambda_n(t)$ : Il symbolise le taux de défaillance dans des conditions nominales, équivalent au taux de défaillance associé à la production maximale qui est modélisé avec la distribution de Weibull comme suit:

$$\lambda_n(t) = \frac{\beta}{n} \left(\frac{t}{n}\right)^{\beta-1} \quad (2.60)$$

- **Coût de maintenance :**

- Coûts de maintenance de la j<sup>ème</sup> éolienne :

Généralement, le coût de maintenance de la j<sup>ème</sup> éolienne est formulé comme suit :

$$MC_j = Mp \times (N_{pj} - 1) + Mc \times \bar{Y}_j(P_{jk}, N_{pj}) \quad (2.61)$$

Avec  $Mp = Mp_1$

Où:

$$\bar{Y}_j(P_j, N_{pj}) = \sum_{i=0}^{N_{pj}-1} \left[ \sum_{k=In\left(i \times \frac{T_{pj}}{\Delta t}\right)+1}^{In\left((i+1) \times \frac{T_{pj}}{\Delta t}\right)} \int_0^{\Delta t} \lambda_{j,k}(t) dt \right] + \sum_{k=N_{pj} \times T_{pj}}^{H\Delta t} \int_0^{\Delta t} \lambda_{j,k}(t) dt \quad (2.62)$$

- Coût de maintenance du parc éolien :

$$Mc = \sum_{j=1}^{Mk} MC_j \quad (2.63)$$

## 2) La maintenance imparfaite

la rénovation totale des pièces, aussi appelée maintenance parfaite, consiste à enlever complètement les composants défectueux ou à effectuer plusieurs opérations de maintenance qui remettent les sous-composants du système en état comme s'ils étaient neufs. Ce qui n'est pas pratique d'un point de vue économique d'autant plus que les entreprises industrielles cherchent à réduire leurs coûts de maintenance. Cette section est dédiée à l'exposition d'une stratégie de

maintenance imparfaite, laquelle implique la réalisation d'une opération de maintenance périodique visant à réduire le taux de défaillance au cours de chaque intervalle de maintenance.

Cela implique qu'après une période de maintenance, l'équipement sera plus récent mais pas aussi performant qu'un équipement totalement neuf. Nous supposons qu'une réparation partielle (par exemple, remplacement de composants mal usés, graissage, réglage d'autres composants...) aura lieu pendant la période de maintenance  $k.T_{imp}$  où  $k \in \{1, 2, \dots\}$ . Par exemple, lorsque  $t=T_{imp}$  après une opération de maintenance, la fiabilité du système diminue, mais elle est supérieure à sa valeur initiale sur  $t_0$ .

De nombreux chercheurs se sont penchés sur la stratégie de renouvellement partiel de la maintenance. À ce sujet, (Jing et al., 2012) suppose que lorsqu'une opération de maintenance est effectuée, le taux de défaillance de la machine se situe entre deux états, soit aussi performant que neuf, soit aussi mauvais comme ancien.

Le problème d'une maintenance parfaite, c'est qu'elle repose sur le renouvellement de composants complètement défectueux en cas de panne de la machine ou en période de maintenance. Dans cette partie, nous présenterons un modèle réaliste bien connu dans les entreprises industrielles sous le nom de politique de renouvellement partiel.

Pour instaurer une politique de renouvellement partiel, la première étape consiste à établir l'équation du taux de défaillance. À partir de cette équation, nous sommes en mesure de calculer le nombre moyen de défaillances.

- **Taux de défaillance de la stratégie de maintenance imparfaite:**

Le taux de défaillance en cas de maintenance imparfaite est exprimé comme suit :

$$\lambda_{j,k}(t) = \lambda_{j,k-1}(\Delta t) \left( 1 - \left[ \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_{imp}} \right\rfloor + 1 \right) T_{imp}} \right] \right) + \frac{P_{j,k}}{P_{max}} \lambda_n(t) + \left[ \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_{imp}} \right\rfloor + 1 \right) T_{imp}} \right] \lambda_0 \times e^{\left\lfloor \frac{k}{T_{imp}} \right\rfloor \alpha} \quad (2.64)$$

Où :

$k \in \{1, 2, \dots\}$

$T_{imp}$  : Période de maintenance ;

$\lambda_n(t)$ : Taux de défaillance de l'éolienne dans les conditions nominales:

$$\lambda_n(t) = \frac{\beta}{n} \left( \frac{t}{n} \right)^{\beta-1} \quad (2.65)$$

Où :

$\beta$  : Paramètre de forme ;

$\eta$  : Paramètre d'échelle.

Nous mentionnons que l'équation du taux de défaillance peut également être exprimée comme suit :

$$\lambda_{j,k}(t) = \prod_1^k \left( 1 - \left[ \frac{k-1}{\left( \left[ \frac{k-2}{T_{imp}} \right] + 1 \right) T_{imp}} \right] \right) \times \lambda_0 + \sum_{i=1}^{k-1} \left( \frac{P_{j,k}}{P_{max}} \lambda_n(t) \right) + \frac{P_{j,k}}{P_{max}} \lambda_n(t) \quad (2.66)$$

$$+ \sum_{i=1}^{k-1} \left( \left[ \frac{k-1}{\left( \left[ \frac{k-2}{T_{imp}} \right] + 1 \right) T_{imp}} \right] \lambda_0 \times e^{\left[ \frac{k}{T_{imp}} \right] \cdot \alpha} \right) \times \lambda_0 \quad \forall t \in \{0, \Delta t\}$$

Où:  $\lambda_0$ : Valeur du taux de défaillance sur  $t_0$ .

$e^{\left[ \frac{k}{T_{imp}} \right] \cdot \alpha}$  : Facteur de dégradation.

Nous supposons que nous faisons un renouvellement partiel aux temps  $T_{imp}$ ,  $2T_{imp}$ ,  $3T_{imp}$ ... À chaque intervalle  $I_k = [(k-1)T_{imp}, kT_{imp}]$ , le taux de défaillance sera équivalent au taux de défaillance de l'intervalle précédent  $I_{k-1}$  multiplié par un facteur de dégradation  $e^\alpha$  avec un nombre réel positif.

Par exemple, si le taux d'échec pendant  $I_1 = [0, T_{imp}]$  est  $\lambda(t)$  varie entre  $\lambda(0)$  et  $\lambda(T_{imp})$ , alors pendant  $I_2 = [T_{imp}, 2T_{imp}]$  après le remplacement partiel à  $t = T_{imp}$ , le taux d'échec varie entre  $e^\alpha \lambda(0)$  et  $e^\alpha \lambda(T_{imp})$ . Pendant l'intervalle  $I_3 = [2T_{imp}, 3T_{imp}]$ , le taux d'échec variera entre  $e^{2\alpha} \lambda(0)$  et  $e^{2\alpha} \lambda(T_{imp})$  etc.

La courbe suivante montre l'impact d'une maintenance imparfaite sur le taux de panne de la machine. Nous avons supposé que notre horizon de planification est subdivisé en 24 périodes où les interventions de maintenance auront lieu à la fin des périodes 8, 16 et 24.

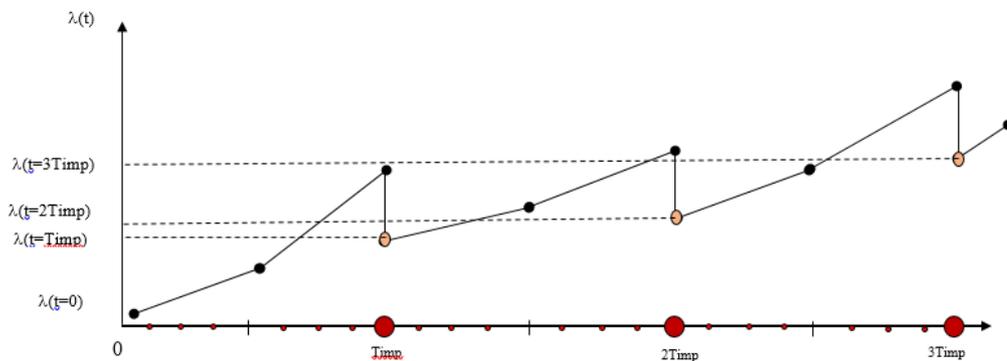


Figure 2. 2: Evolution du taux de défaillance lors d'une maintenance imparfaite

- **Nombre moyen des pannes :**

Le nombre moyen de pannes est exprimé comme suit :

$$\bar{Y}_j(P_j, N_{impj}) = \sum_{i=0}^{N_j-1} \left[ \sum_{k=In\left(i \times \frac{T_{impj}}{\Delta t}\right)+1}^{In\left((i+1) \times \frac{T_{impj}}{\Delta t}\right)} \int_0^{\Delta t} \lambda_{j,k}(t) dt \right] + \sum_{k=N_{impj} \times T_{impj}}^{H\Delta t} \int_0^{\Delta t} \lambda_{j,k}(t) dt \quad (2.67)$$

- **Coût de maintenance :**

En règle générale, la formulation du coût de maintenance de l'éolienne se présente comme suit :

$$MC_j(P_{jk}, N_{impj}) = Mp \cdot (N_{impj} - 1) + Mc \cdot \bar{Y}_j(P_{jk}, N_{impj}) \quad (2.68)$$

Avec  $Mp = Mp_2$

Le coût de maintenance du parc :

$$Mc = \sum_{j=1}^{Mk} MC_j \quad (2.69)$$

### 2.3.2.2 Formulation du problème de planification de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange

#### 1) L'approvisionnement des pièces de rechange

Dans cette section, nous aborderons la gestion des pièces de rechange pour les deux types de maintenance préventive : parfaite et imparfaite. Le modèle présenté est appliqué à chaque type de maintenance.

Rappelons que le nombre (Nb) correspond au nombre d'actions de maintenance préventive (parfaite ou imparfaite) effectuées sur l'horizon  $H\Delta t$  et  $Nb \in \{1, 2, 3, \dots, H\}$ . Nous considérons qu'une maintenance préventive consiste à remplacer un certain nombre de pièces nrpp en restaurant l'unité de production dans un état "bon comme neuf", alors que la maintenance préventive imparfaite consiste à remplacer un certain nombre de pièces nrpi en restaurant l'unité de production entre état "bon comme neuf" et "mauvais comme ancien". Lorsque l'appareil tombe en panne entre deux entretiens préventifs successifs, une réparation minimale est effectuée. La réparation minimale rétablit le système à son état d'avant défaillance. Pour chaque réparation minimale, nous utilisons une quantité moyenne de nrc de pièce de rechange. On suppose que les durées de réparation et de révision sont négligeables.

Tout d'abord, nous nous sommes inspirés du modèle Wilson pour développer notre premier modèle (Zipkin, 2000), Toutefois, ce modèle n'est applicable que dans certaines situations et sous certaines conditions. Nous commandons une quantité donnée  $Q$  à une périodicité fixe. L'absence de risques implique un manque de pièces de rechange en stock. Le gestionnaire doit déterminer le volume et le nombre de commandes. La quantité de commande économique est :

$$Q = \sqrt{\frac{2 \times C_c \times D_e (P, Nb)}{C_{pos}}} \quad (2.70)$$

Avec:

$D_e (P, Nb)$  : Quantité totale (demande totale) de pièces de rechange requises pour les opérations de maintenance sur...  $H\Delta t$

$C_c$ : Coût de passation d'une commande.

$C_{pos}$ : Coût de possession d'une pièce de rechange sur  $H\Delta t$ .

Nous avons réévalué cette quantité de commande économique. Dans le modèle que nous proposons de développer, la demande de pièces de rechange est aléatoire et peut être sujette à des fluctuations. Dans ces conditions, il est judicieux de réévaluer la demande et la quantité de commande économique.

Par conséquent, en tenant compte de taux de production sur le niveau de dégradation du système, nous pouvons réévaluer la demande  $D_e$  et la quantité optimale de commande :

$$D_e = nrp \times Nb + nrc \times \bar{Y}_j(P, Nb) \quad (2.71)$$

En conséquence, l'expression analytique de la demande totale de pièces de rechange est exprimée comme suit:

En supposant que  $T=T_p$  ( $Nb=N_p$ ) ou bien  $T=T_{imp}$  ( $Nb=N_{imp}$ )

$$D_e(P, Nb) = Nb \times nrp + \left[ \sum_{j=0}^{Nb-1} \left( \sum_{i=int(j \times \frac{T}{\Delta t})+1}^{int((j+1) \times \frac{T}{\Delta t})} \int_0^{\Delta t} \lambda_i(t) dt + \int_0^{(j+1) \times T - int((j+1) \times \frac{T}{\Delta t}) \times \Delta t} \lambda_{int((j+1) \times \frac{T}{\Delta t})+1}(t) dt + \int_{(j+1) \times T}^{(int((j+1) \times \frac{T}{\Delta t})+1) \times \Delta t} \frac{P}{P_{max}} \times \lambda_n(t) dt \right) \right] \times nrc \quad (2.72)$$

Avec:

Pour la maintenance préventive imparfaite ( $T=T_{imp}$ ) :

$$\lambda_k(t) = \prod_{i=1}^k \left( 1 - \left\lfloor \frac{k-1}{\left(\left\lfloor \frac{k-2}{T} \right\rfloor + 1\right) T} \right\rfloor \right) \times \lambda_0 + \sum_{i=1}^{k-1} \left( \frac{P_k}{P_{max}} \lambda_n(t) \right) + \frac{P_k}{P_{max}} \lambda_n(t) + \sum_{i=1}^{k-1} \left( \left\lfloor \frac{k-1}{\left(\left\lfloor \frac{k-2}{T} \right\rfloor + 1\right) T} \right\rfloor \lambda_0 \times e^{\left\lfloor \frac{k}{T} \right\rfloor \alpha} \right) \times \lambda_0 \quad \forall t \in \{0, \Delta t\} \quad (2.73)$$

Pour la maintenance préventive parfaite :

$$\lambda_{j,k}(t) = \lambda_{j,k-1}(\Delta t) + \frac{P_k}{P_{max}} \lambda_n(t) ; t \in [0, \Delta t] \quad (2.74)$$

Comme indiqué précédemment,  $nrc$  représente le nombre moyen de pièces de rechange requis pour la maintenance corrective. Ce nombre moyen,  $nrc$ , est sujet à l'aléatoire, et nous l'avons calculé en respectant les conditions suivantes :

- Le nombre de pièces de rechange requis pour chaque réparation minimale, noté  $nrc_i$  (une variable aléatoire), suit une distribution de Poisson avec une moyenne de  $M_b$
- Nous prenons en compte le nombre moyen de pannes entre  $[0, T]$ ,  $\bar{Y}_j(P, Nb)$ .
- $nrc$  et  $nrc_i$  sont des entiers :

$$nrc = \left\lfloor \frac{\sum_{i=1}^{\bar{Y}_j(P, Nb)} nrc_i}{\bar{Y}_j(P, Nb)} \right\rfloor \quad (2.75)$$

$\lfloor . \rfloor$ : représente la partie entière;

Donc, le coût global de la gestion des pièces de rechange (stockage, commande et achat) est :

$$C(Q, De(P, Nb)) = C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{Q} \right) + C_{pos} \times \left( \frac{Q}{2} \right) \quad (2.76)$$

Par conséquent, la quantité de commande économique devient :

$$Q = \sqrt{\frac{2 \times C_c \times D_e(P, Nb)}{C_{pos}}} \quad (2.77)$$

avec:

$$D_e(P, Nb) = Nb \times nrp + \bar{Y}_j(P, Nb) \times nrc \quad (2.78)$$

La preuve de l'équation (2.77) :

$$C(Q) = C_a \times (Nb \times nrp + \bar{Y}_j(P, Nb) \times nrc) + C_c \times \left( \frac{Nb \times nrp + \bar{Y}_j(P, Nb) \times nrc}{Q} \right) + C_{pos} \times \frac{Q}{2} \quad (2.79)$$

$$(C(Q))' = -C_c \times \left( \frac{Nb \times nrp + \bar{Y}_j(P, Nb) \times nrc}{Q^2} \right) + \frac{C_{pos}}{2} \quad (2.80)$$

$$(C(Q))' = 0 \Rightarrow -C_c \times \left( \frac{Nb \times nrp + \bar{Y}_j(P, Nb) \times nrc}{Q^2} \right) + \frac{C_{pos}}{2} = 0 \quad (2.81)$$

$$\Rightarrow C_c \times \left( \frac{Nb \times nrp + \bar{Y}_j(P, Nb) \times nrc}{Q^2} \right) = \frac{C_{pos}}{2} \quad (2.82)$$

$$\Rightarrow Q^2 = \frac{2 \times C_c \times (Nb \times nrp + \bar{Y}_j(P, Nb) \times nrc)}{C_{pos}} \quad (2.83)$$

$$\Rightarrow Q = \sqrt{\frac{2 \times C_c \times (Nb \times nrp + \bar{Y}_j(P, Nb) \times nrc)}{C_{pos}}} \quad (2.84)$$

$$Q = \sqrt{\frac{2 \times C_c \times D_e(P, Nb)}{C_{pos}}} \quad (2.85)$$

## 2) La maintenance préventive intégrée à la gestion des pièces de rechange

Par conséquent, notre but est de déterminer simultanément la valeur de  $T^*$  et  $Q^*$  qui minimisent une fonction objective illustrant le coût total incluant la maintenance et les pièces de rechanges. Le modèle analytique exprimant la fonction objective est facilement obtenu :

$$\begin{aligned} & \min_{(Q^*, T^*)} CTT \\ & = \frac{(Nb \times Mp) + (\bar{Y}_j(P, Nb) \times Mc) + \left( C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{Q} \right) + C_{pos} \times \left( \frac{Q}{2} \right) \right)}{H \times \Delta t} \end{aligned} \quad (2.86)$$

Pour la maintenance parfaite :  $Mp=Mp_1$  et pour la maintenance imparfaite :  $Mp=Mp_2$

Nous rappelons que,  $\bar{Y}_j(P, Nb)$ ,  $D_e(P, Nb)$  et  $Q$  sont présentés respectivement en équations (2.67), (2.72) et (2.77).

## 2.4 Méthodologie d'optimisation

### 2.4.1 Politique de production

En raison de la complexité inhérente au problème, nous avons développé un algorithme et une méthode pour obtenir une solution approximative. Pour préciser, notre approche repose sur l'utilisation de la méthode d'exploration aléatoire afin de générer de manière aléatoire le vecteur des quantités d'énergie produites sur l'horizon fini. Une fois que l'énergie produite ( $P_k$ ) est calculée pour répondre à la contrainte de niveau de service, nous sommes alors en mesure de déterminer la quantité d'énergie stockée ( $S^v_k$ ). Pour chaque période, nous procédons au calcul de la quantité d'énergie stockée en appliquant l'équation d'équilibre énergétique. Enfin, une fois que toutes les contraintes sont respectées, il devient envisageable de réduire le coût total de production ( $CT^*$ ).

La complexité de notre problème réside dans l'interdépendance des variables de décision. En effet, nous devons d'abord déterminer le nombre d'éoliennes  $M_k$  pour chaque période, puis évaluer la production d'énergie pour chaque éolienne, laquelle dépend d'une variable aléatoire (la vitesse du vent) pour chaque période ( $P_{j,k}$ ).

Le procédé consiste à utiliser la méthode d'exploration aléatoire pour générer de manière aléatoire le vecteur indiquant le nombre d'éoliennes sur l'horizon fini. À partir de ce vecteur, nous effectuons le calcul de l'énergie produite par chaque éolienne au cours de chaque période. Une fois l'énergie produite calculée et répondant aux critères de la contrainte de niveau de service, nous déterminons la quantité d'énergie stockée pour chaque période en se basant sur l'équation du bilan énergétique. La satisfaction de toutes ces contraintes permet de réduire le coût total de production ( $CT^*$ ) et le nombre d'éoliennes en fonctionnement pendant chaque période ( $M_k$ ). Le processus implique également le calcul de l'énergie produite par chaque éolienne au cours de chaque période ( $P_{j,k}$ ).

L'algorithme a été conçu et mis en œuvre sur MATLAB, avec une description détaillée fournie dans le schéma suivant:

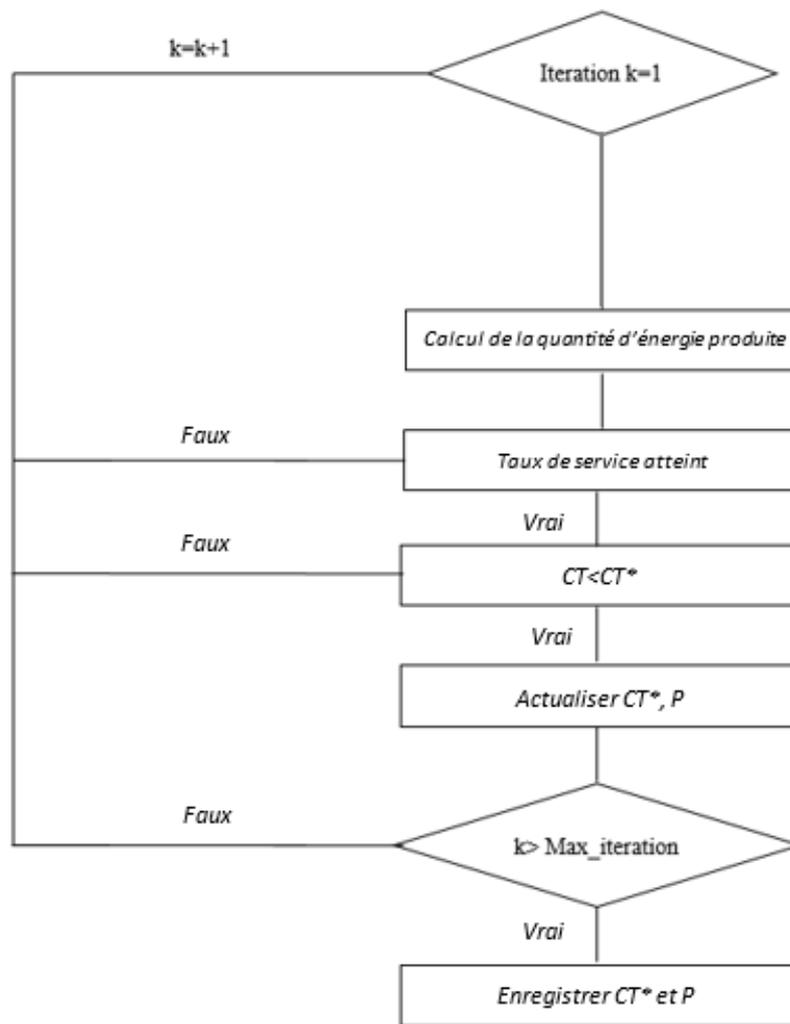


Figure 2. 3: Méthode numérique pour déterminer le nombre optimal d'opérations de maintenance  $N^*$

## 2.4.2 Politique de la maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange

### 2.4.2.1 Modèle d'optimisation

Pour la maintenance parfaite ( $N_b = N_p$ ,  $T^* = T_p^*$  et  $M_p = Mp_2$ ) et Pour la maintenance imparfaite ( $N_b = N_{imp}$ ,  $T^* = T_{imp}^*$  et  $M_p = Mp_1$ ) notre objectif consiste à déterminer simultanément la valeur optimale de  $T_{imp}^*$ ,  $T_p^*$  et  $Q^*$  qui minimise une fonction objective illustrant le coût total, y compris la maintenance et les pièces de rechange. Le modèle analytique exprimant la fonction objective est facilement obtenu :

$$= \frac{\min_{(Q^*, T^*)} CTT}{H \times \Delta t} \quad (2.87)$$

$$= \frac{(N_b \times M_p) + (\bar{Y}_j(P, N_b) \times M_c) + \left( C_a \times D_e(P, N_b) + C_c \times \left( \frac{D_e(P, N_b)}{Q} \right) + C_{pos} \times \left( \frac{Q}{2} \right) \right)}{H \times \Delta t}$$

Nous rappelons que,  $\bar{Y}_j(P_j, Nb)$ ,  $De(P, Nb)$  et  $Q$  sont présentées respectivement dans les équations (2.67), (2.78) et (2.77).

### 2.4.2.2 Procédure numérique de résolution

- Algorithme de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange

Afin de déterminer le nombre optimal simultanément la valeur optimale de  $T^*$  et  $Q^*$  La Méthode numérique est détaillée dans le graphique suivant :

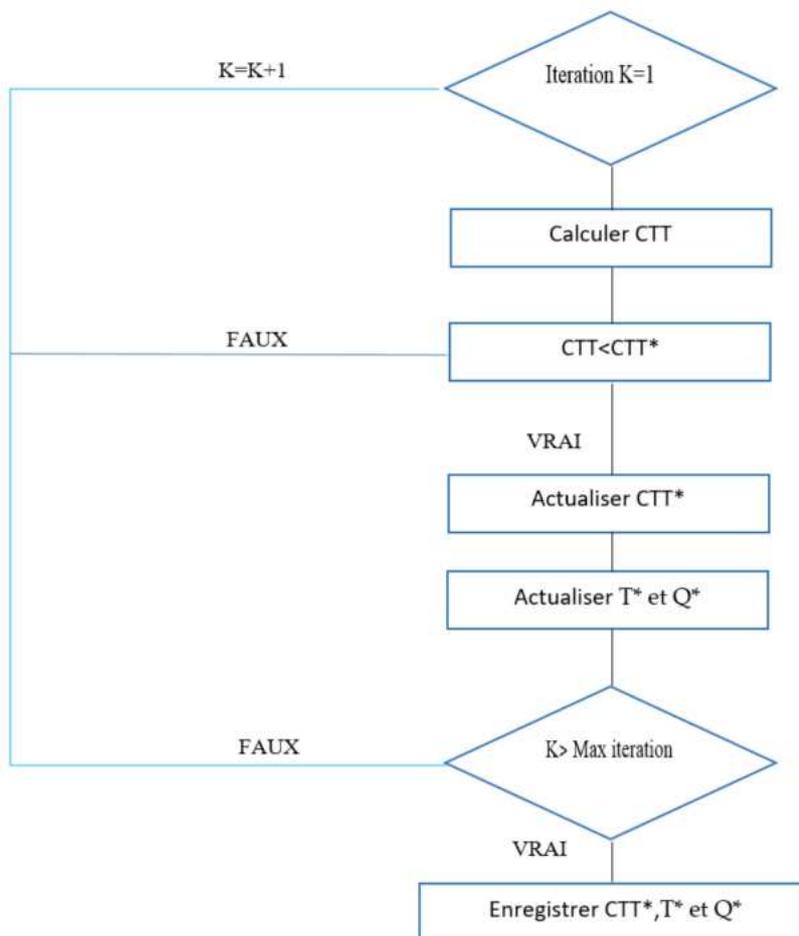


Figure 2. 4: : Procédure numérique pour optimiser le coût de la de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange

## 2.5 Exemples numériques

Cette section se concentre sur l'analyse numérique des différentes stratégies d'optimisation présentées précédemment. L'objectif est de trouver le plan économique de production, suivi du plan optimal de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange. Pour ce faire, nous adoptons une approche séquentielle, en utilisant les résultats de la résolution du plan de production d'énergie pour déterminer le plan optimal de maintenance.

Nous débutons en récapitulant le plan économique de production élaboré dans ce chapitre

### 2.5.1 Plan économique de production

- Les données d'entrée

Pendant une période de production d'énergie  $H$ , composée de  $k$  sous-périodes, nous examinons les caractéristiques d'une éolienne, lesquelles sont répertoriées dans le tableau 2.1.

Production maximale (kw) : $P_{\max}$	Puissance nominale (kW)	Hauteur du moyeu (m)	Diamètre du rotor (m)	Vitesse de démarrage (m/s)	Vitesse de survie (m/s)	Vitesse moyenne du vent (m/s)	Vitesse nominale (m/s)
20	10	15	8	3	26	8	10

Tableau 2. 1: Spécifications de l'éolienne

Pour le taux de service, nous réalisons ce test en supposant que  $\theta=90\%$  et en tant que niveau de stock initial, nous supposons que  $S_0=0$  ;

Nous supposons que la demande est aléatoire et gaussienne avec un écart type  $\sigma_a=1,1$  et une moyenne  $\mu^d=50$ .

Les autres données d'entrée de la politique de production sont :

Données d'entrée
$\Delta t =1$ mois; $H=60$ mois;
$C_s=6$ um; $C_p=3$ um;
$a_1=20$ ; $a_2=0$ ;
$m=3$ ; $M=6$ ;
$a=2$ ; $c=10$ ;

Tableau 2. 2: les données d'entrée

- Les résultats

Après avoir réalisé plusieurs essais successifs avec les mêmes données en entrée, nous constatons que, en moyenne, les résultats sont les suivants :

Cout Total	1971123um			
Périodes	M k	S k	P k	D k
Période 1	6	9,98	59,98	50,04
Période 2	5	10,88	50,89	47,78
Période 3	6	22,60	61,73	52,82
Période 4	4	14,62	42,02	50,57
Période 5	6	22,14	57,52	47,78
Période 6	3	2,89	30,75	48,84
Période 7	6	13,46	60,57	51,87
Période 8	5	15,11	51,65	51,24
Période 9	6	23,87	58,76	49,86
Période 10	4	11,50	37,63	50,50
Période 11	5	9,97	48,48	50,47
Période 12	6	16,57	56,60	50,27
Période 13	4	6,17	39,60	50,41
Période 14	5	4,35	48,18	47,80
Période 15	5	3,01	48,66	49,49
Période 16	6	14,20	61,19	49,60
Période 17	6	24,51	60,32	49,88
Période 18	6	36,13	61,62	48,08
Période 19	3	16,45	30,32	49,44
Période 20	6	27,95	61,50	48,72
Période 21	6	37,71	59,76	50,65
Période 22	6	48,81	61,10	49,61
Période 23	5	47,50	48,69	50,31
Période 24	4	38,59	41,09	49,12
Période 25	6	47,41	58,81	49,91
Période 26	6	59,16	61,75	50,70

Période 27	6	67,82	58,66	50,33
Période 28	4	57,71	39,89	48,25
Période 29	3	36,62	28,91	51,25
Période 30	6	46,27	59,65	49,34
Période 31	5	44,24	47,97	51,32
Période 32	6	54,65	60,40	48,27
Période 33	4	44,27	39,63	49,54
Période 34	6	53,53	59,26	50,23
Période 35	6	61,97	58,44	50,82
Période 36	6	72,18	60,21	51,43
Période 37	5	71,67	49,49	48,42
Période 38	5	73,92	52,25	50,38
Période 39	5	72,11	48,20	50,24
Période 40	6	80,20	58,09	51,26
Période 41	3	60,62	30,42	51,95
Période 42	4	51,17	40,55	51,28
Période 43	6	61,81	60,64	51,45
Période 44	6	72,79	60,98	51,01
Période 45	4	63,83	41,04	49,30
Période 46	4	52,71	38,88	49,85
Période 47	5	53,34	50,63	50,07
Période 48	4	43,42	40,08	50,62
Période 49	6	52,02	58,60	49,00
Période 50	6	62,43	60,41	51,46
Période 51	6	73,79	61,36	50,79
Période 52	6	82,61	58,81	49,91
Période 53	6	94,31	61,71	51,48
Période 54	6	103,80	59,49	49,52

Période 55	5	102,41	48,61	50,81
Période 56	5	100,12	47,71	50,00
Période 57	4	89,40	39,27	49,55
Période 58	3	68,49	29,09	50,67
Période 59	4	58,03	39,54	48,67
Période 60	6	68,35	60,32	50,41

Tableau 2. 3: Solution approximative optimale compte tenu des paramètres ci-dessus

Le tableau ci-dessous illustre l'énergie générée par chaque éolienne au cours de chaque période :

	Éolienne 1	Éolienne 2	Éolienne 3	Éolienne 4	Éolienne 5	Éolienne 6
Période 1	10,28	10,07	9,06	9,09	10,65	10,84
Période 2	10,25	10,97	10,31	9,67	9,69	0,00
Période 3	9,24	10,49	10,16	10,99	10,05	10,79
Période 4	10,55	10,94	10,39	10,14	0,00	0,00
Période 5	9,24	9,77	9,61	10,39	9,13	9,37
Période 6	10,47	9,43	10,85	0,00	0,00	0,00
Période 7	10,20	9,43	10,33	10,09	10,93	9,60
Période 8	9,86	9,51	10,95	10,72	10,62	0,00
Période 9	9,09	9,09	9,72	10,82	10,18	9,86
Période 10	9,27	9,99	9,16	9,21	0,00	0,00
Période 11	9,21	9,20	10,16	9,09	10,82	0,00
Période 12	9,45	9,07	9,58	9,53	9,50	9,47
Période 13	9,68	9,33	10,38	10,21	0,00	0,00
Période 14	9,68	9,27	9,58	10,02	9,62	0,00
Période 15	9,36	10,67	9,42	9,37	9,84	0,00
Période 16	10,63	10,55	10,79	9,10	10,93	9,18
Période 17	9,85	10,00	10,39	10,52	9,13	10,42

Période 18	10,42	9,54	10,60	10,89	9,56	10,61
Période 19	10,48	10,80	9,04	0,00	0,00	0,00
Période 20	9,94	10,24	10,93	10,48	9,09	10,81
Période 21	9,18	9,75	10,88	9,37	10,31	10,26
Période 22	9,96	10,09	10,74	9,84	10,39	10,08
Période 23	10,58	10,51	9,34	9,02	9,25	0,00
Période 24	10,94	10,29	9,09	10,77	0,00	0,00
Période 25	10,08	10,67	9,76	9,88	9,30	9,13
Période 26	9,24	10,95	9,95	10,46	10,78	10,37
Période 27	9,08	9,84	10,30	9,44	9,40	10,60
Période 28	10,39	9,03	10,54	9,93	0,00	0,00
Période 29	9,63	9,68	9,59	0,00	0,00	0,00
Période 30	10,89	9,37	10,61	9,03	9,20	10,56
Période 31	9,01	9,07	9,21	10,68	9,99	0,00
Période 32	9,74	9,50	10,52	10,38	9,77	10,49
Période 33	9,36	9,70	10,78	9,79	0,00	0,00
Période 34	10,61	9,33	9,56	9,60	9,48	10,67
Période 35	9,89	9,69	9,62	10,03	9,79	9,41
Période 36	9,77	9,97	9,01	10,89	10,83	9,75
Période 37	9,35	9,96	10,48	9,90	9,80	0,00
Période 38	10,74	10,62	10,29	9,95	10,65	0,00
Période 39	9,66	9,98	9,10	9,26	10,20	0,00
Période 40	9,92	9,52	9,04	10,96	9,39	9,25
Période 41	10,79	10,07	9,56	0,00	0,00	0,00
Période 42	10,24	9,97	10,17	10,17	0,00	0,00
Période 43	10,52	9,55	9,11	10,91	10,11	10,43
Période 44	9,79	9,86	9,58	10,57	10,69	10,50
Période 45	10,69	9,95	9,78	10,62	0,00	0,00
Période 46	9,15	9,87	10,55	9,31	0,00	0,00

Période 47	9,86	10,94	10,25	9,07	10,51	0,00
Période 48	9,83	10,96	10,04	9,26	0,00	0,00
Période 49	10,94	9,02	9,13	10,37	9,86	9,28
Période 50	9,63	9,11	10,87	10,88	10,73	9,19
Période 51	10,72	10,20	10,85	9,80	9,61	10,17
Période 52	9,24	9,27	10,68	10,10	10,18	9,34
Période 53	10,86	9,58	10,68	10,29	10,63	9,66
Période 54	10,29	9,57	10,89	9,87	9,09	9,79
Période 55	9,66	9,69	9,20	10,25	9,81	0,00
Période 56	9,01	10,09	9,99	9,23	9,39	0,00
Période 57	9,63	9,21	10,27	10,17	0,00	0,00
Période 58	9,24	10,49	9,36	0,00	0,00	0,00
Période 59	9,03	9,28	10,77	10,46	0,00	0,00
Période 60	9,27	9,96	10,16	9,96	10,07	10,91

Tableau 2. 4: Production d'énergie de chaque éolienne pendant chaque période (Kw)

- **Interprétation et commentaires :**

1- Le coût total s'avère élevé principalement en raison de la considération de l'importance significative de la demande. En fait, nous supposons que la demande est aléatoire et représente un processus normal avec un écart type  $\sigma_a= 1.1$  et une moyenne  $\mu^d=50$ ;

2- Notons que le niveau des stocks est assez élevé, en lien avec la contrainte du taux de service qui stipule que la probabilité de ne pas avoir de rupture est supérieure à 90%. Ce comportement de détention d'un stock élevé peut être compris comme un essai de satisfaction de la demande future qui fluctue de façon aléatoire sur un horizon temporel qui peut être plus élevé dans d'autres cas.

Comme observé, les résultats des tests sont directement ou indirectement influencés par certains paramètres d'entrée, tels que le taux de service ( $\theta$ ) et la demande moyenne ( $\mu^d$ ).

Une étude de variabilité est donc recommandée à ce niveau de notre travail pour mieux décrire l'impact de certains intrants sur les résultats.

- **Analyse de sensibilité:**

L'analyse de sensibilité est une technique généralement utilisée pour déterminer comment différentes valeurs d'une variable d'entrée influenceront sur des variables de décision particulières dans un ensemble donné d'hypothèses.

Autrement, c'est une façon de prédire l'issue d'une décision si une situation s'avère différente par rapport aux prédictions effectuées précédemment. Cette information peut être diffusée en créant un ensemble donné de scénarios et, par conséquent, l'analyste peut déterminer comment les changements dans une ou plusieurs variables auront une incidence sur la variable cible.

Dans cette étude portant sur la planification de la production, notre attention se focalise sur l'analyse de l'influence de la fluctuation du taux de service et de la demande moyenne sur le coût total de production ainsi que sur les variables de décision. Ces variables incluent les vecteurs  $M_k$  et  $S_k$ , qui représentent respectivement le nombre d'éoliennes nécessaires et le niveau des stocks.

- **Impact de la variation de la demande moyenne ( $\mu^d$ ):**

o *Résumé des résultats :*

➤ Impact de la variation de la demande moyenne sur les coûts de production :

Demande moyenne (kW)	$\mu^d = 30$	$\mu^d = 40$	$\mu^d = 50$
Coût total (um)	1372430	1588686	1971123

Tableau 2. 5: Impact de la variabilité de la demande moyenne sur les coûts de production

La figure ci-dessous illustre comment l'augmentation de la valeur moyenne de la demande influe sur le coût total de production:

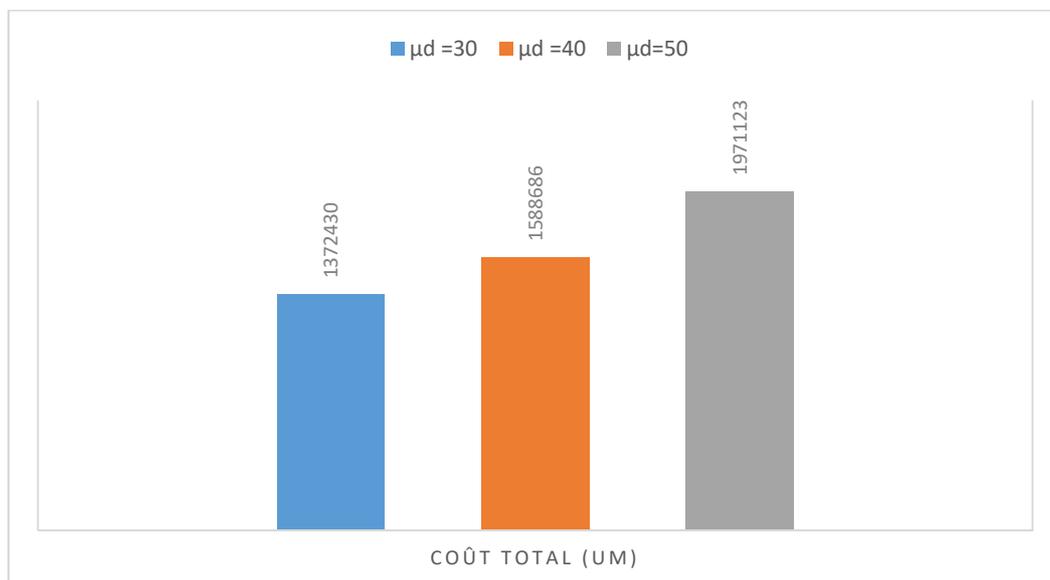


Figure 2. 5: la demande moyenne sur les coûts de production

➤ Impact de la variation de la valeur moyenne de la demande sur le nombre d'éoliennes par période :

Période	$\mu_d = 30$	$\mu_d = 40$	$\mu_d = 50$
Période 1	4	5	6
Période 2	5	6	5
Période 3	4	5	6
Période 4	3	3	4
Période 5	3	5	6
Période 6	3	3	3
Période 7	4	6	6
Période 8	4	4	5
Période 9	3	3	6
Période 10	3	4	4
Période 11	4	4	5
Période 12	5	5	6
Période 13	4	4	4
Période 14	3	5	5
Période 15	5	5	5
Période 16	3	3	6
Période 17	5	6	6
Période 18	4	5	6
Période 19	3	3	3
Période 20	4	5	6
Période 21	5	5	6
Période 22	3	3	6
Période 23	4	5	5
Période 24	3	4	4
Période 25	5	6	6
Période 26	4	4	6
Période 27	3	6	6
Période 28	4	4	4

Période 29	3	3	3
Période 30	3	3	6
Période 31	3	4	5
Période 32	5	5	6
Période 33	4	4	4
Période 34	5	5	6
Période 35	3	4	6
Période 36	4	6	6
Période 37	5	5	5
Période 38	5	5	5
Période 39	4	4	5
Période 40	6	6	6
Période 41	3	3	3
Période 42	4	4	4
Période 43	3	4	6
Période 44	4	6	6
Période 45	3	3	4
Période 46	4	4	4
Période 47	5	5	5
Période 48	4	4	4
Période 49	4	5	6
Période 50	5	5	6
Période 51	4	6	6
Période 52	3	5	6
Période 53	6	6	6
Période 54	4	5	6
Période 55	4	5	5
Période 56	4	5	5
Période 57	3	3	4

Période 58	3	3	3
Période 59	4	4	4
Période 60	5	6	6

Tableau 2. 6: Nombre des éoliennes par période selon  $\mu d$

✓ **Interprétations et commentaires :**

1- La fluctuation de la valeur de la demande moyenne impacte la valeur moyenne du coût total optimal. En effet, une augmentation de la demande moyenne entraîne une hausse proportionnelle des coûts totaux.

2- À mesure que la valeur de la demande moyenne augmente, le nombre moyen d'éoliennes nécessaires augmente pour répondre à l'augmentation de la demande.

- **Influence de la fluctuation du taux de service. ( $\theta$ ):**

➤ Influence de la fluctuation du taux de service sur le coût total de production :

Taux de service	$\theta = 60\%$	$\theta = 70\%$	$\theta = 80\%$	$\theta = 90\%$
Coût total (mu)	1725678	1834490	1905200	1971123

Tableau 2. 7: Influence de la fluctuation du taux de service sur les coûts de production

Le graphe suivant présente l'influence de la fluctuation du taux de service sur les coûts de production :

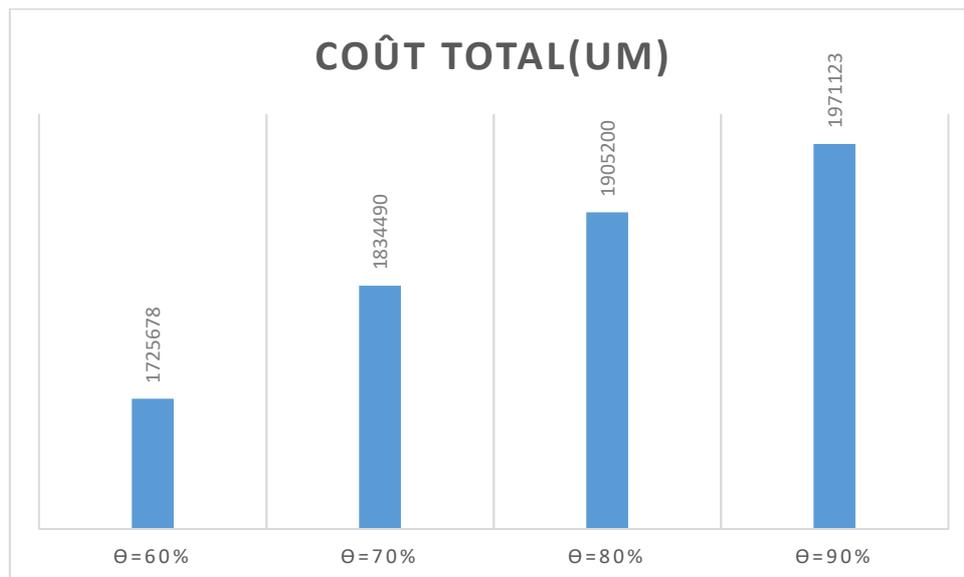


Figure 2. 6: Influence de la fluctuation du taux de service sur les coûts de production

➤ Impact de la variation du taux de service sur le niveau des stocks :

Taux de service (%)	$\theta= 60\%$	$\theta= 70\%$	$\theta= 80\%$	$\theta= 90\%$
Période 1	9,23	12,06	10,71	9,98
Période 2	17,97	21,84	10,64	10,88
Période 3	29,54	10,68	12,39	22,60
Période 4	39,14	24,02	20,95	14,62
Période 5	49,53	35,26	32,33	22,14
Période 6	50,47	45,97	43,36	2,89
Période 7	59,46	45,20	56,09	13,46
Période 8	70,45	55,58	65,29	15,11
Période 9	80,84	64,84	56,20	23,87
Période 10	72,28	74,74	66,56	11,50
Période 11	79,93	53,46	48,68	9,97
Période 12	70,64	64,03	46,10	16,57
Période 13	80,23	74,41	48,71	6,17
Période 14	81,84	84,62	57,09	4,35
Période 15	95,61	84,74	36,54	3,01
Période 16	85,75	76,90	26,24	14,20
Période 17	66,67	57,56	16,48	24,51
Période 18	48,39	38,24	16,17	36,13
Période 19	48,92	40,07	17,05	16,45
Période 20	37,15	42,07	26,82	27,95
Période 21	35,58	51,55	27,61	37,71
Période 22	44,40	52,47	6,96	48,81
Période 23	24,48	50,71	16,18	47,50
Période 24	35,19	59,81	27,72	38,59
Période 25	43,36	60,84	8,00	47,41
Période 26	22,80	40,58	7,19	59,16

Période 27	34,71	20,18	6,33	67,82
Période 28	45,20	29,10	17,78	57,71
Période 29	34,55	37,35	26,40	36,62
Période 30	14,52	48,10	27,70	46,27
Période 31	23,46	26,63	40,17	44,24
Période 32	31,88	36,93	39,50	54,65
Période 33	20,35	35,76	49,52	44,27
Période 34	19,06	27,44	36,22	53,53
Période 35	29,92	26,64	35,54	61,97
Période 36	28,30	38,52	16,38	72,18
Période 37	28,76	38,55	5,11	71,67
Période 38	9,39	38,17	14,49	73,92
Période 39	19,78	37,10	5,75	72,11
Période 40	20,89	36,30	18,26	80,20
Période 41	31,10	48,44	7,74	60,62
Période 42	43,56	58,73	20,63	51,17
Période 43	53,87	68,12	20,71	61,81
Période 44	45,91	71,11	19,86	72,79
Période 45	56,78	71,21	19,05	63,83
Période 46	66,03	83,04	18,74	52,71
Période 47	75,90	63,59	20,69	53,34
Période 48	75,44	72,28	10,84	43,42
Période 49	75,20	53,90	21,32	52,02
Période 50	54,73	64,78	11,53	62,43
Période 51	44,23	73,56	12,74	73,79
Période 52	53,37	73,86	22,86	82,61
Période 53	43,75	63,26	30,67	94,31
Période 54	53,25	66,25	12,43	103,80

Période 55	33,42	46,69	21,70	102,41
Période 56	33,65	54,30	9,10	100,12
Période 57	13,49	43,75	18,84	89,40
Période 58	3,80	55,54	17,45	68,49
Période 59	14,06	65,57	29,66	58,03
Période 60	2,62	56,29	40,16	68,35

Tableau 2. 8: Niveau de stock par période selon le taux de service

Le graphique suivant illustre l'impact de la variation du taux de service sur le niveau de stock.:

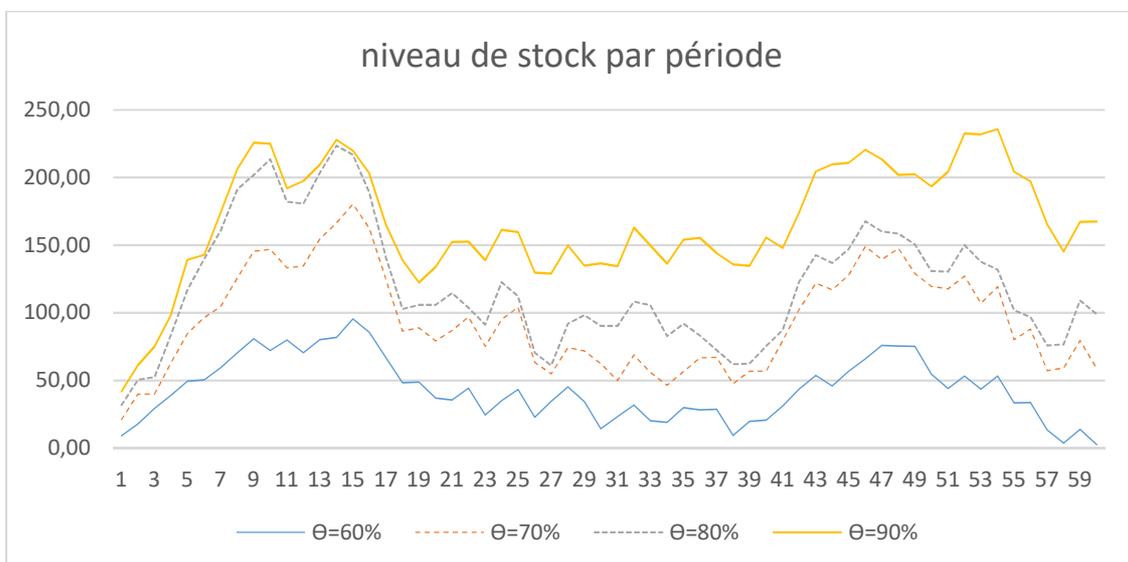


Figure 2. 7: Niveau de stock par période variant selon le taux de service

- Interprétations et commentaires :

1. La fluctuation de la valeur du taux de service a un impact sur la valeur moyenne du coût total optimal. En effet, à mesure que  $\theta$  augmente, les coûts totaux augmentent proportionnellement.
2. L'élévation des taux de service entraîne généralement une augmentation du niveau des stocks ainsi que des taux de production plus élevés.. En fait, l'augmentation de la valeur du taux de service requis signifie que l'entreprise doit faire plus d'attention pour satisfaire la demande de ses clients. Ainsi, elle préfère produire et stocker davantage afin de se prémunir contre toute rupture. C'est pourquoi les coûts de production et donc les coûts d'inventaire sont augmentés, ce qui entraîne une croissance des coûts totaux.

## 2.5.2 Plan économique de la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange

Dans cette section, nous fournissons un exemple numérique pour illustrer l'application du modèle analytique développé dans les sections précédentes. Nous supposons un horizon de planification fini composé de 60 périodes, chaque période représentant un mois ( $t = 1$  mois). Il est important de rappeler que le taux de production de la machine 1 pour chaque période est connu et est présenté dans le tableau (2.4).

Les autres données d'entrée sont résumées dans le tableau 2 ci-dessous (um représente les unités monétaires):

Les données d'entrée	Maintenance parfaite	Maintenance imparfaite
$M_p$	$M_{p1}=100$	$M_{p2}= 100$
$M_c$	2500	1500
$N_{rp}$	40	30
$N_{rc}$	20	20
$C_c$	50	50
$C_{pos}$	10	10
$C_a$	5	5
$\beta$	100	30
$\alpha$	2	2
$\lambda_0$	0	0.005
$\alpha_1$	---	0.01

Tableau 2. 9: Les données numériques

En utilisant des méthodes de résolution numérique pour l'équation (2.50), nous obtenons les résultats suivants :

	Coût total	$T^*$	$Q^*$	De(demande total)
M.parfaite ( $T_p$ )	10213,7	15	41	168
M.imparfaite ( $T_{imp}$ )	7399,74	6	55	306

Tableau 2. 10: Résultat de l'optimisation

Par conséquent, D'après les chiffres issus de l'étude de cas, il est économiquement avantageux d'opter pour une maintenance préventive parfaite toutes les 15 unités de temps (À intervalles de 6 unités de temps, pour la maintenance préventive imparfaite.). Il est nécessaire d'avoir environ 41 unités de pièces de rechange (55 unités dans le cas de la maintenance préventive imparfaite), En adoptant cette approche optimale de gestion des actions de maintenance et de l'approvisionnement en pièces de rechange, nous pouvons minimiser le coût total de la maintenance, tout en prenant en compte les impacts des variations du taux de production à chaque phase de production sur la dégradation du système.

### - Etude de sensibilité

Les études qui suivent visent à démontrer la robustesse des modèles développés. Nous avons réalisé des études de sensibilité en utilisant l'exemple de référence présenté dans la section suivante.

#### 1<sup>er</sup> Analyse de sensibilité selon Ca

Pour cette première étude, nous avons choisi de modifier la valeur de Ca, qui représente le coût d'achat unitaire de la pièce de rechange. Par conséquent, nous avons obtenu le résultat suivant :

	Ca	Coût total (um)	T*(ut) T <sub>p</sub> ou T <sub>imp</sub>	Q*(u)	De(demande total)(u)
Maintenance parfaite	5	10213,7	15	41	168
	10	10877	20	36	127
	20	11968.3	30	30	86
Maintenance imparfaite	5	7399.74	6	55	306
	10	8662.85	8	47	218
	20	10756.9	10	43	188

Tableau 2. 11: Résultat de l'analyse de sensibilité selon Ca.

Les données indiquent que les variations du coût unitaire des pièces de rechange entraînent des changements dans les périodes de maintenance optimales (T\*), la quantité optimale de commande de pièces de rechange (Q\*), et la demande totale de pièces de rechange (De). En effet, si le coût unitaire des pièces de rechange augmente, les remplacements deviennent moins fréquents, ce qui entraîne une augmentation de la période de maintenance (T). De même, si le coût d'achat des pièces

de rechange diminue, cela permet des remplacements plus fréquents, ce qui réduit la période de maintenance (T).

De plus, l'augmentation du coût unitaire des pièces de rechange conduit à une diminution de la quantité optimale de commande ( $Q^*$ ) et, par conséquent, à une réduction de la demande totale de pièces de rechange sur une période donnée. Le modèle utilisé est relativement simple. L'étude de sensibilité en fonction du coût unitaire des pièces de rechange peut être présentée comme suit :

Ca	T*	Q*	De*
			

Figure 2. 8: impact du le coût d'achat sur les variables de décision

### 2<sup>ème</sup> Analyse de sensibilité en fonction de taux de production $P_k$ .

Afin de prendre en compte Les effets de la fluctuation du rythme de production sur la dégradation du système et, par conséquent, sur le plan optimal de maintenance et de gestion des pièces de rechange, nous avons étudié l'évolution des cadences de production. Plus précisément, nous avons comparé les machines M1 et M6, où M6 a produit moins que M1, comme indiqué précédemment dans le tableau 2.4.

Les résultats suivants ont été obtenus (tableau 2.12):

	Machine	Coût total	T*	Q*	De(demande total)
Maintenance parfaite	M1	10213,7	15	41	168
	M2	9500.76	30	29	86
Maintenance imparfaite	M1	7399.74	6	55	306
	M2	5147.86	8	49	244

Tableau 2. 12: Résultat de l'analyse de sensibilité selon Taux de production

Ce résultat nous permet de constater que l'augmentation du taux de production entraîne automatiquement une dégradation plus rapide du système. En effet, lorsque la cadence de production augmente pour chaque période, cela nécessite une fréquence plus élevée d'entretien

préventif, comme le montre le tableau où la fréquence optimale d'entretien préventif ( $T^*$ ) est augmentée.

Par conséquent, la réduction des actions de maintenance préventive indique une diminution des besoins en pièces de rechange et, naturellement, un coût total de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange plus faible.

Ce résultat démontre que prendre en compte Les effets de la fluctuation du rythme de production sur la dégradation du système peut aboutir à des résultats économiques par rapport au cas nominal, où le taux de défaillance n'augmente qu'en fonction du temps.

- Bénéfice économique de la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange

Dans cette sous-section, nous mettons en évidence les avantages économiques de notre stratégie qui intègre la gestion des plans de maintenance et la gestion des pièces de rechange, par rapport à la stratégie traditionnelle qui les sépare. Dans le but d'atteindre cet objectif, nous effectuons une comparaison numérique entre l'optimisation simultanée et l'optimisation séquentielle.

- Optimisation simultanée

Il convient de rappeler que ce problème, ainsi que les résultats numériques correspondants, sont présentés ci-dessus

$$\min_{(Q^*, T^*)} CTT = \frac{(Nb \times Mp) + (\bar{Y}_j(P, Nb) \times Mc) + \left( C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{Q} \right) + C_{pos} \times \left( \frac{Q}{2} \right) \right)}{H \times \Delta t} \quad (2.88)$$

	Coût total	T*	Q*	De(demande total)
M.parfaite	10213,7	15	41	168
M.imparfaite	7399.74	6	55	306

Tableau 2. 13: Résultat de l'optimisation simultanée

Selon les résultats numériques, il est économiquement avantageux de réaliser une action de maintenance préventive parfaite tous les 15 ut, avec un approvisionnement en pièces de rechange estimé à 41 u, permettant ainsi de minimiser le coût total estimé à 10213,7 um. De même, il est économiquement avantageux de réaliser une action de maintenance préventive imparfaite tous les 6 ut, avec un approvisionnement en pièces de rechange estimé à 55 u, permettant de minimiser le coût total estimé à 7399,74 um.

- Optimisation séquentielle
- ✓ Modèle analytique de coût de maintenance

Le coût total de la maintenance est exprimé comme suit :

$$CTM = \frac{(Nb \times Mp) + (\bar{Y}_j(P_j, Nb) \times Mc)}{H \times \Delta t} \quad (2.89)$$

En minimisant ce coût, nous obtenons la fréquence optimale des actions de maintenance préventive, formellement :

$$\min_{(T^*)} CTM = \frac{(Nb \times Mp) + (\bar{Y}_j(P_j, Nb) \times Mc)}{H \times \Delta t} \quad (2.90)$$

En résolvant numériquement ce problème, nous obtenons les résultats suivants :

	$T^* (tu)$	$CTM (mu)$
Maintenance parfaite	10	8769,49
Maintenance imparfaite	5	5209.06

Tableau 2. 14: Coût total de maintenance selon T

Cela implique que pour minimiser le coût total de maintenance, nous devons effectuer une action de maintenance préventive parfaite après chaque période de 10 ut (ou 5 ut dans le cas de la maintenance imparfaite).

✓ **Modèle analytique du coût de gestion des pièces de rechange**

À partir de la fréquence optimale de maintenance préventive obtenue précédemment, nous avons élaboré le coût total associé à la gestion des pièces de rechange :

$$C(Q, De(P, Nb)) = C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{Q} \right) + C_{pos} \times \left( \frac{Q}{2} \right) \quad (2.91)$$

En optimisant ce coût, nous parvenons à déterminer la quantité optimale de commande de pièces de rechange ( $Q^*$ ) ainsi que la demande totale de pièces de rechange ( $De^*$ ) nécessaires.:

$$\min_{(De^*)} C(Q, (P, Np)) = C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{Q} \right) + C_{pos} \times \left( \frac{Q}{2} \right) \quad (2.92)$$

En résolvant numériquement cette équation, nous avons obtenu les résultats suivants :

	$Q^* (u)$	$De^* (u)$	$C(Q, (P, Np)) (mu)$
Maintenance parfaite	50	247	1729.29
Maintenance imparfaite	60	366	2431.18

Tableau 2. 15: comparaison entre les deux stratégies du maintenance

Selon les résultats numériques présentés dans les tableaux 2.13 et 2.15, nous pouvons conclure que le coût de l'optimisation séquentielle est supérieur à celui de l'optimisation simultanée. Cela indique que la stratégie que nous proposons est économiquement avantageuse par rapport à la stratégie traditionnelle. Notre étude confirme donc qu'il est bénéfique de gérer simultanément les tâches de maintenance et d'approvisionnement en pièces détachées plutôt que de les gérer séparément.

## 2.6 Conclusion

Nous avons étudié un parc éolien composé de  $M$  éoliennes qui sont sujettes à des pannes aléatoires. Afin de gérer ces pannes, différentes stratégies de maintenance préventive, accompagnées d'une réparation minimale en cas de défaillance, sont mises en place. Chaque action de maintenance préventive ou corrective requiert un certain nombre de pièces de rechange. Le système de production vise à satisfaire une demande aléatoire de produits sur une période de planification finie, tout en respectant un niveau de service spécifié. Cette période de planification est subdivisée en intervalles égaux. Dans un souci d'optimisation économique, le taux de production pour chaque intervalle est soigneusement déterminé. Nous supposons que tous les taux de production sont connus et considérés comme des paramètres d'entrée pour notre problème. Un modèle analytique a été créé pour permettre la planification intégrée de la gestion des pièces de rechange en matière de maintenance. Ce modèle vise à minimiser un coût total qui englobe à la fois les coûts de maintenance et les coûts de gestion des pièces de rechange. Son objectif est d'optimiser simultanément la quantité optimale de pièces de rechange à commander et la fréquence optimale de maintenance préventive. Il prend en considération l'impact des variations du taux de production sur la dégradation du système, afin de prendre des décisions éclairées et efficaces. Dans cette étude, nous nous sommes penchés sur une approche d'optimisation intégrée, contrairement à une approche séquentielle, pour le plan de maintenance et la gestion des pièces de rechange. L'influence de la variation du rythme de production sur le taux de défaillance du système de production a également été pris en compte. Notre modèle propose une approche de modélisation illustrée par un exemple numérique. Nous avons également effectué des études de sensibilité pour évaluer l'impact du coût unitaire des pièces de rechange et de la cadence de production à chaque période, ce qui renforce la robustesse de nos résultats. En outre, à travers une étude de sensibilité, nous avons démontré que l'adoption d'un plan de gestion intégrée des pièces de rechange et de la maintenance est économiquement avantageuse. Pour le chapitre suivant, afin d'améliorer notre travail, l'utilisation de la maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange sera intégrée dans notre étude afin d'améliorer les résultats obtenus.

## Chapitre 3

# *Stratégie économique de maintenance intégrée à la production avec la gestion de pièces de rechange pour les systèmes de turbines éoliennes sous concept de commutation*

Dans ce chapitre, nous examinons un problème optimisé de gestion intégrée de la maintenance et de la production pour les composants d'une éolienne avec un niveau de dégradation observable. La dégradation est modélisée en fonction du mode de fonctionnement actuel. Notre objectif consiste à optimiser le coût total intégrant les tâches de maintenance, la production et la gestion des pièces de rechange sur une période de planification finie, en tenant compte des conséquences de la fluctuation du taux de production sur le taux de défaillance du système. La politique de maintenance économique proposée est illustrée par une politique à deux seuils dans chaque mode de fonctionnement. Nous notons qu'une commutation entre deux politiques de maintenance préventive (parfaites et imparfaites) est envisagée. La planification de maintenance commence par des actions de maintenance imparfaites, tant que le système éolien est encore fiable au début de cycle, puis bascule à un moment à déterminer vers une maintenance parfaite afin de garantir la continuité de la fiabilité. Un exemple numérique et une étude de sensibilité sont réalisés afin de prouver la robustesse des modèles analytiques développés.

### 3.1. Introduction

Le réchauffement climatique et la pollution environnementale, en particulier, ont eu d'énormes impacts sur la vie sur Terre, ce qui a rendu urgent le passage rapide des sources d'énergie traditionnelles aux sources d'énergie renouvelable. Sur la base de deux facteurs importants, tout d'abord parmi les sources d'énergie renouvelable, l'énergie éolienne est considérée comme la moins nocive pour l'environnement (Badger et al. 2014), deuxièmement, l'énergie éolienne a également été la plus rentable des sources d'énergie renouvelable jusqu'à présent (Caduff et al., 2012). Pour ces raisons, l'énergie éolienne est la plus largement utilisée de toutes les sources d'énergie renouvelable pour la production d'électricité.

Les arrêts de production inattendus ou planifiés arbitrairement représentent un impact négatif imminent sur la productivité et la rentabilité des installations de fabrication, d'où la nécessité de prendre en compte l'impact de ces arrêts sur la disponibilité des systèmes d'énergies renouvelables. Pour relever ces défis de manière saine, la surveillance des mesures de performance critiques identifiables dans l'installation de fabrication, telles que la disponibilité des machines (Assid et al., 2015), la qualité liée à la maintenance et à la production (Alsaleh 2017), le temps de réparation (Wakiru et al., 2019), l'efficacité globale des équipements (Muchiri et al., 2014) et la production (Alrabghi et Tiwari, 2016), est essentielle pour garantir l'excellence de la fabrication. L'efficacité générale de l'équipement (OEE) comprend trois variantes (disponibilité, qualité et performance), qui sont essentielles pour prendre en charge les décisions conjointes en matière de maintenance et de production (Golcher-Barguil et al. 2019).

Un rapport de l'Association européenne de l'énergie éolienne a annoncé que près de 75 000 actions de maintenance ont été menées pour 80 éoliennes offshore en 1,5 an. De plus, les pannes et les actions de maintenance ont un impact important sur la disponibilité des éoliennes. Des études précédentes ont montré que la disponibilité est généralement comprise entre 95 et 99 % pour les éoliennes terrestres, tandis qu'elle peut descendre à 60 à 70 % pour les éoliennes offshore (Besnard et al. 2013).

Les éoliennes sont des équipements qui convertissent le mouvement de l'air en énergie électrique. D'autre part, l'irrégularité ou la variation de la vitesse du vent impacte la production de l'énergie ainsi que le degré de sollicitation de l'équipement. Par conséquent, la production d'énergie de la turbine reste continuellement variable. C'est pourquoi les parcs éoliens visent à établir une planification de production économique afin de réduire les coûts de production et de stockage d'énergie. La mise en place d'une telle planification efficace permet aux fermes d'avoir une vision globale de leur processus de production d'énergie. Il convient cependant de mentionner que pour assurer la productivité continue d'une ferme, les gestionnaires doivent se concentrer en particulier sur les sous-systèmes de production et de maintenance et les considérer comme des systèmes fortement interdépendants. Un autre aspect important est la nécessité de définir un objectif de disponibilité. Dans le secteur de l'énergie éolienne, les propriétaires de parcs éoliens signent généralement un accord d'achat d'électricité (AAE) pour la vente d'énergie. L'AAE spécifie une limite de livraison minimale et une clause de pénalité en cas de livraison insuffisante (Lei et Sandborn, 2018). La production d'une éolienne est directement liée à sa disponibilité. Par

conséquent, fixer un objectif de disponibilité dans un contrat de maintenance peut être d'intérêt pour les propriétaires de parcs éoliens. En plus de la planification des plans de production d'énergie, la planification des plans de maintenance doit également être ajustée sur un plan technico-économique. Il est facile de voir que les tâches de maintenance sont en réalité étroitement liées à la gestion des pièces de rechange, et l'une des bases du succès est de considérer ces services simultanément. Pour y parvenir, une approche systémique intégrée mêlant les interactions entre plusieurs (ou toutes) de ces fonctions complémentaires devient nécessaire. Dans cette perspective, plusieurs chercheurs cherchent des moyens d'intégrer la production, la maintenance et la gestion des pièces de rechange après des décennies d'études de ces fonctions séparément. Nous soutenons que la stratégie de maintenance ne peut être efficace que si elle est associée aussi favorablement que possible à la politique de gestion des pièces de rechange (Van Horenbeek et al. 2013).

Il est donc essentiel d'établir des stocks optimaux de pièces de rechange. Les problèmes liés à la quantité de commande optimale, à la fréquence, à la continuité du service et aux méthodes d'économie de coûts doivent être abordés (Lynch P 2013). Dans cette perspective, (Chelbi et Aït-Kadi 2001) ont traité de la stratégie d'approvisionnement en pièces de rechange et de la date de remplacement optimale pour un système où les pannes se produisent de manière aléatoire. Ils ont utilisé un modèle analytique pour mettre en œuvre leur stratégie de remplacement optimale. Cette stratégie prend en compte les besoins réels en pièces de rechange et la distribution de probabilité de l'équipement dans un cycle de réapprovisionnement. Dans le même cadre, (Panagiotidou 2014) a proposé deux approches de commande pour fournir les pièces de rechange nécessaires pour plusieurs articles soumis à des pannes aléatoires. Ces stratégies reposent sur une optimisation conjointe des politiques de maintenance et de commande de pièces de rechange. D'autres chercheurs s'intéressent à l'origine et aux caractéristiques des pièces de rechange afin d'identifier l'impact sur la stratégie de maintenance et les dommages environnementaux. Par exemple, (Ba et al. 2016) proposent une optimisation conjointe des stocks de pièces de rechange et de la maintenance préventive. Tout en minimisant les émissions de CO<sub>2</sub>, cette approche repose sur un plan de production optimal réalisé grâce au modèle HMMS. Les auteurs ont pris en compte les caractéristiques des pièces de rechange (neuves ou d'occasion) qui seront utilisées lors des actions de maintenance, en tenant compte des aspects économiques et environnementaux. Des modèles analytiques basés sur l'effet du taux de production sur la détérioration du système permettent de réduire considérablement les coûts de maintenance, les coûts de production et les pénalités liées aux émissions de CO<sub>2</sub>.

Dans la présente étude, nous utilisons la stratégie intégrée en optimisant conjointement la production, la planification de la gestion des pièces de rechange et la maintenance. De plus, l'originalité de notre travail réside dans le fait que nous prenons en considération les différents types de risques auxquels le parc d'éoliennes peut être confronté. Par exemple, le risque humain lorsque le temps nécessaire pour une action de maintenance parfaite est insuffisant, d'où la nécessité de plus de temps qui va impacter la santé de technicien en hauteur, nous avons intégré la maintenance imparfaite dans notre stratégie. Pour le risque technique visant à maintenir et garantir la continuité de haute fiabilité de nos éoliennes, nous utilisons une stratégie de maintenance parfaite. Et pour le risque économique, en tenant compte des deux risques précédents (technique et humain), nous proposons une nouvelle stratégie de maintenance appelée la

maintenance mixte, qui est une combinaison de la maintenance parfaite et de la maintenance imparfaite.

Le reste de cet article est organisé comme suit : la section 2 présente une description du problème d'optimisation conjointe. La contribution ciblée de l'étude est bien illustrée dans la section 3. La section 4 est consacrée à la formulation de notre problème. Les sections 5 présentent respectivement les stratégies de production et de gestion intégrée de la maintenance et des pièces de rechange, ainsi que le modèle. La méthode de résolution est bien expliquée dans la section 6. La section 7 présente les résultats obtenus. Enfin, les conclusions et les perspectives futures sont fournies dans la section 8.

## **3.2. Description du problème**

On envisage un parc éolien composé d'un certain nombre d'éoliennes et équipé d'un système de stockage d'énergie par batteries pour répondre à une demande électrique aléatoire. Les parcs éoliens sont considérés comme des sites de production sensibles, car leur production dépend principalement de la disponibilité et de la vitesse du vent. En effet, il est envisageable de répondre à une demande aléatoire au cours de chaque période  $k$  d'un horizon temporel fini en utilisant la quantité produite lors des périodes précédentes (livraison basée sur les stocks).

Le nombre d'éoliennes en utilisation fluctue d'une période à l'autre en réaction à la demande aléatoire et en fonction du niveau de service souhaité. En outre, les éoliennes sont exposées à des pannes aléatoires, et leur taux de dégradation est impacté par les variations de production d'énergie. Par conséquent, le taux de défaillance des éoliennes individuelles augmente à la fois avec le temps et la production d'énergie. Nous rappelons que le plan de maintenance des éoliennes en fonction de leur dégradation est étroitement lié au besoin de pièces de rechange. Toutes ses contraintes seront prises en considération par la biais d'une modélisation mathématique.

Dans ce contexte, L'objectif consiste à élaborer une stratégie intégrée optimale pour la maintenance, la gestion des pièces de rechange, la production, ainsi que le stockage d'énergie, visant à minimiser le coût total associé à ces aspects.

Afin d'accomplir cette tâche, nous adoptons une approche de résolution séquentielle tout en prenant en considération l'influence des taux de production d'énergie sur la dégradation des éoliennes. Nous commencerons par déterminer le taux de production d'énergie optimal ainsi que le nombre d'éoliennes utilisées à chaque période. Ensuite, nous utiliserons ce plan de production comme base pour formuler la politique économique de maintenance et de gestion des pièces de rechange à mettre en œuvre.

Une illustration du problème proposée est présentée dans la figure suivante :

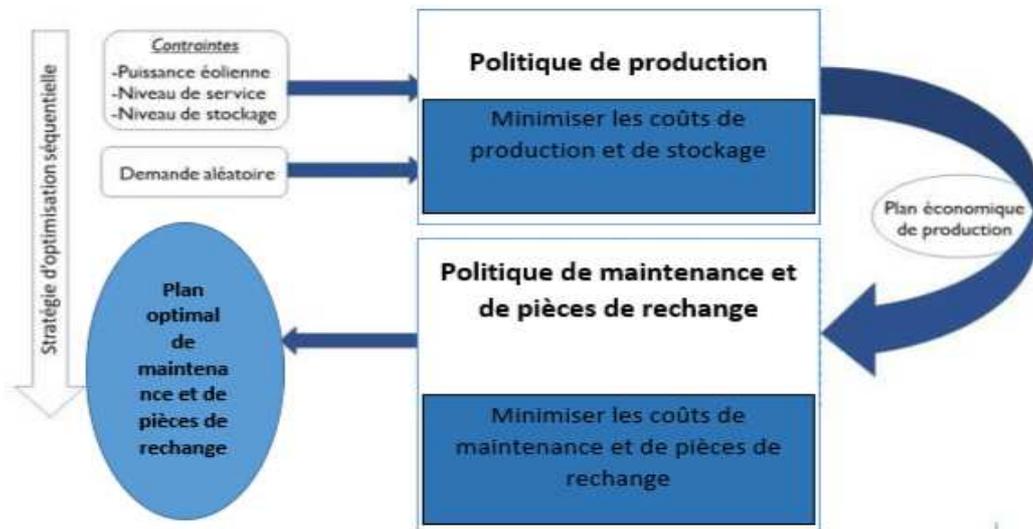


Figure 3. 1: Approche séquentielle d'optimisation pour la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange.

### 3.3. Description de stratégies de production et de maintenance mixtes intégrées à la gestion des pièces de rechange

#### 3.3.1. Récapitulatif de la stratégie économique de production d'énergie éolienne

L'énergie générée par les éoliennes est grandement tributaire de la fluctuation imprévisible de la vitesse du vent. Ainsi, évaluer régulièrement la capacité de production des éoliennes nécessite une analyse approfondie prenant en considération divers facteurs incertains pour répondre aux besoins des consommateurs. À cette fin, cette section récapitule les principes fondamentaux de la stratégie de planification de la production d'énergie, tels qu'abordés dans le chapitre deux. L'objectif de cette stratégie est de réduire au maximum le coût global intégrant la production et le stockage d'énergie sur une période de production à horizon fini  $H \cdot \Delta t$ .

La planification de la production d'énergie est restreinte par le taux de satisfaction du service, qui évalue la capacité d'une éolienne à répondre aux besoins des clients, compte tenu des variations imprévisibles de la demande du client et de la disponibilité des batteries de stockage en cas de pénurie. Par conséquent, pour parvenir à une planification économique de la production d'énergie, il est essentiel d'estimer périodiquement le taux optimal de production de l'éolienne, de manière à minimiser les coûts de production et de stockage, tout en répondant à une demande d'énergie aléatoire en respectant le niveau de service prédéfini.

### 3.3.2. Elaboration de la stratégie maintenance

Afin de garantir la continuité de la fiabilité d'éolienne, nous sommes tenus de reconsidérer la stratégie de maintenance élaborée dans le chapitre précédent.

Pour ce faire, nous étudierons dans la prochaine session une nouvelle stratégie améliorée "la stratégie de maintenance mixte" qui fusionne deux approches de maintenance préventive : la maintenance parfaite et imparfaite.

#### 3.3.2.1. Maintenance imparfaite avec réparation minimales

Rappelons que la stratégie périodique de maintenance imparfaite consiste à réduire le taux de défaillance pendant chaque période de maintenance. Cela signifie qu'après une période de maintenance, l'équipement sera plus récent mais pas aussi neuf. Nous supposons qu'une réparation partielle (par exemple, le remplacement de composants fortement usés, la lubrification, le réglage d'autres composants, etc.) aura lieu pendant la période de maintenance  $k.T_{imp}$  or  $k \in \{1, 2, \dots, N_{imp}\}$ . Ainsi, l'état du système est situé entre "aussi bon que neuf" (as good as new) et "aussi mauvais qu'ancien" (as bad as old).

#### 3.3.2.2. Maintenance parfaite

En tenant compte de la combinaison optimale obtenue pour la planification de la production, nous visons à déterminer la stratégie de maintenance optimale qui permet au système d'éoliennes de minimiser le coût total de maintenance, y compris les actions de maintenance préventive et corrective. Une stratégie de maintenance préventive optimale avec réparation minimale est proposée et se caractérise par le nombre optimal  $N_p^*$  d'actions de maintenance préventive à effectuer sur un horizon de temps fini. On note par  $T_p^*$ , la période optimale séparant deux actions de maintenance préventive successives

Dans un autre cas, la durée totale finie  $H$  est subdivisée en  $T$  intervalles de maintenance équivalents. À la fin de chaque intervalle  $T^*$ , une opération de maintenance préventive doit être réalisée sur les éoliennes disponibles aux moments  $i.T_p^*$ , où  $i \in \{1, 2, \dots, N_p^*\}$ . Après chaque opération de maintenance préventive, l'équipement est restauré à son état initial. (aussi bon que neuf).

La relation entre  $T_p^*$  et  $N_p^*$  est donnée par :

$$N_p^* = \left\lfloor \frac{H \cdot \Delta t}{T_p^*} \right\rfloor$$

où :

$\lfloor \cdot \rfloor$ : représente la partie entière ;

Inspirés principalement par le travail de Hajej (2010), dans notre travail actuel, nous tenons compte de la dégradation de l'équipement des éoliennes en prévoyant des opérations de maintenance. Par

conséquent, la stratégie de maintenance est étroitement liée à la planification de production examinée antérieurement, ce qui est conforme au principe de la planification conjointe de la production et de la maintenance et à la méthode de résolution séquentielle adoptée.

### 3.4. Formulation du problème de planification de la production

Le début de cette section revisite les éléments clés de la stratégie de production établie dans le chapitre précédent. En effet, Cette partie revisite le modèle économique de production d'énergie éolienne évoqué précédemment, mettant en lumière l'estimation de la production d'énergie pour poser le problème de la planification de la production. Elle inclut également l'évaluation des différents coûts engagés afin de calculer les coûts globaux du cycle de production. En dernier lieu, notre attention se porte sur la présentation de notre objectif principal et des restrictions qui lui sont associées.

#### 3.4.1 Puissance de sortie du système d'éoliennes

Comprendre le fonctionnement des éoliennes est essentiel pour estimer la quantité d'énergie produite par période. Étant donné que la génération d'énergie est influencée par la vitesse du vent, une augmentation de cette dernière entraîne une production accrue de puissance. Cependant, il est essentiel de noter que l'éolienne opère uniquement dans une plage de vitesse du vent limitée  $[v_{ci}, v_{co}]$ .

La représentation de la vitesse du vent est souvent exprimée par une variable aléatoire définie par une fonction de distribution de Weibull (Carta et al., 2009). De manière générale, la fonction de distribution de probabilité (pdf) de la distribution de Weibull, formulée dans l'équation suivante, est liée à la variable aléatoire de la vitesse du vent ( $v$ ) et fournit la probabilité que cette vitesse du vent survienne pendant la période de production  $\Delta t$ .

$$f(v) = \frac{a}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{a-1} \exp\left(-\left(\frac{v}{c}\right)^a\right) \quad (3.1)$$

avec :  $a$  et  $c$  représentent respectivement le paramètre de forme et le paramètre d'échelle.

La production d'énergie de l'éolienne (Jing et al. (2012)) a estimé la puissance éolienne disponible  $P_{wind,j}$  de la  $j^{\text{ème}}$  éolienne, qui est exprimée comme suit :

$$P_{wind,j}(v) = \begin{cases} P_r \frac{(v^a - v_{ci}^a)}{(v_{ci}^a - v_r^a)} & \text{si } v_{ci} \leq v \leq v_r \\ P_r & \text{si } v_r \leq v \leq v_{co} \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (3.2)$$

Afin d'évaluer la puissance de sortie moyenne de l'éolienne  $j$  au cours de la période  $k$ , nous appliquons une combinaison des deux équations mentionnées précédemment. L'expression de cette équation se présente de la manière suivante :

$$P_{j,k} = \int_0^{\infty} (f(v) P_{wind,j}(v)) dv$$

$$P_{j,k} = \int_{v_c}^{v_r} \left( \frac{a}{c} \left( \frac{v}{c} \right)^{a-1} \exp \left( - \left( \frac{v}{c} \right)^a \right) \times P_{r,j} \times \frac{(v^a - v_c^a)}{(v_c^a - v_r^a)} \right) + \int_{v_r}^{v_f} \left( \frac{a}{c} \left( \frac{v}{c} \right)^{a-1} \exp \left( - \left( \frac{v}{c} \right)^a \right) \times P_{r,j} \right) dv \quad (3.3)$$

Où l'énergie totale produite pendant la période  $k$  est exprimée comme suit :

$$P_k = \sum_{j=1}^{M_k} P_{j,k} \quad (3.4)$$

### 3.4.2 Hypothèses et contraintes de la production d'énergie

Dans notre travail, une contribution novatrice dans le domaine de l'optimisation de la production et de la maintenance conjointes réside dans l'hypothèse selon laquelle la demande varie de manière aléatoire. Contrairement à certaines études antérieures qui considéraient une demande constante, notre approche considère la fluctuation de la demande comme un processus normal, caractérisé par une moyenne et une variance spécifique  $\mu_k^d$  et  $\sigma_d^2$ .

En considérant que toutes les éoliennes sont similaires, possédant la même puissance nominale ( $P_r$ ) et la même puissance maximale de sortie ( $P_{max}$ ), il est important de noter que l'énergie effectivement générée par chaque éolienne présentera des variations légères par rapport aux autres. La production d'énergie dépend des variations du vent qui varient d'une éolienne à l'autre et d'une période à l'autre.

#### Contrainte sur le nombre d'éoliennes

les contraintes ne portent que sur le nombre de éoliennes à utiliser sur chaque période  $\Delta t$  tel qu'il est donné ici:

$$m \leq M_k \leq M \quad (3.5)$$

#### Définition du stock :

Le calcul du niveau des stocks est une activité majeure dans tout parc éolien. Dans notre travail, nous supposons que les niveaux de stocks nets devraient être calculés à la fin de chaque période de production. Sinon, le niveau de stock doit obéir à l'équation suivante :

$$S_k = S_{k-1} + P_k - D_k \quad (3.6)$$

De plus, comme nous l'avons mentionné au chapitre précédent, lors de la planification de la production, Il est impératif que tous les gestionnaires aient à l'esprit l'importance de maintenir le taux de service. Dans notre contexte, ce taux est défini comme la probabilité qu'aucun cas de rupture ne se produise. Autrement dit, le taux de service peut être exprimé de la manière suivante :

$$\text{Prob}(S_k > 0) \geq \theta \quad (3.7)$$

### 3.4.3 Les différents coûts de production

Comme nous l'avons vu au deuxième chapitre, L'objectif du plan de production est de trouver la combinaison optimale d'éoliennes en fonctionnement à chaque période, ainsi que les niveaux de production et de stock qui réduisent au minimum les coûts totaux moyens sur un horizon de temps fini, en tenant compte de la nécessité de satisfaire une demande variable. De plus, comme mentionné précédemment, notre approche tient compte de diverses contraintes sur les variables clés pour rendre la résolution plus réaliste et plus proche des situations réelles. En utilisant le modèle quadratique, nous cherchons à déterminer une combinaison optimale ( $M_k, P_{j,k}, S_k$ ) en résolvant le problème de planification de production qui suit:

$$\begin{aligned} \underset{(M_k, P_{j,k}, \widehat{S}_k)}{\text{Min}} \quad CT = & \sum_{k=1}^H \left( (\widehat{S}_k - a_1 - a_2 \mu_k^d)^2 \right) + \sigma_d^2 (1 + a_2)^2 \times \frac{H}{2} (H + 1) + a_2^2 \times \sigma_d^2 \\ & \times \frac{H}{2} (H - 1) + \sum_{k=1}^{H-1} Cp \times \left( \sum_{j=1}^{M_k} P_{j,k} \right)^2 \end{aligned} \quad (3.8)$$

### 3.5. Formulation de la stratégie de la maintenance mixte (imparfaite et parfaite)

Dans cette partie, nous travaillons sur l'optimisation simultanée de la production d'énergie et de la planification conjointe de la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange, minimisant le coût total des actions préventives et correctives et de la gestion des pièces de rechange. Pour cela, en se basant sur le plan économique de production d'énergie obtenu, nous déterminons un plan de maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange est appliqué sur les composants

de l'éolienne visant à remplacer les composants défectueux pour chaque action de maintenance, telle que présentée sur la figure suivante :

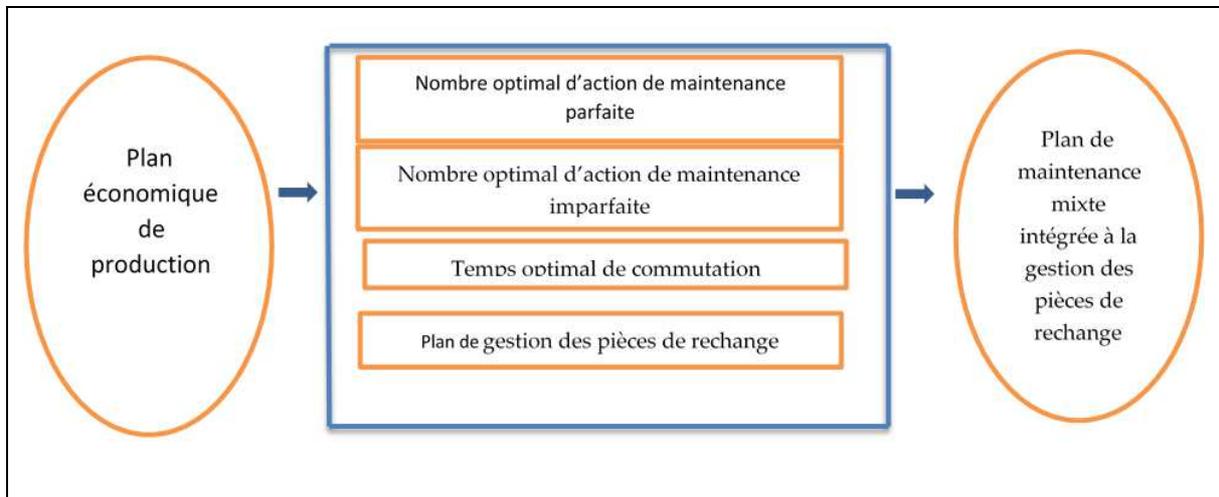


Figure 3. 2: Stratégie de maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange

À cette partie, une stratégie de maintenance mixte est suggérée pour déterminer de manière optimale le nombre d'actions de maintenance préventive et l'intervalle de commutation  $H_1$ , ce plan de maintenance mixte est intégré à la gestion des pièces de rechange.

### 3.5.1 Stratégie de maintenance imparfaite avec réparations minimales

La rénovation totale des pièces, aussi appelée maintenance parfaite, consiste à enlever complètement les composants défectueux ou à effectuer plusieurs opérations de maintenance qui remettent les sous-composants du système en état comme s'ils étaient neufs. Ce qui n'est pas pratique d'un point de vue économique d'autant plus que les entreprises industrielles cherchent à réduire leurs coûts de maintenance. Cette section se consacre à l'introduction d'une stratégie de maintenance imparfaite, caractérisée par une opération de maintenance périodique visant à diminuer le taux de défaillance au cours de chaque intervalle de maintenance.

Ce qui signifie qu'après une période de maintenance, l'équipement est supposé neuf « as good as new ». Nous supposons qu'une réparation partielle (par exemple, remplacement de composants mal usés, graissage, réglage d'autres composants...) aura lieu pendant la période de maintenance  $kT$  où  $k \in \{1, 2, \dots\}$ . Par exemple, lorsque  $t=T$  après une opération de maintenance, la fiabilité du système diminue, mais elle est supérieure à sa valeur initiale sur  $t_0$ .

De nombreux chercheurs ont travaillé sur la politique de renouvellement partiel de la maintenance, nous mentionnons (Alfredo et al, 2022) qui a supposé que lorsque la maintenance a lieu, le taux de défaillance de la machine sera entre les deux états, « as good as new » et « as bad as old ».

Le problème d'une maintenance parfaite, c'est qu'elle repose sur le renouvellement de composants complètement défectueux en cas de panne de la machine ou en période de maintenance. Dans cette partie, nous présenterons un modèle réaliste bien connu dans les entreprises industrielles sous le nom de politique de renouvellement partiel.

Pour élaborer une stratégie de renouvellement partiel, il est nécessaire de formuler l'équation du taux de défaillance. En se basant sur cette équation, le nombre moyen de défaillances peut être déterminé, comme indiqué par (Hajej et al. 2023).

Pour mettre en œuvre le plan de maintenance imparfaite, il est crucial de déterminer le nombre optimal d'actions de maintenance imparfaites, noté  $N_{IM}^*$ , en minimisant les coûts totaux de maintenance. Il convient de souligner que le plan optimal de maintenance imparfaite englobe à la fois le nombre optimal d'actions,  $N_{IM}^*$ , et l'intervalle optimal de maintenance,  $T_{IM}^*$ . Ainsi, la définition de l'équation du taux de défaillance est une étape fondamentale pour déterminer le nombre moyen de défaillances.

### ➤ Estimation du taux de défaillance

Dans le cadre de cette recherche, nous faisons l'hypothèse que le taux de défaillance de l'éolienne est linéaire et qu'il est impacté par le taux de production d'énergie ainsi que par la durée de fonctionnement. Cette corrélation souligne l'interaction entre la production et la maintenance de l'éolienne.

Puisque la stratégie de maintenance est périodique, le renouvellement partiel a lieu aux moments  $T_{imp}, 2.T_{imp}, \dots$ . À chaque intervalle  $I_k = [(k-1).T_{imp}, k.T_{imp}]$ , le taux de défaillance à un intervalle donné sera déterminé en multipliant le taux de défaillance de l'intervalle précédent,  $I_{k-1}$ , par un facteur de dégradation,  $e^\alpha$ , où  $\alpha$  est un nombre réel positif (Gertsbakh, 2013).

Pour instaurer une politique de renouvellement partiel, la première étape consiste à définir l'équation du taux de défaillance, à partir de laquelle nous pouvons calculer le nombre moyen de défaillances.

Le taux de défaillance d'une éolienne pour la maintenance imparfaite dans  $[i.T_{imp}, (i+1).T_{imp}]$  est exprimé comme suit :

$$\lambda_{j,k}(t) = \lambda_{j,k-1}(\Delta t) \left( 1 - \left[ \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_{imp}} \right\rfloor + 1 \right) \cdot T_{imp}} \right] \right) + \frac{P_{j,k}}{P_{max}} \lambda_n(t) + \left[ \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_{imp}} \right\rfloor + 1 \right) \cdot T_{imp}} \right] \lambda_0 \times e^{\left\lfloor \frac{k}{T_{imp}} \right\rfloor \alpha} \quad (3.9)$$

Où :

$k \in \{1, 2, \dots\}$

$T_{IM}$  : Période de maintenance ;

$\lambda_n(t)$ : Taux de défaillance de l'éolienne dans les conditions nominales:

L'équation du taux de défaillance peut également être exprimée comme suit :

$$\lambda_{j,k}(t) = \prod_1^k \left( 1 - \left[ \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_{imp}} \right\rfloor + 1 \right) \cdot T_{imp}} \right] \right) \times \lambda_0 + \sum_{i=1}^{k-1} \left( \frac{P_{j,k}}{P_{max}} \lambda_n(t) \right) + \frac{P_{j,k}}{P_{max}} \lambda_n(t) \quad (3.10)$$

$$+ \sum_{i=1}^{k-1} \left( \left[ \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_{imp}} \right\rfloor + 1 \right) \cdot T_{imp}} \right] \lambda_0 \times e^{\left\lfloor \frac{k}{T_{imp}} \right\rfloor \alpha} \right) \times \lambda_0 \quad \forall t \in \{0, \Delta t\}$$

Où:

$\lambda_0$ : Valeur du taux de défaillance sur  $t_0$ .

$e^\alpha$ : Facteur de dégradation.

Nous supposons que nous faisons un renouvellement partiel aux temps  $T_{imp}, 2T_{imp}, 3T_{imp} \dots$

A chaque intervalle  $I_k = [(k-1) \cdot T_{imp}, k \cdot T_{imp}]$ , Le taux de défaillance à un intervalle donné sera déterminé en multipliant le taux de défaillance de l'intervalle précédent,  $I_{k-1}$ , par un facteur de dégradation,  $e^\alpha$ , où  $\alpha$  est un nombre réel positif

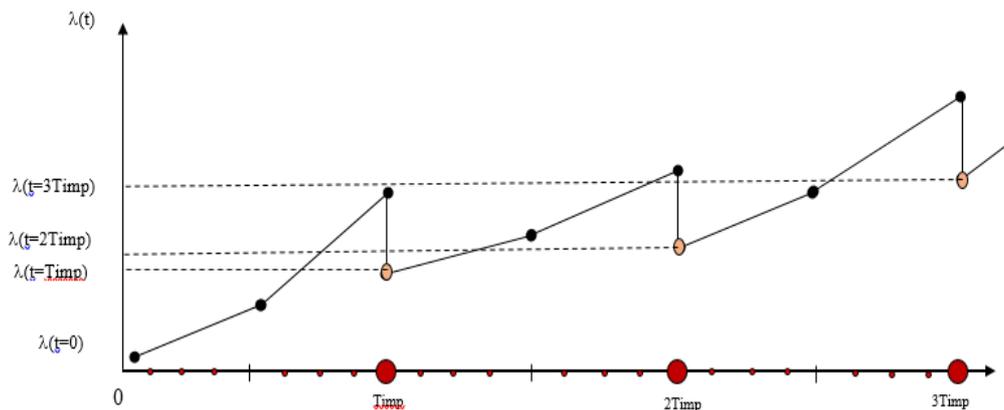


Figure 3. 3: Evolution du taux de défaillance lors d'une maintenance imparfaite

### 3.5.2 Maintenance parfaite

La stratégie de maintenance préventive optimale, mettant l'accent sur un nombre optimal d'interventions de maintenance préventive, noté  $Np^*$ , ainsi que l'intervalle de temps le plus approprié entre ces interventions, noté  $Tp^*$ .

Autrement, l'horizon de temps fini  $H$  est partitionné en  $Tp$  périodes égales de maintenance.

Après chaque période  $Tp^*$  une action de maintenance préventive devrait être menée sur les éoliennes qui sont disponibles aux périodes  $i \cdot Tp^*$  où  $i \in \{1, 2, \dots, Np^*\}$ . Après chaque action de

maintenance préventive, l'équipement est restauré à son état initial (aussi bon que neuf :As Good As New).

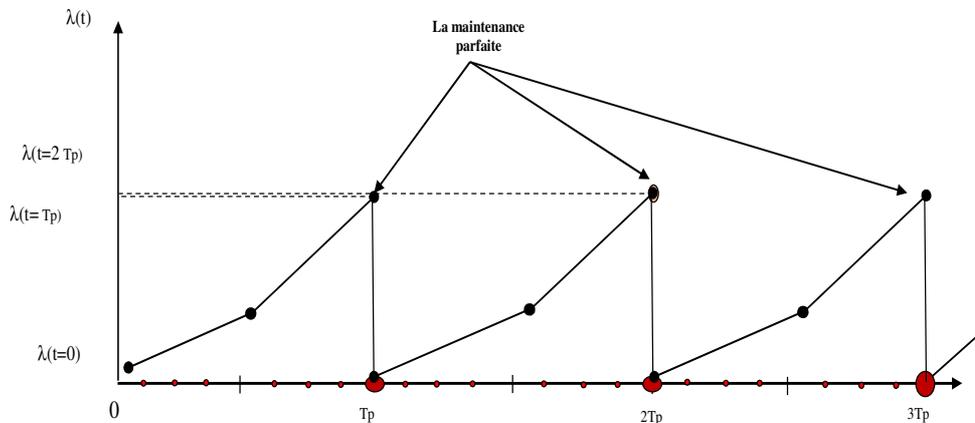


Figure 3. 4: Evolution du taux de défaillance lors d'une maintenance parfaite

Si certains équipements viennent à défaillir entre deux actions préventives successives, une opération de maintenance corrective avec réparation minimale est mise en œuvre. Ci-dessous, nous exposerons plus en détail les caractéristiques principales de ces deux activités de maintenance.

➤ **Hypothèses:**

- Caractéristiques des actions de réparation :

La conception de la stratégie de maintenance que nous proposons intègre deux types d'activités de maintenance distinctes : les actions préventives et les interventions correctives.

Alors que la programmation des activités préventives s'effectue à des moments prédéterminés, les actions correctives peuvent être déployées de manière spontanée, étant donné qu'elles découlent de pannes soudaines et imprévues.

Par ailleurs, l'application d'une action préventive permet la remise à neuf des équipements. En revanche, les actions correctives impliquent généralement des réparations mineures ramenant les éoliennes à un état aussi dégradé qu'auparavant, et peuvent parfois être perçues comme des réparations parfaites (Fig 3.4).

- Dégradation de la machine

Inspirés surtout du travail (Hajej et al, 2020), dans notre travail actuel, nous considérons la dégradation de l'équipement en anticipant les actions de maintenance. Par conséquent, la stratégie de maintenance est étroitement liée à la planification de la production étudiée précédemment qui est conforme au principe de la planification intégrée de la production et de la maintenance et à la méthode de résolution séquentielle adoptée.

En ce qui concerne cette section, nous supposons que des actions préventives doivent être programmées à la fin d'une période de production.

De plus, nous supposons que la dégradation de l'équipement est linéaire. Ainsi, nous nous sommes inspirés de travail (Hajej et al , 2020) où l'auteur ne traitait qu'une seule machine sur un horizon de temps fini.

Puisque, dans notre travail, nous traitons avec beaucoup de éoliennes. Nous prenons également en considération notre objectif principal, qui est d'optimiser conjointement la production et la maintenance en utilisant une approche de résolution séquentielle. Par conséquent, nous formulons l'expression suivante pour décrire la fonction de taux de défaillance, en prenant en compte une éolienne  $j$  lors d'une période de production  $k$  (Hajej et al., 2020):

$$\lambda_k(t) = \lambda_{k-1}(\Delta t) + \frac{P_k}{P_{max}} \lambda_n(t); t \in [0, \Delta t] \quad (3.11)$$

$\lambda_n(t)$ : Exprime le taux de défaillance en situation nominale, lequel est associé au taux de défaillance en présence du taux de production maximal.

### 3.5.3 Stratégie de maintenance Mixte (parfaite, imparfaite)

La maintenance parfaite consiste à retirer entièrement les composants défectueux ou à effectuer plusieurs opérations de maintenance pour remettre les sous-composants du système en état comme s'ils étaient neufs. Toutefois, cette approche n'est pas économiquement pratique, d'autant plus que les entreprises industrielles cherchent à réduire leurs coûts de maintenance. D'autre part, la maintenance imparfaite implique des opérations de maintenance périodiques qui réduisent le taux de défaillance pendant chaque période de maintenance. Cela signifie que, après une période de maintenance, l'éolienne sera en meilleur état mais pas aussi performante que si elle était neuve. Cela pose également des problèmes en termes de disponibilité, étant donné que les entreprises cherchent à minimiser les temps d'arrêt de production.

Pour surmonter les inconvénients des deux types précédents de maintenance, nous avons proposé un modèle de maintenance mixte, combinant les deux approches de maintenance pour optimiser à la fois les coûts de maintenance et la disponibilité des éoliennes. Dans cette partie, nous présenterons un modèle réaliste connu dans les entreprises industrielles sous le nom de maintenance mixte. Etant donné qu'au début de l'horizon, le système éolien est encore neuf avec une fiabilité importante, nous commençons par la politique de maintenance imparfaite jusqu'à un horizon  $H_1$ , puis nous passons à la politique de maintenance parfaite jusqu'à l'horizon global  $H$  (Mtibaa et al. 2018).

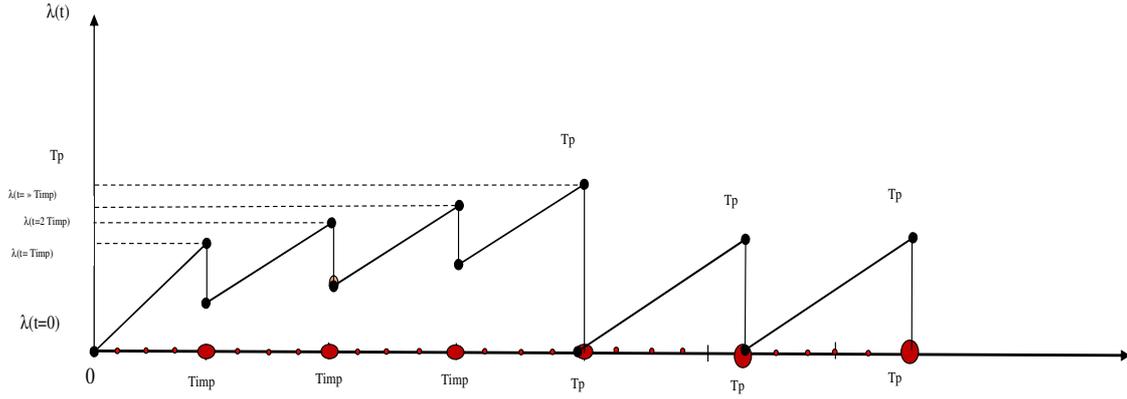


Figure 3. 5: Évolution du taux de défaillance avec des actions de maintenance en commutation entre parfaite et imparfaite

Pour mettre en œuvre une stratégie de maintenance mixte, Il est nécessaire en premier lieu de formuler l'équation du taux de défaillance. À partir de cette équation, nous pouvons calculer la moyenne du nombre de défaillances.

- **Taux de défaillance:**

Le taux de défaillance en cas de maintenance mixte est exprimé comme suit :

$t \in [0 \dots H_1]$ :

$$\lambda_{j,k}(t) = \lambda_{j,k-1}(\Delta t) \left( 1 - \left[ \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_{imp}} \right\rfloor + 1 \right) T_{imp}} \right] \right) + \frac{P_{j,k}}{P_{max}} \lambda_n(t) + \left[ \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_{imp}} \right\rfloor + 1 \right) T_{imp}} \right] \lambda_0 \times e^{\left\lfloor \frac{k}{T_{impj}} \right\rfloor \alpha_1} \quad (3.12)$$

Où :

$k \in \{1, 2, \dots\}$

$T_{imp}$  : Période de maintenance.

Où :

$\lambda_0$ : Valeur du taux de défaillance sur  $t_0$ .

$e^{\alpha_1}$ : Facteur de dégradation.

$\lambda_n(t)$ : Taux de défaillance de l'éolienne dans les conditions nominales.

$$\lambda_n(t) = \frac{\beta}{n} \left( \frac{t}{n} \right)^{\beta-1}$$

Où :

$\beta$ : Paramètre de forme.

$n$ : Paramètre d'échelle.

Nous mentionnons que l'équation du taux de défaillance entre 0 et  $H_1$  peut également être

exprimée comme suit:

$$\lambda_{j,k}(t) = \prod_1^k \left( 1 - \left[ \frac{k-1}{\left( \left[ \frac{k-2}{T_{imp}} \right] + 1 \right) \cdot T_{imp}} \right] \right) \times \lambda_0 + \sum_{i=1}^{k-1} \left( \frac{P_{j,k}}{P_{max}} \lambda_n(t) \right) + \frac{P_{j,k}}{P_{max}} \lambda_n(t) + \sum_{i=1}^{k-1} \left( \left[ \frac{k-1}{\left( \left[ \frac{k-2}{T_{imp}} \right] + 1 \right) \cdot T_{imp}} \right] \lambda_0 \times e^{\left| \frac{k}{T_{imp}} \right| \alpha} \right) \times \lambda_0 \quad \forall t \in \{0, \Delta t\}$$
(3.13)

$t \in ]H1 \dots H[$ :

$$\lambda_k(t) = \lambda_{k-1}(\Delta t) + \frac{P_k}{P_{max}} \lambda_n(t) ; t \in [0, \Delta t]$$
(3.14)

- **Nombre moyen des pannes:**

Le nombre moyen de pannes est exprimé comme suit:

Pour  $t \in [0 \dots H1]$ :

$$\bar{Y}_j(P_j, N_j) = \sum_{i=0}^{N_j-1} \left[ \ln \left( (i+1) \times \frac{T_{impj}}{\Delta t} \right) \sum_{k=\ln \left( i \times \frac{T_{impj}}{\Delta t} \right) + 1} \int_0^{\Delta t} \lambda_{j,k}(t) dt \right] + \sum_{k=N_{imp} \times T_{impj}}^{H1 \times \Delta t} \int_0^{\Delta t} \lambda_{j,k}(t) dt$$
(3.15)

Avec:

$$\lambda_{j,k}(t) = \lambda_{j,k-1}(\Delta t) \left( 1 - \left[ \frac{k-1}{\left( \left[ \frac{k-2}{T_{impj}} \right] + 1 \right) T_{impj}} \right] \right) + \frac{P_{j,k}}{P_{max}} \lambda_n(t) + \left[ \frac{k-1}{\left( \left[ \frac{k-2}{T_{impj}} \right] + 1 \right) T_{impj}} \right] \lambda_0 \times e^{\left| \frac{k}{T_{impj}} \right| \alpha}$$
(3.16)

Et pour  $t \in ]H1 \dots H[$ :

$$\bar{Y}_j(P_j, N_j) = \sum_{i=0}^{N_j-1} \left[ \ln \left( (i+1) \times \frac{T_{pj}}{\Delta t} \right) \sum_{k=\ln \left( i \times \frac{T_{pj}}{\Delta t} \right) + 1} \int_0^{\Delta t} \lambda_{j,k}(t) dt \right] + \sum_{k=H1 + N_{pj} \times T_{pj}}^{H \Delta t} \int_0^{\Delta t} \lambda_{j,k}(t) dt$$
(3.17)

Avec :

$$\lambda_{jk}(t) = \lambda_{jk-1}(\Delta t) + \frac{P_k}{P_{max}} \lambda_{jn}(t) ; t \in [0, \Delta t]$$
(3.18)

Le coût total de la maintenance est exprimé comme suit :

$$CTM = (N_{imp} \times Mp_1) + (N_p \times Mp_2) + (\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p) \times Mc) \quad (3.19)$$

En minimisant ce coût, nous obtenons le nombre optimal d'actions de maintenance préventive, formellement :

$$\min_{(N_{imp}^*, N_p)} CTM = (N_{imp} \times Mp_1) + (N_p \times Mp_2) + (\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p) \times Mc) \quad (3.20)$$

### 3.5.4 Stratégie intégrée de maintenance préventive et de fourniture de pièces de rechange

#### 3.5.4.1 Quantité économique de commande pour les pièces de rechange

Nous rappelons que le nombre ( $Nb=N_{imp} + N_p$ ) correspond au nombre d'actions de maintenance préventive (parfaite et imparfaite) effectuées sur l'horizon  $H\Delta t$ . Nous considérons qu'une maintenance préventive consiste à remplacer un certain nombre  $n_{rp1}$  et  $n_{rp2}$  de pièces pour respectivement les actions de maintenance parfaite et imparfaite. Lorsque l'unité tombe en panne entre deux maintenances préventives successives, une réparation minimale est effectuée. La réparation minimale remet le système dans son état antérieur à la panne. Pour chaque réparation minimale, nous utilisons une quantité moyenne  $n_{rc}$  de pièces de rechange. On suppose que les durées de réparation et de révision sont négligeables.

Tout d'abord, nous nous sommes inspirés du modèle de Wilson pour développer notre premier modèle (Zipkin 2000). Cependant, ce modèle n'est applicable que dans certaines situations et sous certaines conditions. Nous commandons une quantité donnée  $Q$  à une périodicité fixe. L'absence de risques implique un manque de pièces de rechange en stock. Le gestionnaire doit déterminer le volume et le nombre de commandes. La quantité économique de commande est (Zipkin 2000) :

$$Q = \sqrt{\frac{2 \times C_c \times D_e}{C_{pos}}} \quad (3.21)$$

Avec:

$D_e$ : Demande en pièces de rechange pour les actions de maintenance sur  $H\Delta t$

$C_c$ : Coût de passation de commande.

$C_{pos}$ : Coût de possession pour une pièce de rechange sur  $H\Delta t$ .

Nous considérons qu'une maintenance préventive consiste à remplacer un nombre  $nrp_1$  de pièces pour chaque action de maintenance imparfaite et  $nrp_2$  de pièces pour chaque action de maintenance parfaite. Lorsque l'unité tombe en panne entre deux maintenances préventives successives, une réparation minimale est effectuée. Pour chaque réparation minimale, nous utilisons une quantité moyenne  $nrc$  de pièces de rechange. Par conséquent, en tenant compte du taux de production sur le niveau de dégradation du système, nous pouvons réévaluer la demande  $D_e$  et la quantité de commande optimale :

$$D_e = nrp_1 \times N_{imp} + nrp_2 \times N_p + nrc \times \bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p) \quad (3.22)$$

Comme mentionné précédemment,  $nrc$  est le nombre moyen de pièces de rechange nécessaires pour la maintenance corrective. Ce nombre moyen  $nrc$  est aléatoire et nous le déterminons en fonction des hypothèses suivantes :

1. Le nombre de pièces de rechange requis pour chaque réparation minimale ( $nrc_i$ ), une variable aléatoire, suit une distribution de Poisson avec une moyenne.  $M_D$
2. Nous tenons compte du nombre moyen de pannes entre  $[0, H]$ ,  $\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p)$ .
3.  $nrc$  and  $nrc_i$  sont des entiers

donc :

$$nrc = \frac{\sum_{i=1}^{\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p)} nrc_i}{\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p)} \quad (3.23)$$

Par conséquent, le coût global de la gestion des pièces de rechange (stockage, commande et achat) est :

$$C(Q, \bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p)) = C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{Q} \right) + C_{pos} \times \left( \frac{Q}{2} \right) \quad (3.24)$$

Par conséquent, la quantité économique de commande devient :

$$Q = \sqrt{\frac{2 \times C_c \times D_e(P, Nb)}{C_{pos}}} \quad (3.25)$$

### 3.5.4.2 Stratégie de maintenance préventive et d'approvisionnement en pièces de rechange avec stock de pièces

Par conséquent, notre objectif consiste à déterminer simultanément la valeur optimale de  $T_{imp}^*$ ,  $T_p^*$  et  $Q^*$  qui minimise une fonction objective illustrant le coût total, y compris la maintenance et les pièces de rechange. Le modèle analytique exprimant la fonction objective est facilement obtenu à partir des équations (3.15), (3.19) et (3.20) :

$$\min_{(Q^*, N_{imp}^*, N_p^*)} CTT = \frac{(N_{imp} \times Mp_1) + (N_p \times Mp_2) + (\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p) \times Mc) + \left( C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{Q} \right) + C_{pos} \times \left( \frac{Q}{2} \right) \right)}{H \times \Delta t} \quad (3.26)$$

Nous rappelons que,  $\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p)$ ,  $D_e(P, Nb)$  et  $Q$  sont présentées respectivement dans les équations (3.12), (3.13), (3.17) et (3.20).

## 3.6. Méthodologie d'optimisation

L'objectif consiste à élaborer une stratégie optimale intégrée englobant, la gestion des pièces de rechange, la maintenance et la production afin de minimiser le coût global.

Afin d'atteindre cet objectif, nous employons une approche de résolution séquentielle qui prend en considération l'influence des taux de production d'énergie sur le processus de dégradation des éoliennes. Nous déterminerons d'abord le taux de production d'énergie optimal et le nombre d'éoliennes utilisées à chaque période, puis nous considérerons ce plan de production pour établir la politique de maintenance et de commande de pièces de rechange économique à adopter.

### 3.6.1 Politique de production

#### 3.6.1.1 Problème équivalent déterministe

Comme exposé dans le chapitre 2, Pour résoudre le problème stochastique ci-dessus en le transformant en un problème déterministe équivalent. Certaines de ces approches sont basées sur le principe d'équivalence certaine. Il est important de noter que ce problème déterministe conserve les propriétés fondamentales du problème d'origine. De plus, cette approche offre l'avantage d'utiliser diverses méthodes de programmation mathématique pour résoudre le modèle équivalent ainsi obtenu.

À ce stade de notre étude, nous considérons que la variabilité de la demande suit un processus normal, avec une moyenne et une variance spécifiées respectivement par  $\mu_k^d$  et  $\sigma_d^2$ .

L'équation linéaire de stock, par conséquent, représente un processus normal, permettant ainsi de transformer le problème stochastique mentionné en un problème équivalent mais déterministe. Il est important de noter que la demande, en tant que variable aléatoire, nécessite une estimation. En conséquence, le système de gestion dynamique des stocks et de production devient un processus stochastique, bien que cette influence soit limitée à la seule variable d'inventaire. C'est pourquoi elle est une variable stochastique, tandis que les taux de production et le nombre de turbines éoliennes en fonctionnement sont des variables déterministes.

En utilisant les notations ci-dessus, la première contrainte décrivant les niveaux de stock peut être écrite sous forme déterministe comme suit :

$$\hat{S}_k = \hat{S}_{k-1} - P_k - \mu_k^d \quad (3.27)$$

De plus, l'équation décrivant le taux de service peut être transformée comme suit :

$$Prob(S_k \geq 0) \geq \theta \Leftrightarrow P_k \geq P\theta(\theta, S_k - 1) \quad (3.28)$$

où:

$$P_k \geq \sigma_d^2 \times F^{-1}(\theta) + \mu_k^d - S_{k-1} \quad (3.29)$$

Nous devons modifier l'expression suivante :

$$E \left[ (S_k - (a_1 + a_2 \times D_k))^2 \right] \quad (3.30)$$

En supposant que:  $[S_0] = V_{S_0} = 0$

Notre expression devient :

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^H E \left[ (S_k - (a_1 + a_2 \times D_k))^2 \right] \\ &= \sum_{k=1}^H \left( (\hat{S}_k - a_1 - a_2 \times \mu_k^d)^2 + \sigma_d^2 (1 + a_2)^2 \right) \times \frac{H}{2} (H + 1) + a_2^2 \times \sigma_d^2 \\ & \times \frac{H}{2} (H - 1) \end{aligned} \quad (3.31)$$

$$\begin{aligned}
CT = & \sum_{k=1}^H \left( (\widehat{S}_k - a_1 - a_2 \mu_k^d)^2 \right) + \sigma_d^2 (1 + a_2)^2 \times \frac{H}{2} (H + 1) + a_2^2 \times \sigma_d^2 \times \frac{H}{2} (H - 1) \\
& + \sum_{k=1}^{H-1} Cp \times \left( \sum_{j=1}^{M_k} P_{jk} \right)^2
\end{aligned} \tag{3.32}$$

### 3.6.1.2 Procédure numérique de résolution

En raison de la complexité inhérente au problème, nous avons introduit dans le chapitre 2 un algorithme et une méthode visant à obtenir une solution approximative. Pour rappel, nous faisons usage de la méthode d'exploration aléatoire pour générer de manière aléatoire le vecteur des quantités d'énergie produites sur l'horizon fini. Une fois l'énergie produite ( $P_k$ ) calculée pour respecter la contrainte de niveau de service, nous sommes en mesure de déterminer la quantité d'énergie stockée ( $s^v k$ ). À chaque période, nous effectuons le calcul de la quantité d'énergie stockée en appliquant l'équation d'équilibre énergétique. En conclusion, en respectant toutes les contraintes, il devient envisageable de minimiser le coût total de production ( $CT^*$ ).

La complexité de notre problème réside dans l'interdépendance des variables de décision. En effet, nous devons d'abord déterminer le nombre d'éoliennes  $M_k$  pour chaque période, puis évaluer la production d'énergie pour chaque éolienne, laquelle dépend d'une variable aléatoire (la vitesse du vent) pour chaque période ( $P_{j,k}$ ).

Le processus est mis en œuvre en utilisant la méthode d'exploration aléatoire pour générer de manière aléatoire le vecteur du nombre d'éoliennes sur l'horizon fini. À partir de ce vecteur, le calcul de l'énergie produite par chaque éolienne est effectué pour chaque période. Une fois l'énergie produite déterminée, répondant aux exigences de la contrainte de niveau de service, la quantité d'énergie stockée pour chaque période est déterminée en se basant sur l'équation du bilan énergétique. Lorsque toutes les contraintes sont satisfaites, cela conduit à une réduction du coût total de production ( $CT^*$ ), ainsi que du nombre d'éoliennes en fonctionnement pendant chaque période ( $M_k$ ), et la production d'énergie de chaque éolienne pour chaque période ( $P_{j,k}$ ).

L'algorithme a été développé sur MATLAB et est explicitement détaillé dans le schéma ci-après :

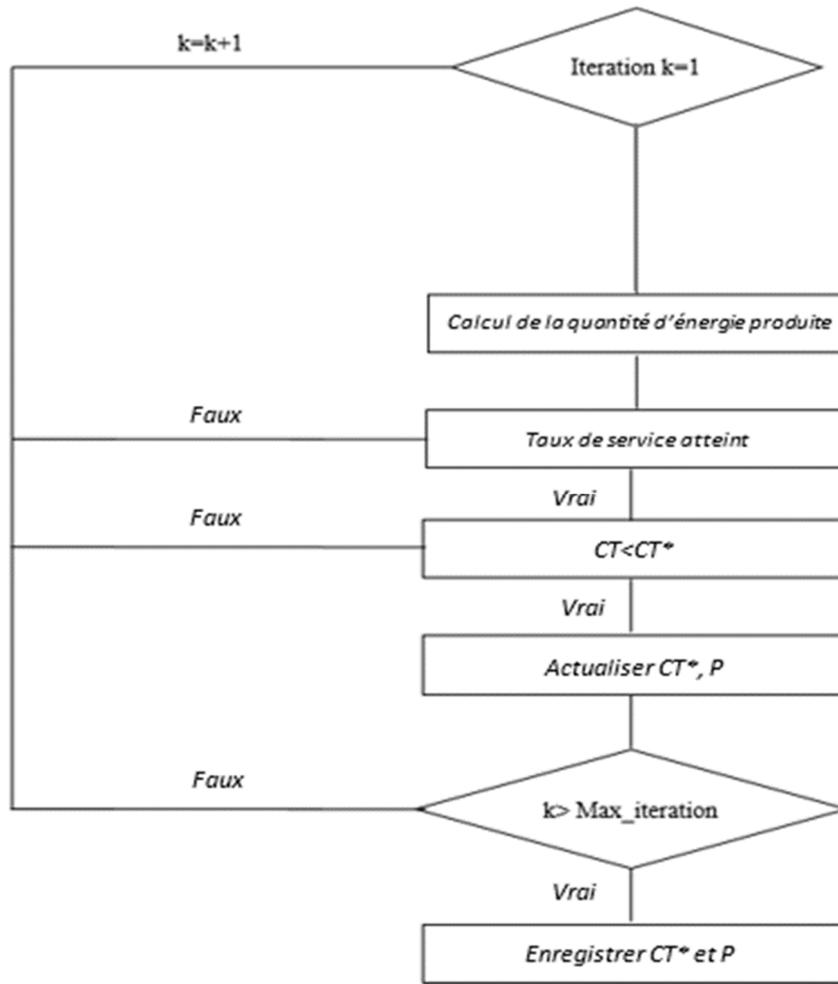


Figure 3. 6: Procédure numérique pour déterminer les taux de production optimaux

### 3.6.2 Politique de la maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange

#### 3.6.2.1 Modèle d'optimisation

notre objectif consiste à déterminer simultanément la valeur optimale de  $T_{imp}^*$ ,  $T_p^*$  et  $Q^*$  qui minimise une fonction objective illustrant le coût total, y compris la maintenance et les pièces de rechange. Le modèle analytique exprimant la fonction objective est facilement obtenu à partir des équations (3.15), (3.19) et (3.20) :

$$\min_{(Q^*, N_{imp}^*, N_p^*)} CTT = \frac{(N_{imp} \times Mp_1) + (N_p \times Mp_2) + (\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p) \times Mc) + \left( C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{Q} \right) + C_{pos} \times \left( \frac{Q}{2} \right) \right)}{H \times \Delta t} \quad (3.33)$$



### 3.7.1 Plan économique de production

Au cours d'une période de production d'énergie  $H$  sur un horizon temporel fini composé de  $k$  périodes, nous prenons en compte une éolienne dont les caractéristiques sont répertoriées dans le tableau 3.1.

Production maximale (kw) : $P_{\max}$	Puissance nominale (kW)	Hauteur du moyeu (m)	Diamètre du rotor (m)	Vitesse de démarrage (m/s)	Vitesse de survie (m/s)	Vitesse moyenne du vent (m/s)	Vitesse nominale (m/s)
20	10	15	8	3	26	8	10

Tableau 3. 1: Spécifications de l'éolienne

Pour le taux de service, nous réalisons ce test en supposant que  $\theta=90\%$  et en tant que niveau de stock initial, nous supposons que  $S_0=0$  ;

Nous supposons que la demande est aléatoire et gaussienne avec un écart type  $\sigma_d=1,1$  et une moyenne  $\mu_d=50$  ;

Les autres paramètres d'entrée de la stratégie de production comprennent :

Données d'entrée
$\Delta t = 1$ mois; $H=60$ mois;
$C_s=6$ um; $C_p=3$ um;
$a_1=20$ ; $a_2=0$ ;
$m=3$ ; $M=6$ ;
$a=2$ ; $c=10$ ;

Tableau 3. 2: les données d'entrée

#### Résultats :

En utilisant la procédure numérique de résolution décrite dans la stratégie de production, nous parvenons à une solution optimale fournissant le plan économique de production. Le tableau 3.3 illustre les changements de cadences de production et la quantité d'énergie stockée pour chaque période au cours de l'horizon temporel fini considéré, aboutissant à un coût total moyen de production et de stockage de  $1,971123 \times 10^6$  um.

Coût total	1971123um			
Périodes	M k	S k	P k	D k
Période 1	6	9,98	59,98	50,04
Période 2	5	10,88	50,89	47,78
Période 3	6	22,60	61,73	52,82
Période 4	4	14,62	42,02	50,57
Période 5	6	22,14	57,52	47,78
Période 6	3	2,89	30,75	48,84
Période 7	6	13,46	60,57	51,87
Période 8	5	15,11	51,65	51,24
Période 9	6	23,87	58,76	49,86
Période 10	4	11,50	37,63	50,50
Période 11	5	9,97	48,48	50,47
Période 12	6	16,57	56,60	50,27
Période 13	4	6,17	39,60	50,41
Période 14	5	4,35	48,18	47,80
Période 15	5	3,01	48,66	49,49
Période 16	6	14,20	61,19	49,60
Période 17	6	24,51	60,32	49,88
Période 18	6	36,13	61,62	48,08
Période 19	3	16,45	30,32	49,44
Période 20	6	27,95	61,50	48,72
Période 21	6	37,71	59,76	50,65
Période 22	6	48,81	61,10	49,61
Période 23	5	47,50	48,69	50,31
Période 24	4	38,59	41,09	49,12
Période 25	6	47,41	58,81	49,91
Période 26	6	59,16	61,75	50,70

Période 27	6	67,82	58,66	50,33
Période 28	4	57,71	39,89	48,25
Période 29	3	36,62	28,91	51,25
Période 30	6	46,27	59,65	49,34
Période 31	5	44,24	47,97	51,32
Période 32	6	54,65	60,40	48,27
Période 33	4	44,27	39,63	49,54
Période 34	6	53,53	59,26	50,23
Période 35	6	61,97	58,44	50,82
Période 36	6	72,18	60,21	51,43
Période 37	5	71,67	49,49	48,42
Période 38	5	73,92	52,25	50,38
Période 39	5	72,11	48,20	50,24
Période 40	6	80,20	58,09	51,26
Période 41	3	60,62	30,42	51,95
Période 42	4	51,17	40,55	51,28
Période 43	6	61,81	60,64	51,45
Période 44	6	72,79	60,98	51,01
Période 45	4	63,83	41,04	49,30
Période 46	4	52,71	38,88	49,85
Période 47	5	53,34	50,63	50,07
Période 48	4	43,42	40,08	50,62
Période 49	6	52,02	58,60	49,00
Période 50	6	62,43	60,41	51,46
Période 51	6	73,79	61,36	50,79
Période 52	6	82,61	58,81	49,91
Période 53	6	94,31	61,71	51,48
Période 54	6	103,80	59,49	49,52

Période 55	5	102,41	48,61	50,81
Période 56	5	100,12	47,71	50,00
Période 57	4	89,40	39,27	49,55
Période 58	3	68,49	29,09	50,67
Période 59	4	58,03	39,54	48,67
Période 60	6	68,35	60,32	50,41

Tableau 3. 3: Plan de production

Le tableau ci-dessous présente la production d'énergie de chaque éolienne pendant chaque période

:

	M1	M 2	M 3	M 4	M 5	M 6
Période 1	10,28	10,07	9,06	9,09	10,65	10,84
Période 2	10,25	10,97	10,31	9,67	9,69	0,00
Période 3	9,24	10,49	10,16	10,99	10,05	10,79
Période 4	10,55	10,94	10,39	10,14	0,00	0,00
Période 5	9,24	9,77	9,61	10,39	9,13	9,37
Période 6	10,47	9,43	10,85	0,00	0,00	0,00
Période 7	10,20	9,43	10,33	10,09	10,93	9,60
Période 8	9,86	9,51	10,95	10,72	10,62	0,00
Période 9	9,09	9,09	9,72	10,82	10,18	9,86
Période 10	9,27	9,99	9,16	9,21	0,00	0,00
Période 11	9,21	9,20	10,16	9,09	10,82	0,00
Période 12	9,45	9,07	9,58	9,53	9,50	9,47
Période 13	9,68	9,33	10,38	10,21	0,00	0,00
Période 14	9,68	9,27	9,58	10,02	9,62	0,00
Période 15	9,36	10,67	9,42	9,37	9,84	0,00
Période 16	10,63	10,55	10,79	9,10	10,93	9,18
Période 17	9,85	10,00	10,39	10,52	9,13	10,42

Période 18	10,42	9,54	10,60	10,89	9,56	10,61
Période 19	10,48	10,80	9,04	0,00	0,00	0,00
Période 20	9,94	10,24	10,93	10,48	9,09	10,81
Période 21	9,18	9,75	10,88	9,37	10,31	10,26
Période 22	9,96	10,09	10,74	9,84	10,39	10,08
Période 23	10,58	10,51	9,34	9,02	9,25	0,00
Période 24	10,94	10,29	9,09	10,77	0,00	0,00
Période 25	10,08	10,67	9,76	9,88	9,30	9,13
Période 26	9,24	10,95	9,95	10,46	10,78	10,37
Période 27	9,08	9,84	10,30	9,44	9,40	10,60
Période 28	10,39	9,03	10,54	9,93	0,00	0,00
Période 29	9,63	9,68	9,59	0,00	0,00	0,00
Période 30	10,89	9,37	10,61	9,03	9,20	10,56
Période 31	9,01	9,07	9,21	10,68	9,99	0,00
Période 32	9,74	9,50	10,52	10,38	9,77	10,49
Période 33	9,36	9,70	10,78	9,79	0,00	0,00
Période 34	10,61	9,33	9,56	9,60	9,48	10,67
Période 35	9,89	9,69	9,62	10,03	9,79	9,41
Période 36	9,77	9,97	9,01	10,89	10,83	9,75
Période 37	9,35	9,96	10,48	9,90	9,80	0,00
Période 38	10,74	10,62	10,29	9,95	10,65	0,00
Période 39	9,66	9,98	9,10	9,26	10,20	0,00
Période 40	9,92	9,52	9,04	10,96	9,39	9,25
Période 41	10,79	10,07	9,56	0,00	0,00	0,00
Période 42	10,24	9,97	10,17	10,17	0,00	0,00
Période 43	10,52	9,55	9,11	10,91	10,11	10,43
Période 44	9,79	9,86	9,58	10,57	10,69	10,50
Période 45	10,69	9,95	9,78	10,62	0,00	0,00

Période 46	9,15	9,87	10,55	9,31	0,00	0,00
Période 47	9,86	10,94	10,25	9,07	10,51	0,00
Période 48	9,83	10,96	10,04	9,26	0,00	0,00
Période 49	10,94	9,02	9,13	10,37	9,86	9,28
Période 50	9,63	9,11	10,87	10,88	10,73	9,19
Période 51	10,72	10,20	10,85	9,80	9,61	10,17
Période 52	9,24	9,27	10,68	10,10	10,18	9,34
Période 53	10,86	9,58	10,68	10,29	10,63	9,66
Période 54	10,29	9,57	10,89	9,87	9,09	9,79
Période 55	9,66	9,69	9,20	10,25	9,81	0,00
Période 56	9,01	10,09	9,99	9,23	9,39	0,00
Période 57	9,63	9,21	10,27	10,17	0,00	0,00
Période 58	9,24	10,49	9,36	0,00	0,00	0,00
Période 59	9,03	9,28	10,77	10,46	0,00	0,00
Période 60	9,27	9,96	10,16	9,96	10,07	10,91

Tableau 3. 4: Plan économique de production

### 3.7.2 Plan optimal de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange

#### 3.7.2.1 Plan optimal de maintenance intégrée sans gestion des pièces de rechange

- **Données d'entrée:**

L'énergie générée par chaque éolienne pendant chaque période ( $P_{j,k}$ ) est présentée dans le Tableau 3,4. Les autres données d'entrée sont résumées dans le tableau ci-dessous (um représente des unités monétaires) :

Données d'entrée	Maintenance parfaite	Maintenance imparfaite
cpm	300um	100um

ccm	1500um	
$\beta$	100	
$\alpha$	2	
$\lambda_0$	0	0.01
$\alpha_1$	---	0.01
H	60	
$\Delta t$	1 mois	

Tableau 3. 5: Données numériques de la gestion de la maintenance mixte

### Résultats:

Le tableau suivant montre la planification optimale de la maintenance pour chaque éolienne dans le parc éolien.

Coût total de maintenance = 60670,71 um						
Machine	1	2	3	4	5	6
Nimp*	8	8	9	8	7	5
H1	48	48	48	48	46	50
Np*	3	3	3	3	3	2
Coût de maintenance	10474	10450.7	10562.6	10420.81	9866.4	8896.2

Tableau 3. 6: plan la maintenance mixte

Dans le Tableau 3,6 présente la période optimale de maintenance pour chaque éolienne, correspondant au coût de maintenance le plus bas, comme indiqué dans le Tableau 3.6. Cette différence s'explique par la variance du taux de production de chaque éolienne. Les éoliennes 1 et 6 nécessitent un nombre différent d'opérations de maintenance préventive imparfaite. Tant que éolienne 6 ne produira pas d'énergie pendant plusieurs périodes, la maintenance préventive imparfaite n'aura lieu que 5 fois avec un coût total de 8896,2 um. Ce n'est pas le cas pour l'éolienne 1, qui est prévue pour produire de l'énergie sur l'horizon de planification. Par conséquent, la maintenance préventive imparfaite aura lieu 8 fois avec un coût total de 10474,61 um.

Pour la stratégie de maintenance parfaite éolienne 1, il y a 3 opérations avec une période optimale  $T_p$  de 4 mois, tandis que pour éolienne 6, il y a 3 opérations avec une période optimale  $T_p$  de 5 mois. Avant cela, H1 est de 12 mois pour éolienne 1 (H1 est de 10 mois pour éolienne 6),

Ces résultats confirment la légitimité de notre stratégie de maintenance coordonnée avec la production. En plus de la dégradation au fil du temps, il est probable que les éoliennes subissent une détérioration accrue pendant leur fonctionnement. Par conséquent, il est dans notre intérêt de planifier la maintenance en tenant compte du taux de production prévu pour chaque éolienne au sein de la ferme éolienne sur l'ensemble de la période de planification.

### 3.7.2.2 Plan optimal de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange

Rappelez-vous que le taux de production de chaque éolienne pour chaque période est connu et est présenté dans Tableau 3.4.

D'autres données d'entrée sont résumées dans le Tableau 3.7 ci-dessous (mu représente des unités monétaires) :

Données d'entrée	maintenance parfaite	maintenance imparfaite
$M_p$	300	100
$M_c$	2500	2500
$N_{rp}$ ( $N_{rp1}, N_{rp2}$ )	170	100
$N_{rc}$	50	50
$C_c$	20	20
$C_{pos}$	2	2
$C_a$	6	6
$\beta$	100	
$\alpha$	2	2
$\lambda_0$	0	0.005
$\alpha_1$	---	0.01

Tableau 3. 7: Données numériques de la gestion de la maintenance et des pièces de rechange

Par résolution numérique de l'équation (3.21), les résultats suivants sont obtenus dans le tableau 3.8 :

Coût total du maintenance = 76377.8 um						
Machine	1	2	3	4	5	6
$N_{imp}^*$	3	3	3	3	3	3
H1	38	38	38	38	36	46

Np*	2	2	2	2	2	1
Q*	113	113	114	112	112	130
De	657	657	657	657	655	480
Coût total	13200,3	13264,4	13274,2	13164,9	12378,5	9295,5

Tableau 3. 8: Plan optimal de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange

Sur la base du tableau 3.8 selon les données numériques de l'étude de cas, pour l'éolienne 1, Il serait économiquement avantageux d'effectuer trois opérations de maintenance préventive imparfaite et deux opérations de maintenance préventive parfaite avec une estimation de 113 unités de pièces de rechange par commande. Avec cette gestion optimale des actions de maintenance et d'approvisionnement en pièces de rechange, nous pouvons minimiser le coût total de la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange en tenant compte des impacts des variations du taux de production à chaque phase de production sur la dégradation du système.

### 3.7.2.3 Analyse de sensibilité en fonction des coûts de maintenance

Dans ce travail actuel, axé sur la problématique de la planification de la maintenance, notre attention est dirigée vers l'analyse de l'influence des variations des coûts de maintenance corrective et de la maintenance préventive imparfaite sur le nombre optimal et la période des opérations de maintenance préventive.

	Cas 1			Cas 2			Cas 3		
	Ccm	Cpmp	Cpmi	Ccm	Cpmp	Cpmi	Ccm	Cpmp	Cpmi
	1500	300	100	3000	300	100	1500	300	250
Nimp*	8			14			4		
H1	48			52			26		
Np*	2			2			2		
Coût total	6891,61um			9285,77 um			8095,87 um		

Tableau 3. 9: Impact de la variation de Ccm et Cpmi

Le tableau 3.9 montre l'impact de cette variation des coûts pour l'éolienne 1.

En cas de surélévation significative de Ccm par rapport à Cpm, afin de minimiser les coûts de maintenance, il est nécessaire de planifier des actions préventives fréquentes et d'augmenter le nombre d'opérations de maintenance imparfaite à 14. À mesure que Ccm diminue, la fréquence des opérations de maintenance préventive diminue également.

Tant que  $C_{pmp}$  et  $C_{pmi}$  sont presque égaux, pour minimiser les coûts de maintenance, les actions préventives imparfaites doivent être planifiées moins fréquemment et le nombre de maintenances imparfaites devient 4, car dans ce cas, il n'est pas nécessaire de réaliser de nombreuses maintenances imparfaites.

Il est intéressant de mentionner que la maintenance préventive, qu'elle soit parfaite ou imparfaite, vise à anticiper les arrêts et à réduire les temps d'arrêt soudains. Cependant, une trop grande quantité de ce type de maintenance peut être coûteuse à la fois du point de vue des coûts de maintenance pour la maintenance parfaite et du point de vue des temps d'arrêt pour la maintenance imparfaite. En fait, dans ce cas, nous pouvons effectuer une maintenance mixte afin d'assurer une bonne gestion des risques (techniques, économiques et humains) avec une optimisation entre les coûts de maintenance et la disponibilité de l'éolienne.

#### 3.7.2.4 Analyse de sensibilité en fonction du taux de production $P_k$

Dans le but de prendre en considération l'influence de la fluctuation du taux de production sur la dégradation du système et, par conséquent, sur le plan optimal de maintenance et de gestion des pièces de rechange, nous avons étudié l'impact de l'évolution des taux de production. Plus précisément, nous avons comparé M1 et M6, qui ont produit moins que M1, comme mentionné dans le Tableau 3.4 ci-dessus.

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 3.10 ci-dessous.

Machine	Coût total	$N_p^*$	$N_{imp}^*$	$Q^*$	De(demande totale)
M1	13200,3	2	3	113	657
M6	11095.5	1	5	180	680

Tableau 3. 10: Résultats de l'analyse de sensibilité en fonction du taux de production

Ces résultats mettent en évidence le fait que l'augmentation des taux de production entraîne automatiquement une dégradation plus rapide du système. En effet, l'augmentation du taux de production pour chaque période induit un besoin accru de maintenance préventive parfaite, comme le montre le tableau. La diminution des actions de maintenance préventive indique une réduction du besoin en pièces de rechange et, naturellement, une réduction des coûts totaux de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange.

Ces résultats démontrent que prendre en compte l'influence de la fluctuation du taux de production sur la dégradation du système peut conduire à des résultats économiques par rapport au cas nominal où le taux de défaillance n'augmente qu'en fonction du temps.

Dans l'optique de prendre en considération l'influence de la fluctuation du taux de production sur la dégradation du système et, par conséquent, sur le plan optimal de maintenance et de gestion des pièces de rechange, nous avons étudié l'impact de l'évolution des taux de production. Plus précisément, nous avons comparé M1 et M6, qui ont produit moins que M1, comme mentionné ci-dessus dans le Tableau 3.4.

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 3.4 . Grâce à ces résultats, nous pouvons constater que l'augmentation des taux de production entraîne automatiquement une dégradation plus rapide du système. En effet, l'augmentation du taux de production pour chaque période induit un besoin accru de maintenance préventive parfaite. Comme le montre le tableau, la diminution des actions de maintenance préventive indique une réduction du besoin en pièces de rechange et, naturellement, une diminution des coûts totaux de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange.

Ce résultat prouve que prendre en compte l'influence de la fluctuation du taux de production sur la dégradation du système peut conduire à un résultat économique par rapport au cas nominal où le taux de défaillance n'augmente qu'en fonction du temps.

### 3.7.2.5 Bénéfice économique de l'intégration de la planification de la maintenance avec la gestion des pièces de rechange

Dans cette sous-section, nous démontrons l'avantage économique de notre stratégie d'intégration de la planification de la gestion des pièces de rechange ET de la maintenance, par rapport à la stratégie traditionnelle qui les sépare. Pour atteindre cet objectif, nous effectuons une comparaison numérique entre l'optimisation simultanée et séquentielle. Les deux études ont été réalisées sur l'éolienne 1.

#### a. Optimisation simultanée

Nous rappelons que ce problème et les résultats numériques présentés ci-dessus sont :

$$\min_{(Q^*, T^*)} CTT = \frac{(Nb \times Mp) + (\varphi(P, T) \times Mc) + \left( C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{Q} \right) + C_{pos} \times \left( \frac{Q}{2} \right) \right)}{H \times \Delta t}$$

En résolvant cette équation, nous avons obtenu dans le tableau 3.11

	Coût total	Np*	Nimp*	Q*	De(demande totale)
Maintenance mixte	13203.3	2	3	113	657

Tableau 3. 11: Résultat de l'optimisation simultanée

Selon les résultats numériques, il est économique d'effectuer une action de maintenance préventive parfaite 2 fois et une action de maintenance préventive imparfaite 3 fois avec la fourniture d'une quantité de pièces de rechange estimée à 113 unités par commande, afin d'atteindre un coût total minimum estimé à 13203,3 mu..

#### b. Optimisation séquentielle

- Modèle analytique des coûts de maintenance

Le coût total de la maintenance est exprimé comme suit :

$$CTM = \frac{(N_{imp} \times Mp_1) + (N_p \times Mp_2) + (\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p) \times Mc)}{H \times \Delta t}$$

En minimisant ce coût, nous obtenons le nombre optimal d'actions de maintenance préventive, formellement :

$$\min_{(T^*)} CTM = \frac{(N_{imp} \times Mp_1) + (N_p \times Mp_2) + (\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p) \times Mc)}{H \times \Delta t}$$

En résolvant ce problème numériquement, nous obtenons les résultats suivants dans le tableau 3.12 :

	$N_{imp}^*$	$N_p^*$	CTM (mu)
Maintenance mixte.	8	3	10474

Tableau 3. 12: Coût total de la maintenance en fonction de N

- Modèle analytique des coûts de gestion des pièces de rechange

Sur la base de la fréquence optimale de la maintenance préventive obtenue ci-dessous, nous avons élaboré le coût total de gestion des pièces de rechange :

$$C(Q, (P, Np)) = C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{Q} \right) + C_{pos} \times \left( \frac{Q}{2} \right)$$

En minimisant ce coût, nous parvenons à une quantité optimale de commande de pièces de rechange  $Q^*$  et à une demande totale de pièces de rechange  $De^*$ :

$$\min_{(De^*)} C(Q, (P, Np)) = C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{Q} \right) + C_{pos} \times \left( \frac{Q}{2} \right)$$

En résolvant cette équation numériquement, nous obtenons les résultats suivants dans le tableau 3.13 :

	$Q^* (u)$	$De^* (u)$	$C(Q, (P, Np)) (mu)$
Maintenance mixte	152	1156	7241.45

Tableau 3. 13: Résultats de l'optimisation de la gestion des pièces de rechange

Sur la base des résultats numériques présentés dans Tableaux 3.12 et 3.13, le coût total de l'optimisation séquentielle est montré dans le tableau 3.14 :

	Coût total.	$N_{imp}^*$	$N_p^*$	$Q^*$	De(demande totale)
Maintenance mixte.	17715.45	8	3	152	1156

Tableau 3. 14: Résultat de l'optimisation séquentielle

En se basant sur les résultats numériques présentés dans les tableaux 3.11 et 3.14, nous concluons que le coût de l'optimisation séquentielle est plus élevé que celui de l'optimisation simultanée. Cela signifie que la stratégie que nous proposons est économique par rapport à la stratégie traditionnelle. À travers notre étude, nous confirmons qu'il est avantageux de gérer simultanément les tâches de maintenance et d'approvisionnement en pièces de rechange par rapport à une gestion séparée.

### **3.7 Conclusion**

Dans ce chapitre, Nous avons exploré une approche relativement récente visant à optimiser conjointement la production et la maintenance pour un système éolien. L'originalité de cette étude réside dans son approche novatrice des problématiques, en intégrant notamment des contraintes liées au taux de service et à la disponibilité des éoliennes, et propose de nouvelles stratégies de maintenance en fonction des besoins et des risques auxquels l'entreprise est confrontée, notamment la maintenance mixte (parfaite et imparfaite) pour le risque économique (optimisation entre le coût de la maintenance et la disponibilité des éoliennes). Une méthode de résolution séquentielle a été proposée. Nous débutons en présentant une solution pour un plan économique de production, tout en respectant les contraintes de taux de service, En développant une stratégie de production économique, nous cherchons à trouver la meilleure combinaison entre le nombre d'éoliennes sollicitées et leurs taux de production sur différentes périodes de production. Cette combinaison obtenue est ensuite utilisée comme entrée pour élaborer une stratégie de maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange. Nous prenons en compte l'impact de la variation du taux sur la dégradation des éoliennes lors de l'établissement d'un plan optimal de maintenance et de gestion des pièces de rechange.

Pour le chapitre suivant, afin d'améliorer notre travail, l'utilisation des approches d'apprentissage automatique sera intégrée dans notre étude afin d'améliorer les résultats obtenus.

## *Chapitre 4*

# *Approche d'apprentissage automatique pour la stratégie intégrée de maintenance mixte, de production et de gestion des pièces de rechange*

**D**ans ce chapitre, nous sommes concentrés sur les problèmes de gestion intégrée de la maintenance/production et des pièces de rechange pour les composants d'un parc éolien, où l'étendue de la dégradation est perceptible grâce à une approche de fouille de données et d'apprentissage automatique. Le mode de fonctionnement réel dépend de la dégradation. Les pièces de rechange pour la maintenance sont stockées dans un inventaire local. Le mode de fonctionnement a un impact sur les coûts liés à la fourniture de pièces de rechange et à leur remplacement. Notre objectif est d'optimiser, en fonction d'un plan de production d'énergie, l'ensemble des coûts actuels de maintenance et des coûts liés aux pièces de rechange sur une période de planification donnée en utilisant une approche de fouille de données et d'apprentissage automatique. Nous présentons une nouvelle stratégie améliorée de maintenance par rapport à celle de chapitre 3 en considérant une action de maintenance parfaite après un nombre des actions de maintenance préventive imparfaite. Notre étude numérique a montré les économies significatives de coûts rendues possibles par l'optimisation intégrée de la maintenance, de la production et des pièces de rechange.

## 4.1. Introduction

La planification de la maintenance et de la production est souvent traitée individuellement dans chaque parc éolien. En réalité, ces deux services opéraient autrefois indépendamment l'un de l'autre. De nombreuses études se sont penchées sur la politique de production et la stratégie de maintenance dans ce contexte, mais elles l'ont fait de manière isolée. Pour maximiser la production d'un parc éolien, (Park et al., 2015) ont utilisé une programmation convexe séquentielle. Récemment, une technique d'optimisation composite a été développée par (Longfu et al., 2019) afin d'atteindre le coût énergétique minimal, en combinant un algorithme d'optimisation par essaim particulaire amélioré avec un processus itératif. (Su et Zhou, 2012) ont créé un plan de maintenance optimal (remplacement en fonction de l'âge) pour un système d'éoliennes en tenant compte de l'interdépendance financière entre les composants de l'éolienne. De plus, (Sobolewski et al., 2018) ont récemment développé un modèle de décision pour la planification de la maintenance des éoliennes qui prend en compte la durée, l'ordre et le moment de début de la maintenance.

Il est évident que de nombreuses études portent sur la question des conflits dans les décisions de gestion et de la nécessité de combiner les deux objectifs afin d'augmenter les avantages globaux de l'industrie, en particulier pour réduire les coûts globaux liés à la production et à la maintenance. De nombreuses études ont été menées pour aborder cette interaction (production/maintenance) afin de mieux traiter la question de la production et de la maintenance conjointes. Dans ce contexte, (Abdelrahim and vizvari, 2016) ont établi une optimisation simultanée de l'écoulement de production et de la maintenance préventive. Ils tiennent compte de la manière dont les deux services interagissent. En réalité, le développement de la stratégie de maintenance utilise Le niveau de l'inventaire et le temps d'utilisation du système de production comme indicateurs de la performance du système. Le système de production dans l'étude repose sur une machine unique produisant un seul type de produit pour répondre à une demande qui ne change pas au fil du temps.

En ce qui concerne l'utilisation d'approches d'apprentissage automatique dans le domaine de l'énergie éolienne, (Yeh et al., 2019) ont proposé une méthode basée sur l'apprentissage automatique pour prédire le temps de maintenance à long cycle des éoliennes afin de gérer efficacement les activités de la compagnie d'électricité. De plus, de nombreuses recherches ont porté sur l'utilisation d'approches d'apprentissage automatique pour améliorer les stratégies de maintenance dans le secteur des éoliennes. (Durbhaka and Selvaraj, 2016) ont effectué une analyse des signaux de vibrations pour étudier et extraire le comportement des roulements, en appliquant des modèles d'apprentissage automatique tels que le k-Nearest Neighbor (k-NN), la Machine à Vecteurs de Support (SVM) et le k-Means pour classer le type de défaut. Afin de minimiser les temps d'arrêt des éoliennes et les pertes de revenus des parcs, (Leahy et al., 2016) ont suggéré de détecter les défauts des éoliennes en utilisant des techniques d'apprentissage automatique, en les appliquant aux données opérationnelles. Récemment, (Han et al., 2021) ont proposé une approche de surveillance de l'état des éoliennes (WTCM) basée sur un auto encodeur (AE) et le regroupement K-means afin de réduire les coûts d'exploitation et de maintenance des éoliennes.

Dans le travail actuel, nous cherchons à développer une nouvelle stratégie mixte de maintenance intégrée à la production pour les parcs éoliens en examinant une ressemblance entre les systèmes de fabrication et les systèmes d'éoliennes, tout en respectant en même temps les caractéristiques fondamentales des systèmes d'éoliennes qui auront un impact sur la nouvelle production, la maintenance et la gestion des pièces de rechange.

En calculant la quantité de pièces de rechange de pneus nécessaires pour une flotte de camions-bennes, (Qarahasanlou et al., 2019) ont pu estimer de manière précise les besoins en pièces de rechange pour la maintenance intégrée et la gestion des pièces de rechange. Selon le cadre de la théorie des jeux, (Jin et al., 2015) ont proposé de mettre en œuvre une politique qui optimise simultanément l'inventaire des pièces de rechange, la capacité de réparation et la maintenance. Contrairement à (Van der Auweraer et al., 2019) qui a évalué la littérature sur les approches utilisées pour estimer la demande de pièces de rechange, (Knofius et al., 2019) ont étendu ce sujet d'étude en traitant de la consolidation des pièces de rechange pour la maintenance des actifs dans le contexte de la fabrication additive. Pour établir le meilleur Stratégie de gestion des pièces de rechange intégrée à la maintenance pour un système de fabrication composé d'une seule machine, (Dellagi et al., 2020) ont créé un modèle analytique dans le même cadre.

Comparé aux travaux précédemment cités, l'étude dans ce chapitre démontre sa nouveauté et son originalité en ce qui concerne le type de problème abordé. En plus de l'utilisation d'approches d'apprentissage automatique, il prend en compte le besoin de pièces de rechange pour de nombreuses éoliennes identiques situées dans les parcs éoliens, ainsi que la véritable corrélation entre la production d'énergie et la maintenance dans diverses conditions opérationnelles et environnementales. La grande majorité de la littérature se concentre sur la question de la production d'énergie en négligeant la maintenance des parcs éoliens, qui est généralement considérée comme une stratégie de maintenance traditionnelle (dépendant uniquement du temps) sans considérer l'influence sur la production, pour un nombre déterminé et constant d'installations de turbines en parallèle, dans le but de répondre à une demande énergétique constante sur une période indéfinie. La signification et la valeur ajoutée de notre contribution résident dans la complexité des nouvelles considérations pour un problème de prévision énergétique, ce qui augmentera la généralisation, l'efficacité et la robustesse de notre modèle en raison de la nature aléatoire de la demande sur un horizon fini et de la variation du nombre d'éoliennes. Pour minimiser le coût global de maintenance et répondre à une demande prévue, l'optimisation du problème de maintenance et de pièces de rechange sous des conditions opérationnelles variables Pour notre modèle, une variation aléatoire des taux de production et du nombre d'éoliennes fonctionnelles est requise.

Revenant à la relation entre l'apprentissage automatique (ML) et les éoliennes, récemment, (Stetco et al., 2018) ont effectué une revue de la littérature où ils ont classé les modèles d'apprentissage automatique (ML) qui ont été utilisés pour la surveillance de l'état en suivant les étapes typiques de l'apprentissage automatique, y compris les sources de données, la sélection et l'extraction des caractéristiques, la sélection du modèle (classification, régression).

Dans cette perspective, cette recherche développe un modèle analytique utilisant des méthodes d'apprentissage automatique en relation avec une nouvelle approche de la maintenance associée à

la gestion des pièces de rechange pour une variation aléatoire des éoliennes opérationnelles dépendante d'une demande énergétique dynamique.

La structure de ce chapitre est la suivante : Nous commençons dans La section 2 une illustration détaillée de la contribution ciblée de l'étude. Le concept de notre problème est abordé dans la section 3. Les approches d'apprentissage automatique et les modèles du stratégie de maintenance associée à la gestion des pièces de rechange sont présentés dans les sections 4 et 5, avec une explication détaillée de l'approche de solution. Les résultats sont présentés dans la section 6. Enfin, la section 7 propose des conclusions.

## **4.2. Description du problème**

Dans ce chapitre, une extension de notre chapitre précédent est étudiée. Tout d'abord, une stratégie de maintenance préventive associée à la gestion des pièces de rechange a été élaborée. Cette approche novatrice de la maintenance préventive est basée sur le passage économique entre les stratégies de maintenance préventive parfaite et imparfaite en tenant compte de la sollicitation réelle du système de production. Deuxièmement, des approches d'apprentissage automatique sont utilisées pour la modélisation de taux de défaillance de système éolien ainsi que son plan mixte de maintenance. Pour rappel, dans notre travail précédent, afin de répondre à une demande irrégulière d'électricité, un parc éolien est composé de nombreuses éoliennes et équipé d'un système de batteries de stockage d'énergie. Étant donné que la production des parcs éoliens dépend principalement de la disponibilité du vent, ils sont considérés comme des unités de production sensibles. En réalité, la quantité d'énergie produite dans le passé peut être utilisée pour répondre à une demande aléatoire tout au long de chaque période  $k$  dans un horizon temporel fini (livraison basée sur les stocks).

En fonction de la demande irrégulière et du niveau de service requis, le nombre d'éoliennes utilisées à chaque période varie d'une période à l'autre. De plus, les éoliennes sont sensibles aux pannes irrégulières, et les variations de la production d'énergie ont un impact sur leur vieillissement. Par conséquent, le taux de défaillance d'une seule éolienne augmente avec le temps et à mesure que plus d'énergie est produite. Nous rappelons que le plan de maintenance des éoliennes en fonction de leur dégradation est étroitement lié au besoin de pièces de rechange.

La nouveauté dans ce chapitre est de modéliser le taux de défaillance en se basant sur d'autres facteurs (facteur d'accélération) qui seront inspiré de l'historique des différents composants de l'éolien à travers l'approche de fouille de données et d'apprentissage automatique.

L'objectif dans cette situation est d'identifier un système intégré de maintenance, de gestion des pièces de rechange et de production qui minimise le coût global de la maintenance, de la gestion des pièces de rechange et de la génération et du stockage d'énergie.

Pour ce faire, nous utilisons une technique de résolution séquentielle qui prend en compte l'impact des taux de production d'énergie et d'autres facteurs d'accélération sur la dépréciation des éoliennes. Avant d'adopter la meilleure stratégie de maintenance et de commande de pièces de

rechange, nous devons d'abord évaluer le meilleur taux de production d'énergie et le nombre d'éoliennes à faire fonctionner tout au long de chaque période.

Une illustration du problème proposée est présentée dans la figure suivante :

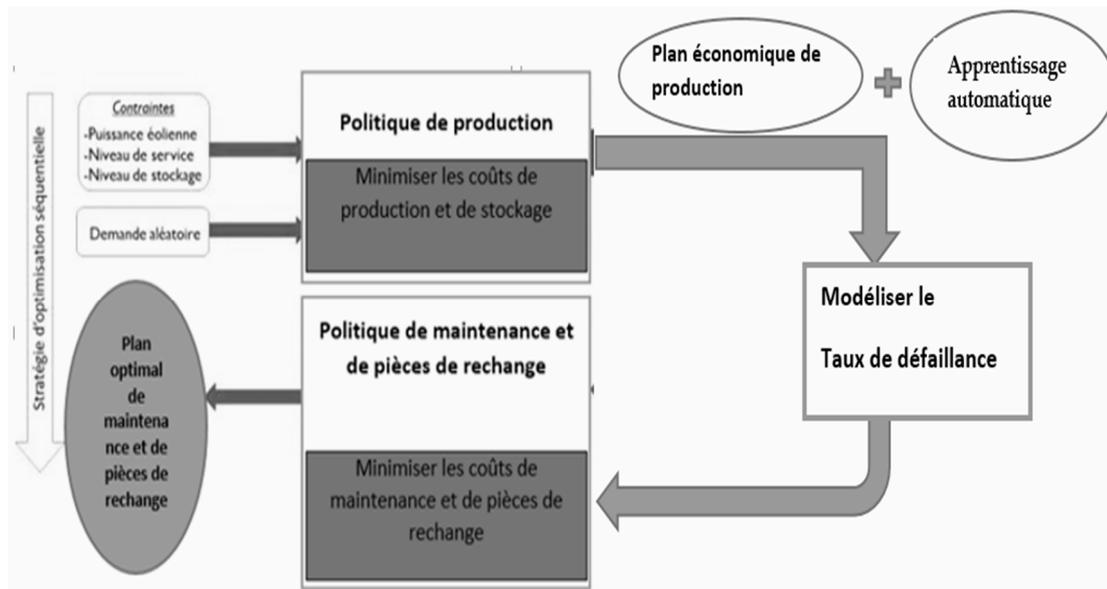


Figure 4. 1: Approche d'apprentissage automatique lié au Stratégie d'optimisation séquentielle pour la maintenance intégrée à la gestion de pièces de rechange

### 4.3. Politiques de production et de maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange avec modèle d'apprentissage automatique

#### 4.3.1 Rappels sur la politique économique de production d'énergie éolienne

Tout d'abord, notre stratégie de maintenance/pièces de rechange est basée sur le plan de production d'énergie obtenu grâce à la politique de production proposée dans notre étude précédente. Il convient de rappeler que l'objectif, tel que défini par la politique de production, est de réduire le coût global de production et de stockage d'énergie sur une période finie  $H$  qui est divisée en périodes de production égales où  $\Delta t$  est la durée de chaque période. Lorsqu'il y a une pénurie d'électricité, le système de batteries de stockage fournit la charge pour répondre aux besoins en énergie électrique et stocke l'excédent d'énergie lorsque la production dépasse la charge. Dans cette étude, notre focalisation principale se porte sur les coûts associés à la production et au stockage d'énergie. Dans cette étude, nous continuons à exprimer le taux de service comme la

probabilité qu'il n'y ait pas de pénurie entre les périodes consécutives. L'objectif de cette politique est de créer un modèle analytique qui permettra la création d'un plan de production économiquement viable, avec le nombre optimal d'éoliennes en fonctionnement pendant chaque période de production, un taux de production qui minimise le coût global de production et de stockage, et la capacité à répondre à une demande aléatoire en dessous d'un niveau de service prédéfini.

Nous supposons que le plan de production d'énergie économique est bien obtenu à partir de l'étude élaborée dans 2<sup>ème</sup> chapitre. Par conséquent, il sera considéré comme une donnée d'entrée dans le problème de notre étude proposée.

### **4.3.2 Elaboration de la stratégie maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange avec modèle d'apprentissage automatique**

Notre problème comporte deux sous-problèmes liés. Afin de procéder à une évaluation précise de la dégradation des éoliennes, puis d'établir un plan économique de maintenance et de gestion des pièces de rechange, nous avons utilisé les résultats de l'optimisation du problème de production (le plan de production d'énergie). Les coûts de maintenance préventive, corrective et de gestion des pièces de rechange doivent être minimisés pour résoudre le défi de la planification de la maintenance et des pièces de rechange. Plus précisément, notre objectif est d'identifier le nombre le plus rentable de pièces de rechange à utiliser en conjonction avec la périodicité idéale des actions de maintenance préventive pour effectuer à la fois des opérations de maintenance préventive et corrective. Autrement dit, les gestionnaires devraient fonder le plan d'exécution de maintenance optimal en tenant compte de la fiabilité de l'éolienne choisie et de la production d'énergie rentable définie dans la section précédente. Il est donc important de se rappeler et de prendre en compte que l'état de chaque éolienne dépend de sa production et de la durée de son fonctionnement. De plus, il est conseillé de prendre en compte comment la production peut affecter la dégradation de l'éolienne et, en conséquence, comment la maintenance et les pièces de rechange sont planifiées. Cela justifie le choix d'une stratégie séquentielle. L'horizon temporel  $H.\Delta t$  doit être alloué aux interventions préventives. Dans notre exemple, nous faisons l'hypothèse qu'une action de maintenance préventive est réalisée à la fin d'une période de production pour simplifier le modèle. Cependant, entre deux interventions préventives consécutives, des pannes pourraient se produire, nécessitant la mise en œuvre d'actions correctives minimales efficaces. La quantité de composants de rechange requise pour les opérations de maintenance préventive, qu'elles soient parfaites ou imparfaites, a ensuite été calculée.

#### **4.3.2.1 Stratégie de maintenance périodique imparfaite/parfaite avec réparations minimales**

Rappelons qu'une stratégie optimale de maintenance préventive avec réparation minimale se caractérise par le nombre optimal d'actions de maintenance préventive (imparfait ou parfait) à effectuer sur un horizon de temps fini. La stratégie périodique de maintenance imparfaite consiste à réduire le taux de défaillance pendant chaque période de maintenance. Cela signifie qu'après une période de maintenance, l'équipement sera plus récent mais pas aussi neuf. Nous supposons

qu'une réparation partielle (par exemple, le remplacement de composants fortement usés, la lubrification, le réglage d'autres composants, etc.) aura lieu pendant la période de maintenance  $k$ .  $T_{imp}$  or  $k \in \{1, 2, \dots, N_{imp}\}$ . Ainsi, l'état du système est situé entre "aussi bon que neuf" (as good as new) et "aussi mauvais qu'ancien" (as bad as old). Alors qu'après chaque action de maintenance préventive, l'équipement est ramené à son état d'origine (aussi bon que neuf). la nouveauté par rapport à notre stratégie proposée dans le chapitre 3, est de considérer une action de maintenance préventive parfaite après un certain nombre des actions de maintenance préventive imparfaites.

#### **4.3.2.2 Approche de l'apprentissage automatique**

L'apprentissage automatique, un domaine de l'intelligence artificielle, permet aux ordinateurs d'acquérir des connaissances sans programmation explicite et de réaliser des opérations complexes. Toutefois, pour générer des solutions, les ordinateurs requièrent une abondance de données afin de les analyser, identifier les corrélations entre différentes situations et anticiper leurs implications. Les Big Data deviennent ainsi indispensables à l'apprentissage automatique, permettant d'exploiter pleinement le potentiel de cette technologie.

Plusieurs techniques d'apprentissage automatique ont été utilisées par différents chercheurs pour construire modèles de maintenance prédictive basés sur les données de maintenance. Dans cette étude, nous utilisons l'algorithme de clustering pour extraire la similarité des différents composants, nous visons ensuite à construire un modèle de régression capable de prédire le coefficient de dégradation réel. Dans la littérature, Les K-means montrent une haute performance dans l'analyse des données et la méthode de clustering (Kantardzic, 2011 ; Kodinariya et Makwana, 2013).

Dans le contexte de la planification de la maintenance, nous prenons en considération la dégradation des éoliennes lors de la planification de la politique de maintenance. Ainsi, la stratégie de maintenance dépend fortement de la planification de la production étudiée précédemment, ce qui s'inscrit dans le cadre de l'approche intégrée adoptée.

##### **4.3.2.2.1 Algorithme de Clustering (K-Means)**

Le clustering est une méthode de l'apprentissage automatique (machine learning) non supervisée dans laquelle nous tirons des références à partir d'ensembles de données constitués de données d'entrée sans réponses étiquetées. Généralement, il est utilisé comme un processus permettant de trouver une structure significative, des caractéristiques génératives, des processus sous-jacents explicatifs et un regroupement inhérent à un ensemble de clusters.

L'algorithme K-Means est un algorithme de regroupement non supervisé, c'est une formulation populaire du regroupement de données en apprentissage automatique. Dans cette étude, nous avons utilisé l'algorithme de clustering (K-Means) pour regrouper des éléments (les différents composants de système éolien) dans un ensemble d'objets présentant des caractéristiques similaires, puis générer une caractéristique significative : le coefficient de dégradation de chaque élément à l'aide d'une méthode de calcul spécifique qui sera détaillée dans la section suivante.

Par rapport à d'autres algorithmes de clustering, les K-means montrent une grande efficacité dans la classification et l'analyse des données dans lesquelles plusieurs méthodes sont utilisées, comme la méthode Elbow, la méthode silhouette et la méthode gap-stat pour évaluer les performances de cette méthode (Kantardzic 2011).

L'algorithme suivant résume les principales étapes de la méthode K-means :

- (1) Entrée:  $x_i$  ( $1 \leq i \leq N$ ) où  $x_i$  est un vecteur contenant les caractéristiques de l'élément  $i$
- (2) Définir un seuil d'erreur fixe  $\varepsilon$
- (3) Sélectionner le nombre de  $K$  clusters ( $C_1, \dots, C_K$ ) et leurs centres initiaux ( $O_1, \dots, O_K$ ).
- (4) Attribuer les points de données de chaque cluster  $C_k$  ( $1 \leq k \leq K$ ) en fonction du représentant le plus proche en calculant  $d(O_k, x_i)$ .
- (5) Calculer les nouveaux centres de clusters par  $O_k = \frac{1}{|C_k|} \sum_{i, x_i \in C_k} x_i \forall k, 1 \leq k \leq K$ .
- (6) Si la différence entre la distorsion ancienne et nouvelle est supérieur à  $\varepsilon$ , retourner à l'étape 2.
- (7) s'arrêter

La distance entre les centroïdes des classes (moyenne des vecteurs) utilisée dans l'algorithme K-means est déterminée à l'aide de la distance euclidienne calculée comme suit (Larose 2022).

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2} \quad (4.1)$$

#### 4.3.2.2 Détermination du coefficient de dégradation

Dans cette partie, nous déterminerons le taux de défaillance réel en calculant le facteur d'accélération de dégradation à l'aide de l'algorithme K-means qui sera utilisé dans la prochaine section pour modéliser le taux de défaillance ainsi la nouvelle stratégie de maintenance (Kantardzic 2011).

L'algorithme de clustering utilisé permet de regrouper les données de maintenance du système en clusters selon certaines fonctionnalités telles que le nombre de maintenance préventive (Nb.PM), le nombre de maintenance corrective (Nb.CM), le temps moyen de bon fonctionnement (MTBF),...etc.

Chaque cluster  $i$  est représenté par un centroïde noté  $O_k$  et un ensemble de composantes  $C_1, C_2, \dots, C_s$ . En effet, pour extraire la similarité entre différentes composantes, chaque élément  $i$  est associé à une distance qui le sépare du barycentre du groupe auquel il appartient.

Ainsi, l'élément le plus éloigné du centroïde de la classe à laquelle il appartient est le « mauvais composant représentatif », bien que le « meilleur composant représentatif »  $O_M$  soit la moyenne de tous les clusters calculés par la moyenne de tous les centroïdes.

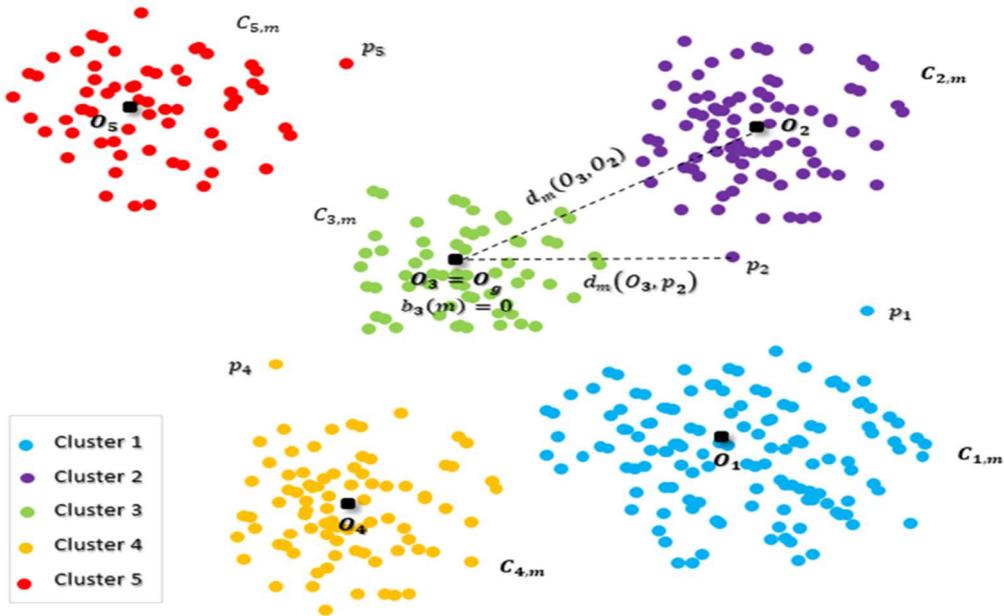


Figure 4. 2: Approche de calcul des coefficients de la dégradation par l'algorithme K-means

Ainsi, le degré de dégradation du composant peut être considéré comme son écart par rapport au « composant le plus représentatif ». Considérons  $L_i$  : la distance entre le « meilleur composant-représentatif » et l'élément  $i$  et  $l_i$  : distance entre le meilleur composant et le mauvais composant, le coefficient de dégradation est calculé comme suit :

$$b_i = \min\left(\frac{L_i}{l_i}, \frac{l_i}{L_i}\right), \quad 0 \leq b_i \leq 1 \quad (4.2)$$

En effet si  $b_i = 0$ , le degré de dégradation est nul où le composant ne se détériore pas et son âge réel est celui donné par le constructeur sinon si  $b_i$  est très proche de 1, la dégradation est maximale, dans une telle situation la maintenance du composant est nécessaire pour éviter une panne du système.

## 4.4. Formulation du problème de planification de la production et de maintenance

### 4.4.1 Formulation de la planification de production d'énergie

À partir de chapitres précédents, nous rappelons le problème d'optimisation de la production, dont l'objectif du plan de production est d'identifier le nombre optimal d'éoliennes en fonctionnement pour chaque période. Ainsi que les taux de production et les niveaux de stock qui réduisent le coût total moyen sur un horizon temporel fini, tout en tenant compte de la nécessité de satisfaire une demande variable. Le problème de planification de la production présenté au chapitre 2 et 3 et dont les variables de décision sont  $(M_k, P_{j,k}, S_k)$  :

$$\underset{(M_k, P_{j,k}, S_k)}{\text{Min}} \quad CT = \sum_{k=1}^H C_s \times E \left[ (S_k - (a_1 + a_2 \times D_k))^2 \right] + \sum_{k=1}^{H-1} C_p \times \left( \sum_{j=1}^{M_k} E[P_{j,k}] \right)^2 \quad (4.3)$$

Avec le niveau de stock est défini par une équation d'équilibrage donnée par la suivante

$$S_k = S_{k-1} + P_k - D_k \quad (4.4)$$

De plus, il est essentiel de toujours considérer l'importance du respect du taux de service. Lors de la planification de la production. Notre définition de ce taux est la probabilité qu'il n'y ait aucune rupture, exprimée comme suit :

$$\text{Prob}(S_k > 0) \geq \theta \quad (4.5)$$

De plus, les contraintes ne concernent que le nombre de turbines à utiliser dans chaque période  $\Delta t$ , comme indiqué ici :

$$m \leq M_k \leq M \quad (4.6)$$

### 4.4.2 Formulation de la stratégie améliorée de maintenance et de pièces de rechange avec le modèle d'apprentissage automatique

Dans cette section, nous élaborons une optimisation simultanée de la production d'énergie et de la planification intégrée de la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange, minimisant le coût total des actions préventives et correctives et de la gestion des pièces de rechange. Pour cela, en se basant sur le plan économique de production d'énergie obtenu ainsi que les facteurs de dégradation déterminée à partir de l'historique, nous déterminons un plan de maintenance amélioré intégrée à la gestion des pièces de rechange

Cette section vise à établir un plan de maintenance d'un système éolien à multi-composants basé sur l'étude de sa fonction de fiabilité. À cette fin, nous explorerons des données de conditions réelles pour déterminer les défaillances et la détérioration des composants. Ensuite, en minimisant le total coût de maintenance et de pièces de rechange du système, nous vous proposerons un plan optimal de maintenance et de pièce de rechanges.

#### 4.4.2.1 Estimation de taux de défaillance de système éolien

Afin de résoudre le problème de la stratégie de maintenance pour le système multi-composants en utilisant des algorithmes d'exploration, nous devons d'abord connaître le taux de défaillance réel des composants, car le taux de défaillance nominal fourni par le fabricant ne prend pas en compte divers facteurs tels que : les conditions opérationnelles et environnementales du fonctionnement du système, qui sont les principaux risques de dégradation des composants. Par conséquent, pour déterminer le taux de défaillance réel des composants nécessite la connaissance des facteurs d'accélération de la dégradation en explorant la base de données de maintenance.

Premièrement, rappelons que le concept de fonction de fiabilité ainsi que le taux de défaillance basée sur le modèle de vie accéléré (ALM) a été introduit par (Martorell et al. 1999). Le modèle proposé consiste à considérer un vecteur de co-variables  $g(Z)$  représentant la fonction de risque où  $Z$  contient les conditions opératoires représentées par  $q$  co-variables. Ainsi, la fonction de fiabilité peut s'exprimer comme suit :

$$g_{RALM}(t, Z) = R_{nom}(g(Z) * t) \quad (4.7)$$

où  $R_{nom}$  est la fiabilité nominale dans le cas où aucun risque n'est considéré  $Z = 0$  et  $g(Z) = 1$

En général,  $g(Z)$  est modélisé par une fonction log-linéaire comme suit :

$$g(Z) = \exp(BT \cdot Z) \quad (4.8)$$

où  $BT$  correspondant à  $q$  coefficients associés à chaque co-variable du vecteur  $Z$ . Ces coefficients permettent de qualifier l'influence de chaque co-variable sur la dégradation de l'âge du système.

Dans cette étude, nous adaptons la formulation de risque par la formule suivante :

$$g(Z) = \exp(-b) \quad (4.9)$$

où la co-variable  $b$  représente le facteur d'accélération de taux de défaillance. À cet égard, La méthode de détermination de facteur global  $b$ , est détaillée dans la section précédente, en utilisant l'algorithme des K-Means pour calculer le facteur d'accélération de la dégradation  $b_i$ . Le facteur global  $b$  sera pris en compte dans le taux de défaillance calculé, où :

$$b = e^{-\sum_{j=1}^k b_j} \quad (4.10)$$

Par conséquent, le taux de défaillance qui dépend de taux de production ainsi que le facteur d'accélération est donné par :

$$\lambda_i(t, Z) = g(Z) \times \lambda_n(t) \quad (4.11)$$

avec :

$$g(Z) = \frac{u(i)}{U_{max}} \times e^{-\sum_{j=1}^k b_j} \quad (4.12)$$

La création d'un plan de maintenance ordinaire peut être presque sans effort. Cependant, élaborer un planning de maintenance complet et efficace qui tient compte des éoliennes requises, de leur vieillissement ainsi que de leur taux de production d'énergie au cours de toutes les périodes précédentes pose des problèmes fascinants. Pour parvenir à notre conclusion logique en matière de planification coordonnée de la production et de la maintenance dans cet environnement, nous devons d'abord optimiser la planification de la production. Cette section envisage le passage entre les deux types de maintenance préventive, telle que les actions de maintenance parfaites et imparfaite, afin de déduire une planification économique de la maintenance basée sur la transition entre la maintenance préventive imparfaite et parfaite.

#### **4.4.2.2 Stratégie mixte de maintenance parfaite et imparfaite**

Formellement, l'expression du taux de défaillance dans le cas de la combinaison entre les actions de maintenance imparfaites et parfaites est exprimée comme suit :

La stratégie de maintenance est caractérisée par une planification de maintenance préventive (parfaite et imparfaite) avec réparation minimale. Les actions de maintenance préventive imparfaites doivent être planifiées sur l'horizon fini  $H$  qui est divisé également en  $N_{imp}$  parties de durée  $T_{imp}$ , et après un certain nombre d'actions de maintenance préventive imparfaites, une maintenance préventive parfaite est appliquée pour restaurer le processus dans un état aussi bon que neuf.

On suppose que la réalisation d'actions de maintenance préventive imparfaites correspond à des instants  $i.T_{imp}$  ( $i=1,2,\dots,N_{imp}$ ) où la machine sera plus jeune mais pas aussi bonne que neuve, suivie d'actions de maintenance préventive parfaites  $T_{pm} = N_{imp} \times T_{imp}$ . Cependant, entre les interventions préventives imparfaites successives, on effectue une réparation minimale, nous supposons que les périodes de réparation et de révision sont associées à la planification de la maintenance. sont négligeables.

Pour effectuer une politique de maintenance de renouvellement partiel suivie d'une maintenance de renouvellement complète, Avant tout, il est nécessaire d'établir l'équation du taux de défaillance, à partir de laquelle nous pourrions ensuite calculer le nombre moyen de défaillances. En ce qui concerne le renouvellement partiel, on suppose que nous effectuons un renouvellement partiel aux instants  $T_{imp}, 2T_{imp}, 3T_{imp}, \dots$ . À chaque intervalle  $I_k = [(k-1)T_{imp}, kT_{imp}]$ , Le taux de défaillance sera équivalent au taux de défaillance sur l'intervalle précédent  $I_{k-1}$  multiplié par un "facteur de dégradation"  $e^\alpha$  avec  $\alpha$  un réel strictement positif.

La figure suivante (figure 4.3) représente l'évolution du taux de défaillance qui passe entre les actions de maintenance préventive imparfaites et parfaites dans chaque période de production.

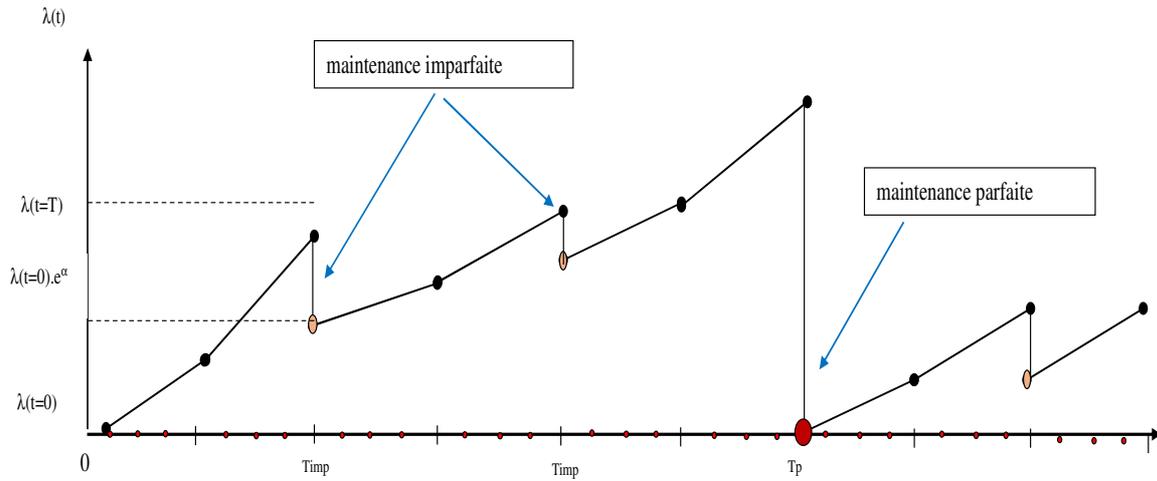


Figure 4. 3: Évolution du taux de défaillance

En prenant en compte le facteur de dégradation lié à l'âge  $b(m)$ , notre nouveau taux de défaillance sera exprimé comme suit :

$$\begin{aligned}
 \lambda_k(t) = & \left( 1 - \left\lfloor \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_{imp}} \right\rfloor + 1 \right) \times T_{imp}} \right\rfloor \right) \left( 1 - \left\lfloor \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_p} \right\rfloor + 1 \right) \times T_p} \right\rfloor \right) \left( \lambda_{k-1}(\Delta t) + \frac{u(k)}{U_{max}} \lambda_n(t) \right) \times b \\
 & + \left( 1 - \left\lfloor \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_p} \right\rfloor + 1 \right) \times T_p} \right\rfloor \right) \times \left\lfloor \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_{imp}} \right\rfloor + 1 \right) T_{imp}} \right\rfloor \\
 & \times \lambda_{\left( k - \left\lfloor \frac{T_{imp}}{\Delta t} \right\rfloor \right) \left( \left( \left\lfloor \frac{k \times \Delta t}{T_{imp}} \right\rfloor - 1 \right) \times T_{imp} \right)} \times e^\alpha + \left\lfloor \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_p} \right\rfloor + 1 \right) \times T_p} \right\rfloor \\
 & \times \frac{u(k)}{U_{max}} \lambda_n(t) \times b \quad \forall t \in [0, \Delta t]
 \end{aligned} \tag{4.13}$$

Tel que:

$$T_p = \text{Int} \left[ \frac{H}{N_p} \right] \times \Delta t$$

Avec  $\lfloor \cdot \rfloor$ : la partie entière minimale

Cette fonction de taux de défaillance se compose principalement de quatre parties essentielles :

- $A = \lambda_{k-1}(\Delta t) + \frac{u(k)}{U_{max}} \lambda_n(t)$  qui décrit le taux de défaillance cumulé en fonction du taux de production et des taux de défaillance précédents en l'absence d'actions de maintenance préventive.
- Le terme  $\left( 1 - \left\lfloor \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_p} \right\rfloor + 1 \right) \times T_{imp}} \right\rfloor \right) \left( 1 - \left\lfloor \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_p} \right\rfloor + 1 \right) \times T_p} \right\rfloor \right)$  est égal à zéro pour annuler le taux de défaillance A à zéro lorsqu'il y a des actions de maintenance préventive parfaites ou imparfaites, c'est-à-dire aux moments  $q \times T_{imp}$  avec  $(q=1, \dots, N_{imp})$  ou  $p \times T_p$  avec  $(p=1, \dots, N_p)$ , sinon il est égal à 1.
- $B = \lambda_{\left( k - \left\lfloor \frac{T_{imp}}{\Delta t} \right\rfloor \right)} \left( \left( \left\lfloor \frac{k \times \Delta t}{T_{imp}} \right\rfloor - 1 \right) \times T_{imp} \right) \times e^\alpha$  Accumule le taux de défaillance lorsqu'une maintenance imparfaite est appliquée, en se basant sur le renouvellement partiel aux moments  $q \times T_{imp}$  avec  $(q=1, \dots, N_{imp})$ . À chaque intervalle  $I_k = [(k-1).T_{imp}, k.T_{imp}]$ , le taux de défaillance sera égal au taux de défaillance de l'intervalle précédent  $I_{k-1}$  multiplié par un facteur de dégradation  $e^\alpha$  avec  $\alpha \in [0,1]$ .
- L'expression  $\left( 1 - \left\lfloor \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_p} \right\rfloor + 1 \right) \times T_p} \right\rfloor \right) \times \left\lfloor \frac{k-1}{\left( \left\lfloor \frac{k-2}{T_p} \right\rfloor + 1 \right) \times T_{imp}} \right\rfloor$  est égale à zéro pour annuler le taux de défaillance B lorsqu'il y a une maintenance préventive parfaite (taux de défaillance C différent de zéro), c'est-à-dire à chaque  $p \times T_p$  avec  $(p=1, \dots, N_p)$ , sinon elle est égale à 1.

Par exemple, si le taux de défaillance pendant  $I_1$  est  $\lambda(t)$  variant entre  $\lambda(0)$  et  $\lambda(T)$ , alors pendant  $I_2=[T,2T]$  après le remplacement partiel à  $t = T$ , le taux de défaillance varie entre  $e^\alpha \lambda(0)$  and  $e^\alpha \lambda(T)$ . Pendant l'intervalle  $I_3 = [2T, 3T]$ , le taux de défaillance variera entre  $\lambda(0)e^{2\alpha}$  et  $\lambda(T)e^{2\alpha} \dots$  etc.

- Quant au terme  $C = \frac{u(k)}{U_{max}} \lambda_n(t)$  il accumule le taux de défaillance lorsqu'une maintenance parfaite est appliquée et ramène le taux de défaillance à zéro, en se basant sur le taux de production de la machine avec  $\lambda_n(t)$  représentant le taux de défaillance du processus dans des conditions nominales..

- $\left\lfloor \frac{k-1}{\left(\left\lfloor \frac{k-2}{T_p} \right\rfloor + 1\right) \times T_p} \right\rfloor$  est égal à zéro pour annuler le taux de défaillance C lorsqu'il y a une maintenance préventive imparfaite (taux de défaillance B différent de zéro), c'est-à-dire à chaque  $q \times T_{imp}$  avec ( $p=1, \dots, N_{imp}$ ), sinon il est égal à 1.

Le nombre moyen de défaillances est exprimé comme suit :

$$\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p) = \sum_{q=1}^{N_p} \left( \sum_{j=1}^{N_{imp}} \left[ \sum_{k=\left((q-1) \times \frac{T_p}{\Delta t}\right) + \left(j \times \frac{T_{imp}}{\Delta t}\right) + 1}^{\left((q-1) \times \frac{T_p}{\Delta t}\right) + \left(j \times \frac{T_{imp}}{\Delta t}\right)} \int_0^{\Delta t} \lambda_{j,k}(t) dt \right] \right) + \sum_{i=\left(q \times \frac{T_p}{\Delta t}\right) + 1}^H \int_0^{\Delta t} \lambda_{j,k}(t) dt \quad (4.14)$$

Avec :

Le coût total de la maintenance est exprimé comme suit :

$$CTM = \frac{(N_{imp} \times Mp_1) + (N_p \times Mp_2) + (\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p) \times Mc)}{H \times \Delta t} \quad (4.15)$$

Avec:

$N_{imp}$  : Le nombre de maintenances préventives imparfaites.

$N_p$ : Le nombre de maintenances préventives parfaites.

#### 4.4.2.3 Stratégie intégrée de maintenance préventive et de provision de pièces de rechange

##### 4.4.2.3.1 Quantité de commande de pièces de rechange

Nous rappelons que le nombre ( $N_b = N_{imp} + N_p$ ) correspond au nombre d'actions de maintenance préventive (parfaites et imparfaites) effectuées sur l'horizon  $H\Delta t$ . Nous considérons qu'une maintenance préventive consiste à remplacer un certain nombre de pièces de rechange, soit  $n_{rp1}$  pour les actions de maintenance imparfaites, soit  $n_{rp2}$  pour les actions de maintenance parfaites. Lorsque l'unité tombe en panne entre deux maintenances préventives successives, seule une réparation minimale est effectuée. La réparation minimale ramène le système à son état pré-défaillance. Pour chaque réparation minimale, nous utilisons une quantité moyenne  $n_{rc}$  de pièces de rechange. On suppose que les durées de réparation et de révision sont négligeables.

Dans notre stratégie, une maintenance préventive consiste à remplacer  $nrp_1$  pièces pour chaque action de maintenance imparfaite et  $nrp_2$  pièces pour chaque action de maintenance parfaite. En cas de défaillance de l'unité entre deux maintenances préventives successives, seule une réparation minimale est effectuée, avec une quantité moyenne  $nrc$  de pièces de rechange utilisée pour chaque réparation minimale. Par conséquent, en tenant compte du taux de production en fonction du niveau de dégradation du système, nous pouvons réévaluer la demande  $De$  et la quantité de commande optimale.

$$De = nrp_1 \times N_{imp} + nrp_2 \times N_p + nrc \times \bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p) \quad (4.16)$$

Comme nous l'avons mentionné précédemment,  $nrc$  est le nombre moyen de pièces de rechange nécessaires pour la maintenance corrective. Ce nombre moyen  $nrc$  est aléatoire et nous l'avons déterminé en fonction des conditions suivantes :

4. La commande de chaque quantité de pièces de rechange est effectuée à chaque action de maintenance préventive parfaite.
5. Le nombre moyen de pièces de rechange requis pour chaque réparation minimale, représenté par  $nrc_i$  (une variable aléatoire), est distribué selon une distribution de Poisson. MD.
6. Nous prenons en compte le nombre moyen de défaillances entre  $[0, H]$ ,  $\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p)$ .
7. Tant  $nrc$  que  $nrc_i$  sont des nombres entiers

$$nrc = \left[ \frac{\sum_{i=1}^{\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p)} nrc_i}{\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p)} \right] \quad (4.17)$$

Par conséquent, la quantité de commande devient:

$$Q = \frac{D_e(P, Nb)}{N_p} \quad (4.18)$$

Par conséquent, le coût global de la gestion des pièces de rechange (stockage, commande et achat) est :

$$C(Q, \bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p)) = C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times N_p + C_{pos} \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{N_p} \right) \quad (4.19)$$

#### 4.4.2.3.2 Stratégie de maintenance préventive et de provision de pièces de rechange avec stock de pièces de rechange

Par conséquent, notre objectif consiste à déterminer simultanément la valeur optimale de  $T_{imp}^*$ ,  $T_p^*$  et  $Q^*$  qui minimisent une fonction objective illustrant le coût total, y compris la maintenance et les pièces de rechange. Le modèle analytique exprimant la fonction objective est facilement obtenu :

$$CTT = \frac{(N_{imp} \times Mp_1) + (N_p \times Mp_2) + (\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p) \times Mc) + \left( C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times N_p + C_{pos} \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{N_p} \right) \right)}{H \times \Delta t} \quad (4.20)$$

Nous rappelons que,  $\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p)$ ,  $D_e(P, Nb)$  et  $Q$  sont présentés respectivement dans les équations (14), (16) et (18).

Le modèle analytique sera optimisé afin de déterminer les décisions variables optimales. Compte tenu de la complexité du modèle analytique développé, une résolution numérique sera adoptée dans les sections suivantes.

## 4.5 Méthodologie d'optimisation

### 4.5.1 Politique de production

Telle que présentée dans le chapitre 2, Pour résoudre le problème stochastique ci-dessus en le transformant en un problème déterministe équivalent. Certaines de ces approches sont basées sur le principe d'équivalence certaine. Il est pertinent de noter que ce problème déterministe conserve les caractéristiques fondamentales du problème original. En outre, une telle approche offre l'avantage de pouvoir utiliser diverses méthodes de programmation mathématique pour résoudre le modèle équivalent obtenu.

En raison de la complexité du problème, nous avons introduit dans le chapitre 2 un algorithme et une méthode visant à obtenir une solution approximative. À des fins de rappel, nous utilisons la méthode d'exploration aléatoire pour générer de manière aléatoire le vecteur des quantités d'énergie produites sur l'horizon fini. Une fois l'énergie produite ( $P_k$ ) calculée pour satisfaire la contrainte de niveau de service, nous pouvons déterminer la quantité d'énergie stockée. ( $S^v k$ ) Pour chaque période, nous calculons la quantité d'énergie stockée en utilisant l'équation d'équilibre d'énergie. Enfin, si toutes les contraintes sont satisfaites, il est possible de réduire le coût total de production ( $CT^*$ ).

La complexité de notre problème réside dans l'interdépendance des variables de décision. En effet, nous devons d'abord déterminer le nombre d'éoliennes  $M_k$  pour chaque période, puis évaluer la

production d'énergie pour chaque éolienne, laquelle dépend d'une variable aléatoire (la vitesse du vent) pour chaque période ( $P_{j,k}$ ).

Le processus est réalisé en utilisant la méthode d'exploration aléatoire pour générer de manière aléatoire le vecteur représentant le nombre d'éoliennes sur l'horizon fini. À partir de ce vecteur, nous calculons l'énergie produite par chaque éolienne au cours de chaque période. Après avoir calculé l'énergie produite, qui répond aux exigences de la contrainte de niveau de service, nous pouvons déterminer la quantité d'énergie stockée pour chaque période en se basant sur l'équation de bilan énergétique. Si toutes les contraintes sont satisfaites, cela permet de réduire le coût total de production ( $CT^*$ ), le nombre d'éoliennes opérationnelles à chaque période ( $M_k$ ) ainsi que la quantité d'énergie produite par chaque éolienne pendant chaque période. ( $P_{j,k}$ ).

L'algorithme a été élaboré sur MATLAB et est décrit en détail dans le schéma suivant :

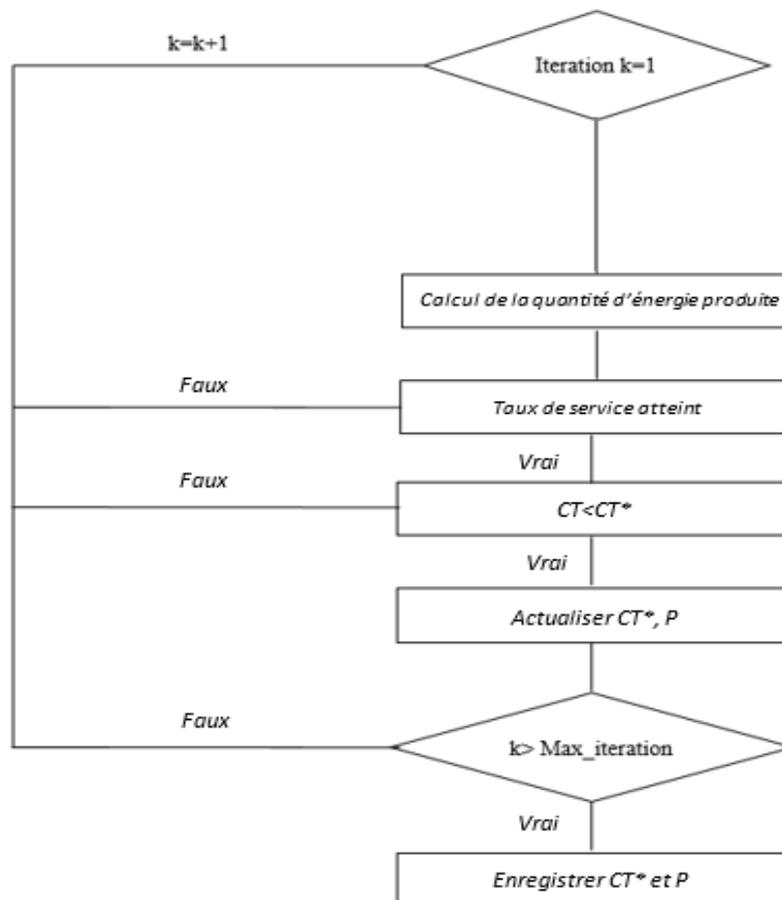


Figure 4. 4: Procédure numérique pour déterminer les taux de production optimaux

## 4.5.2 Politique de la maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange

Notre objectif consiste à déterminer simultanément la valeur optimale de  $T_{imp}^*$ ,  $T_p^*$  et  $Q^*$  qui minimise une fonction objective illustrant le coût total, y compris la maintenance et les pièces de rechange. Comme mentionné précédemment le modèle analytique exprimant la fonction objective est facilement obtenu :

$$\min_{(Q^*, T_{imp}^*, T_p^*)} CTT = \frac{(N_{imp} \times Mp_1) + (N_p \times Mp_2) + (\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p) \times Mc) + \left( C_a \times D_e(P, Nb) + C_c \times N_p + C_{pos} \times \left( \frac{D_e(P, Nb)}{N_p} \right) \right)}{H \times \Delta t} \quad (4.21)$$

Nous rappelons que,  $\bar{Y}_j(P_j, N_{imp}, N_p)$ ,  $De(P, Nb)$  et  $Q$  sont présentées respectivement dans les équations (14), (16) et (18).

### - Algorithme de K-means

Après avoir déterminé les coordonnées des centroïdes  $O_k$ ,  $1 \leq k \leq K$ . nous sommes passés à la détermination des coordonnées du centre global  $O_g$  et de sa norme que nous utiliserons pour calculer les distances. Ensuite, nous avons déterminé la norme du composant  $p_k$  (le composant le plus éloigné du centre du cluster  $O_k$ ) pour chaque cluster.

Enfin, en calculant les distances  $d_m(O_g, O_k)$  et  $d_m(O_g, p_k)$  nous avons déterminé  $b_i(m)$ .

L'algorithme suivant résume la méthode de calcul de (figure 4.5):

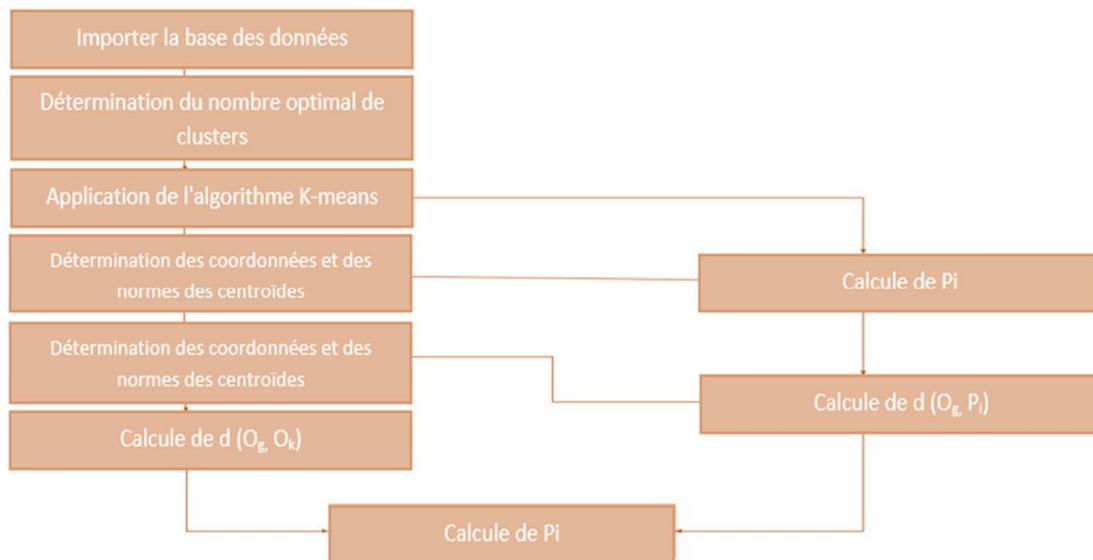


Figure 4. 5: Organigramme de l'algorithme

- **Algorithme de maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange**

Afin de déterminer le nombre optimal simultanément la valeur optimale de  $T_{imp}^*$ ,  $T_p^*$  et  $Q^*$  Le processus numérique est explicité dans le schéma suivant :

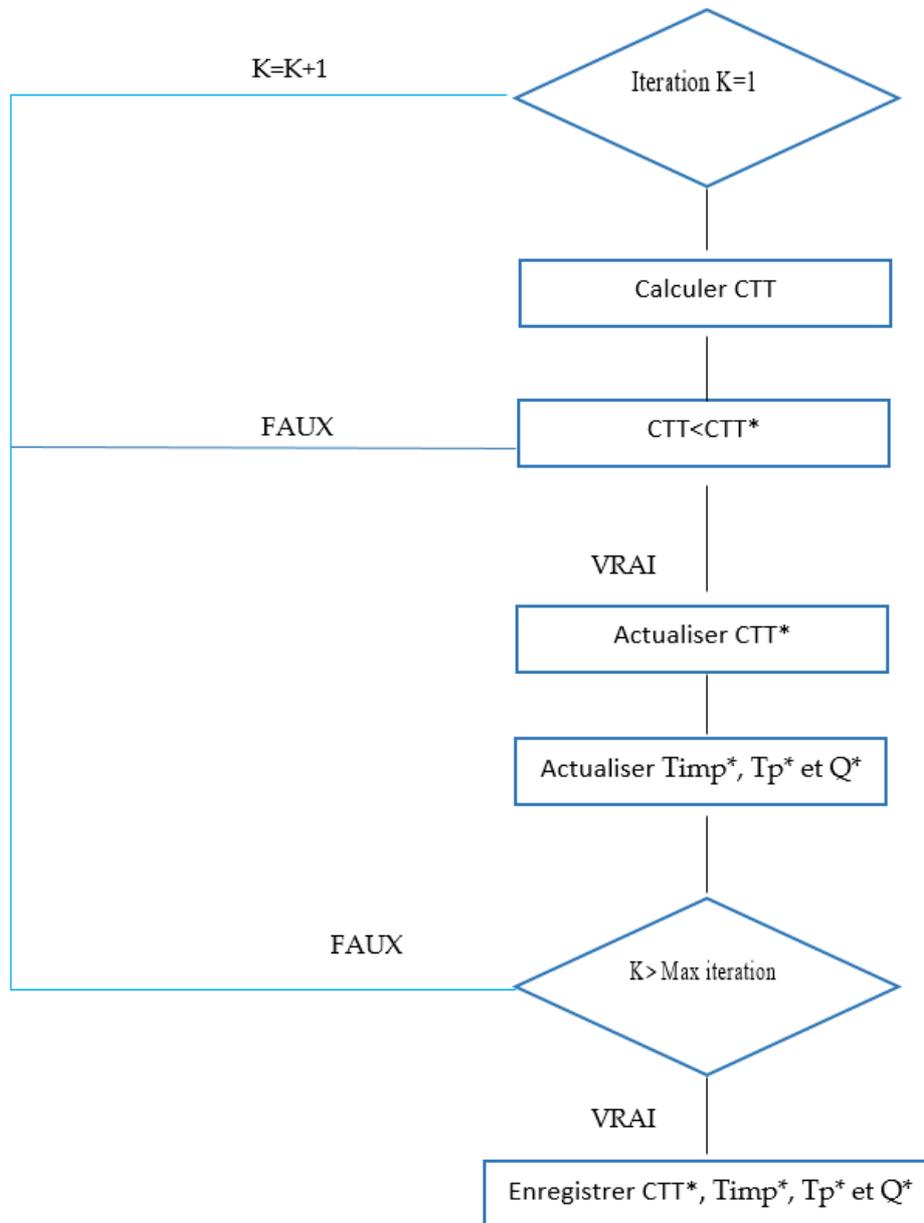


Figure 4. 6: Procédure numérique pour optimiser le coût de la de maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange

## 4.6 Exemples numériques

Dans cette partie, nous examinons numériquement diverses stratégies d'optimisation. Élaborées dans les sections précédentes, nous explorons numériquement les différentes stratégies d'optimisation, visant à définir le plan économique de production, suivi du plan optimal de maintenance mixte intégrée à la gestion des pièces de rechange. Cette approche séquentielle repose

sur l'application des résultats obtenus lors de la résolution du plan de production d'énergie pour déterminer le plan optimal de maintenance.

Nous commençons alors en premier lieu par rappeler le plan économique de production élaboré au chapitre précédent.

### 4.6.1 Plan économique de production

Sur un horizon de temps fini de production d'énergie H composé de k périodes de production, nous considérons une éolienne dont les spécifications sont listées dans le tableau 4.1.

Production maximale (kw) : $P_{max}$	Puissance nominale (kW)	Hauteur du moyeu (m)	Diamètre du rotor (m)	Vitesse de démarrage (m/s)	Vitesse de survie (m/s)	Vitesse moyenne du vent (m/s)	Vitesse nominale (m/s)
20	10	15	8	3	26	8	10

Tableau 4. 1: Spécifications de l'éolienne

Pour le taux de service, nous réalisons ce test en supposant que  $\theta=90\%$  et en tant que niveau de stock initial, nous supposons que  $S_0=0$  ;

Nous supposons que la demande est aléatoire et gaussienne, avec un écart type  $\sigma^d= 1.1$  et une moyenne  $\mu_d=50$ ;

D'autres éléments à considérer dans la planification de la production incluent:

Données d'entrée
$\Delta t =1$ mois; $H=60$ mois;
$C_s=6$ um; $C_p=3$ um;
$a_1=20$ ; $a_2=0$ ;
$m=3$ ; $M=6$ ;
$a=2$ ; $c=10$ ;

Tableau 4. 2: les données d'entrée

#### Résultats :

Comme mentionné précédemment dans les chapitres 3 et 2 En suivant la méthode numérique de résolution décrite dans la politique de production, nous parvenons à une solution optimale détaillant le plan économique de production. Nous utilisons les mêmes résultats de chapitre 2 et 3.

## 4.6.2 Plan optimal de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange avec modèle d'apprentissage automatique

L'estimation de taux de défaillance ainsi que la fiabilité des éoliennes sera utilisée pour élaborer un programme de maintenance optimal. Le système éolien est composé des plusieurs composants et sous composants (9 catégories de composant) mécaniques et électriques, De cette manière, leur fiabilité/taux de défaillance sera modélisée à l'aide de la distribution de Weibull et de la distribution exponentielle. Tous les sous-composants de l'éolienne sont représentés sur la figure 4.7. Pour chaque composant se voient attribuer certaines activités de maintenance et leurs caractéristiques enregistrées lors de la durée de fonctionnement précédente (date de détection de panne, type de maintenance (CM, PM), code d'erreur, etc.). Ainsi, Les données de système éolien contiennent l'enregistrement de toutes les actions historiques de maintenance :

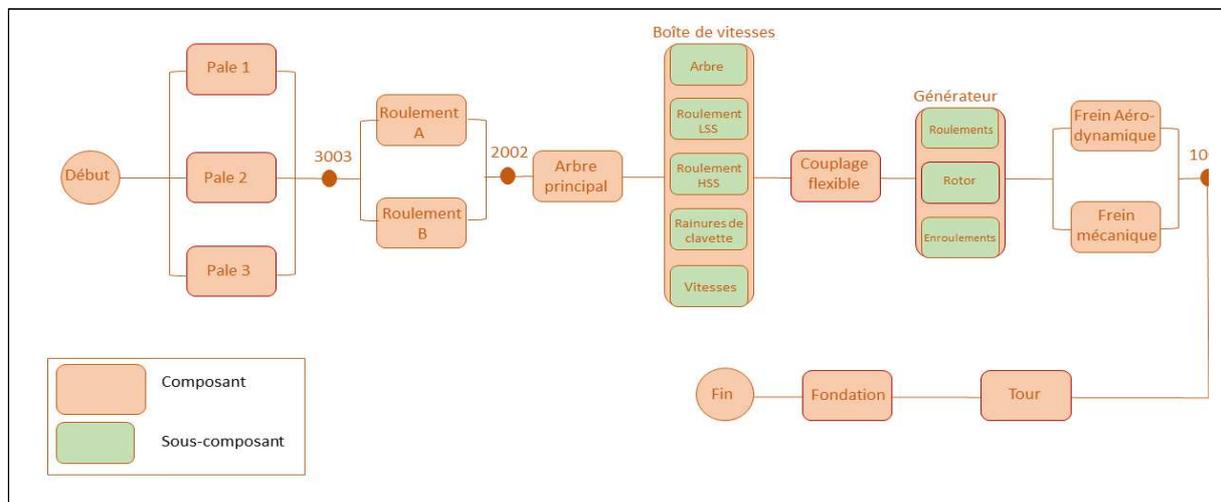


Figure 4. 7: structure de l'éolienne (Andrawus, 2008)

### 4.6.2.1 l'apprentissage automatique et la maintenance mixte intégrée et pièces de rechange

Pour appliquer l'algorithme K-means, nous avons utilisé "Rstudio" en raison de sa simplicité et de sa rapidité de développement. Nous avons commencé par importer la base de données de maintenance (MTBF, nombre de pannes, nombre de maintenances correctives) (tableau 4.3) et les différentes bibliothèques nécessaires à la programmation de notre problème.

composant	MTBF	NB_pannes	NB_Mcorrectives
Arbre lent	12	11	33
Arbre rapide	19	19	21
Contrôle-commande	22	20	15

Absorbeur de choc	20	5	31
Système d'anneaux	22	18	14
...	...	...	...
Réglage incidence pale	25	6	39
Moteur d'orientation	19	15	30
Engrenage d'orientation	16	17	32
Capteur de vibration	22	17	29

Tableau 4. 3: données d'entrée numériques

Ensuite, nous avons déterminé le nombre optimal K de clusters, en nous basant sur le principe de la méthode du coude (figure 4.8) :

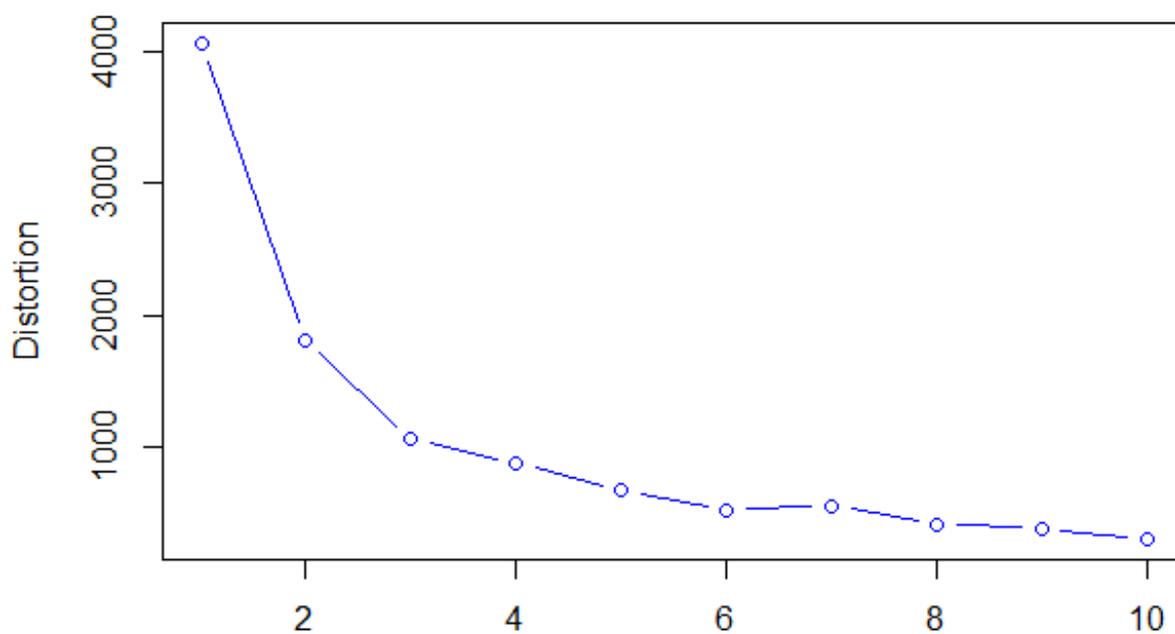


Figure 4. 8 : Courbe du nombre optimal K de clusters

L'étape suivante consiste à attribuer les points de données de chaque cluster. L'étape suivante consiste à attribuer les points de données de chaque cluster  $C_k$  ( $1 \leq k \leq K$ ) en termes du représentant le plus proche en calculant  $d(O_k, x_i)$ . Cela nous a permis de déterminer les différents clusters ainsi que les coordonnées de ces centroïdes et leurs écarts-types (figure 4.9).

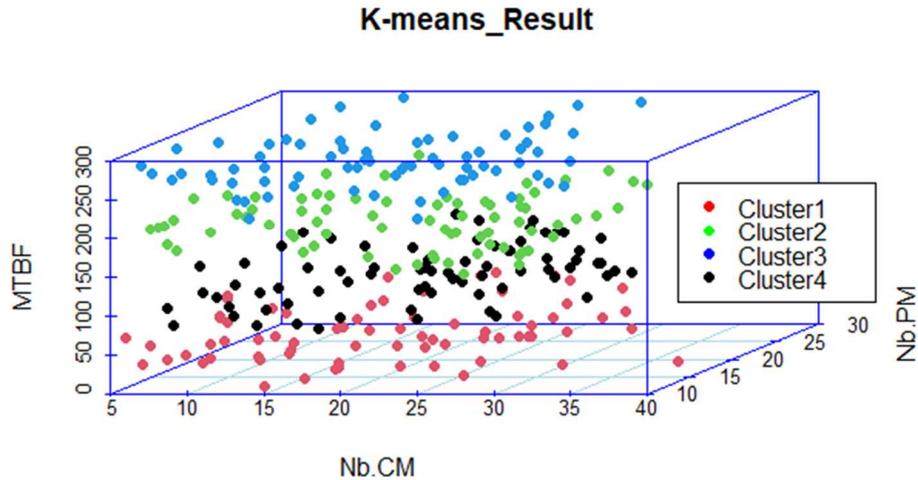


Figure 4. 9 : Visualisation des clusters en 3D

Suite à l'application de l'algorithme K-means sur la base de données, un ensemble de clusters est établi (figure 4.9), ce qui nous fournit des informations potentiellement utiles pour calculer le facteur d'accélération du vieillissement.

Les composants appartenant au même cluster  $k$ ,  $1 \leq k \leq K$ , sont appelés composants similaires car ils ont les mêmes indicateurs de fiabilité tels que le temps moyen jusqu'à la défaillance (MTTF) et le nombre d'actions de maintenance.

En général, l'objet représentatif optimal d'un cluster  $k$  est son centroïde noté  $O_k$ , et la distance  $d_m(x_i, O_k)$  mesure la qualité de la connexion entre les composants  $x_i$  et  $O_k$ .

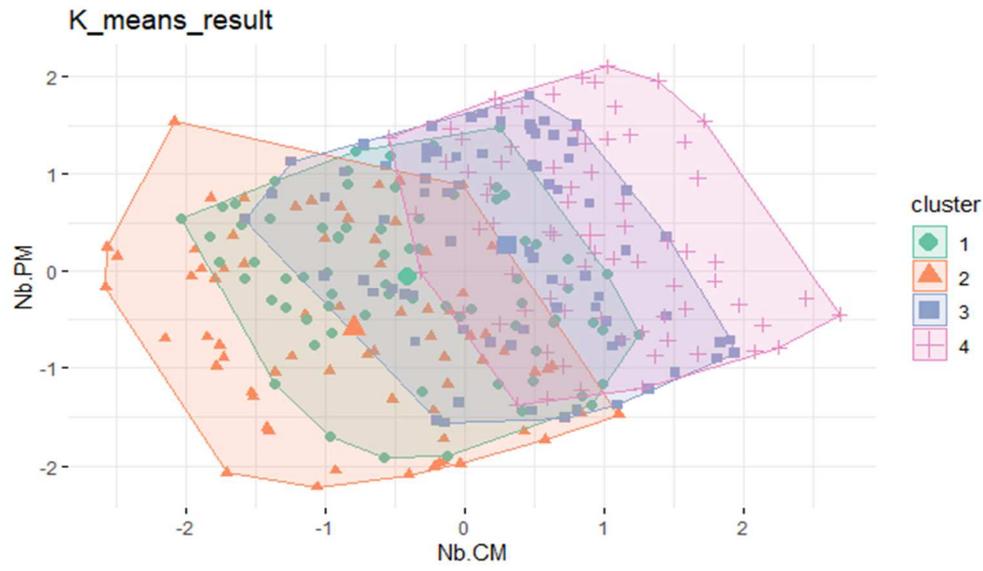
Pour une classe  $k$ , le "mauvais composant similaire" est le composant  $p_k$  qui est le plus éloigné du centre du cluster. De plus, pour un système, le "composant global approprié" indiqué par  $O_g$  est le composant le plus représentatif de tous les clusters.

De plus, le facteur d'accélération du vieillissement des composants du cluster est établi en utilisant l'équation suivante :

$$b_i(m) = \min\left(\frac{d_m(O_g, O_k)}{d_m(O_g, p_k)}, \frac{d_m(O_g, p_k)}{d_m(O_g, O_k)}\right) \forall k = 1, 2, \dots, K, k \neq g \quad (4.22)$$

Où :

$d_m(O_g, O_k)$  est la distance entre  $O_g$  un composant global, et les centroïdes  $O_k$ ,  $d_m(O_g, p_k)$  est la distance entre  $O_g$  les composants globaux, et  $p_k$  les composants similaires pauvres dans le cluster



$C_k$ .

Figure 4. 10 : Approche pour le calcul de  $b_i(m)$  par l'algorithme K-means

Dans ce contexte, après avoir déterminé les coordonnées des centroïdes  $O_k$ ,  $1 \leq k \leq K$ . nous sommes passés à la détermination des coordonnées du centre global  $O_g$  et de sa norme que nous utiliserons pour calculer les distances. Ensuite, nous avons déterminé la norme du composant  $p_k$  (le composant le plus éloigné du centre du cluster  $O_k$ ) pour chaque cluster.

Enfin, en calculant les distances  $d_m(O_g, O_k)$  et  $d_m(O_g, p_k)$  nous avons déterminé  $b_i(m)$ .

Le résultat obtenu du calcul de  $b(m)$  est présenté dans le tableau 4.4

<b>i</b>	<b><math>b_i</math></b>
<b>1</b>	<b>0.404186</b>
<b>2</b>	<b>0.561789</b>
<b>3</b>	<b>0.272043</b>
<b>4</b>	<b>0.531502</b>
<b>b</b>	<b>0.170414</b>

Tableau 4. 4: Facteur d'accélération de la défaillance

#### 4.6.2.2 Plan optimal de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange

Rappelez-vous que le taux de production de chaque éolienne pour chaque période est connu et est présenté dans CHAPITRE 2 Tableau 2.4.

D'autres données d'entrée sont résumées dans le Tableau 4.5 ci-dessous (mu représente des unités monétaires) :

Données d'entrée	maintenance parfaite	maintenance imparfaite
$M_p$	400	200
$M_c$	2500	2500
$N_{rp}$ ( $N_{rp1}, N_{rp2}$ )	120	50
$N_{rc}$	50	50
$C_c$	20	20
$C_{pos}$	2	2
$C_a$	6	6
$\beta$	100	
$\alpha$	2	2
$\lambda_0$	0	0.005
$\alpha_1$	---	0.01
<b>b</b>	<b>0.170414</b>	

Tableau 4. 5: Données numériques de la gestion de la maintenance et des pièces de rechange

Par résolution numérique de l'équation (4.21), les résultats suivants sont obtenus dans le tableau 4.6 :

Coût total de maintenance= 94596.8 um						
Machine	1	2	3	4	5	6
$N_p^*$	3	3	3	3	3	2
$N_{imp}^*$	8	8	8	7	7	6
$Q^*$	280	281	281	280	279	310
$D_e$	840	844	844	840	838	620
<b>Coût total</b>	<b>16700,3</b>	<b>16783,5</b>	<b>16764,6</b>	<b>16055,8</b>	<b>15996,5</b>	<b>12296,1</b>

Tableau 4. 6: Plan optimal de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange

Sur la base du tableau 4.6 selon les données numériques de l'étude de cas, pour l'éolienne 1, il serait économique d'effectuer 8 actions de maintenance préventive imparfaite et 3 actions de maintenance préventive parfaite avec une estimation de 280 unités de pièces de rechange par commande. Avec cette gestion optimale des actions de maintenance et d'approvisionnement en pièces de rechange, nous pouvons minimiser le coût total de la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange en tenant compte des impacts des variations du taux de production à chaque phase de production sur la dégradation du système.

#### 4.6.2.3 analyse de sensibilité en fonction du taux de production Pk

Dans le but de prendre en considération l'impact de la variation de la cadence de production sur la dégradation du système et, par conséquent, sur le plan optimal de maintenance et de gestion des pièces de rechange, nous avons étudié l'impact de l'évolution des taux de production. Plus précisément, nous avons comparé M1 et M6, qui ont produit moins que M1, comme mentionné dans le Tableau 2.4 ci-dessus.

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 4.7 ci-dessous.

<b>Machine</b>	<b>Coût total</b>	<b>Np*</b>	<b>Nimp*</b>	<b>Q*</b>	<b>De(demande totale)</b>
<b>M1</b>	<b>16700,3</b>	<b>3</b>	<b>8</b>	<b>280</b>	<b>840</b>
<b>M6</b>	<b>12296,1</b>	<b>2</b>	<b>6</b>	<b>310</b>	<b>620</b>

*Tableau 4. 7: Résultats de l'analyse de sensibilité en fonction du taux de production*

Ces résultats mettent en évidence le fait que l'augmentation des taux de production entraîne automatiquement une dégradation plus rapide du système. En effet, l'augmentation du taux de production pour chaque période induit un besoin accru de maintenance préventive parfaite, comme le montre le tableau. La diminution des actions de maintenance préventive indique une réduction du besoin en pièces de rechange et, naturellement, une réduction des coûts totaux de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange.

Ces résultats démontrent que prendre en compte l'impact de la variation de la cadence de production sur la dégradation du système peut conduire à des résultats économiques par rapport au cas nominal où le taux de défaillance n'augmente qu'en fonction du temps.

Dans l'optique de prendre en considération l'impact de la variation de la cadence de production sur la dégradation du système et, par conséquent, sur le plan optimal de maintenance et de gestion des pièces de rechange, nous avons étudié l'impact de l'évolution des taux de production. Plus précisément, nous avons comparé M1 et M6, qui ont produit moins que M1, comme mentionné ci-dessus dans le Tableau 2.4.

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 2.4 . Grâce à ces résultats, nous pouvons constater que l'augmentation des taux de production entraîne automatiquement une dégradation plus rapide du système. En effet, l'augmentation du taux de production pour chaque période induit un besoin accru de maintenance préventive parfaite. Comme le montre le tableau, la diminution des actions de maintenance préventive indique une réduction du besoin en pièces de rechange et, naturellement, une diminution des coûts totaux de maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange.

Ce résultat prouve que prendre en compte l'impact de la variation de la cadence de production sur la dégradation du système peut conduire à un résultat économique par rapport au cas nominal où le taux de défaillance n'augmente qu'en fonction du temps.

## **4.7 Conclusion**

Dans le travail actuel, nous avons exploré de nouvelles approches visant à développer une nouvelle gestion économique conjointe de la production, de la maintenance et des pièces de rechange pour un système éolien en utilisant des techniques d'apprentissage automatique. Plusieurs originalités ont été proposées dans cette étude. Les plus importantes sont, tout d'abord, la prise en compte de la stratégie de maintenance conjointe et de la gestion des pièces de rechange en adoptant une nouvelle stratégie de maintenance basée sur la transition entre la stratégie de maintenance préventive parfaite et imparfaite en tenant compte de l'impact de la sollicitation réelle de l'éolienne sur sa dégradation. Deuxièmement, l'adoption de techniques d'apprentissage automatique afin d'estimer la dégradation réelle du système pour les parcs éoliens.

Il a été suggéré une approche de résolution séquentielle. Afin de réduire les coûts de production tout en respectant les exigences de taux de service, nous proposons d'abord une méthode approximative, en créant une stratégie de production rentable pour atteindre le meilleur équilibre possible entre le nombre d'éoliennes demandées et leurs taux de production pendant différentes périodes de production. Cette combinaison a ensuite été utilisée comme un outil de planification pour la stratégie de maintenance. Une gestion idéale intégrée de la maintenance mixte et des pièces de rechange en utilisant des méthodes d'apprentissage automatique, en tenant compte du taux de production qui affecte la dégradation des éoliennes et de tous les coûts associés aux activités de maintenance et à la gestion des pièces de rechange.

# *Conclusion générale*

La principale contribution de cette étude de recherche réside dans la conception et l'application de politiques de production d'énergie ainsi que de stratégies de maintenance adaptées à un système éolien confronté à des contraintes spécifiques. Notre recherche se concentre sur l'élaboration de nouvelles approches de maintenance intégrées à la production d'énergie, spécialement conçues pour les parcs éoliens, en tenant compte des diverses contraintes opérationnelles rencontrées.

Dans le premier chapitre, nous avons entrepris une revue de la littérature consacrée principalement à la production d'énergie éolienne et aux stratégies de maintenance intégrées à la gestion des pièces de rechange, en mettant en lumière l'utilisation de l'apprentissage automatique dans le domaine de la maintenance. Cette démarche nous a permis de positionner notre problématique de thèse par rapport aux travaux existants dans la littérature académique. À partir de cette analyse bibliographique, nous avons identifié des lacunes dans les recherches existantes. En effet, l'étude des horizons temporels finis pour les systèmes éoliens est un domaine relativement récent, et par conséquent, peu de travaux ont été réalisés dans ce domaine. De manière similaire, le sujet des variations de cadences de production d'énergie au fil du temps en réponse à une demande aléatoire a été peu exploré dans la littérature existante. Il est également évident, d'après la littérature, qu'il existe un manque de recherches portant sur l'influence de la variation de la production d'énergie, ainsi que sur les facteurs opérationnels, sur le taux de défaillance des systèmes éoliens, et par extension, sur la planification optimale de la maintenance intégrée à la gestion des pièces de rechange. En nous appuyant sur ces aspects peu explorés dans la littérature, nous avons élaboré en détail la problématique, les objectifs et les méthodes de résolution de nos travaux de recherche.

Dans le cadre du deuxième chapitre, nous avons défini en détail notre système de production d'énergie, conçu pour répondre de manière efficace à une demande aléatoire en électricité sur une période limitée. Cette section repose sur une approche d'optimisation séquentielle visant à élaborer des plans optimaux pour la production d'énergie et la maintenance, intégrées à une gestion efficiente des pièces de rechange. Notre travail a abouti à l'élaboration d'un plan de maintenance intégrant à la fois des actions de maintenance parfaites et imparfaites, aligné avec la production d'énergie et la gestion des pièces de rechange. L'objectif principal était de minimiser le coût global engendré par la production, le stockage, la maintenance et la gestion des pièces de rechange, tout en prenant en considération l'impact de la production d'énergie sur la dégradation de l'éolienne ainsi que sur la stratégie de maintenance. Cette approche offre une vision complète et intégrée de la gestion du système éolien, visant à optimiser les performances opérationnelles tout en réduisant les coûts associés.

Dans le troisième chapitre, nous avons élaboré un plan de maintenance mixte intégré à la gestion des pièces de rechange. Ce chapitre se concentre sur une stratégie de maintenance mixte, pour laquelle nous avons développé une fonction de défaillance prenant en compte la dégradation de l'éolienne en fonction de la variation du taux de production d'énergie. À partir de cette fonction, nous avons conçu une stratégie de maintenance périodique mixte visant à minimiser les coûts de

maintenance préventive et corrective, ainsi que les coûts associés à la gestion des pièces de rechange. Cette politique de maintenance, combinant des interventions parfaites et imparfaites, vise à déterminer le nombre optimal de maintenances préventives de chaque type, ainsi que les intervalles de maintenance les plus appropriés. De plus, elle cherche à identifier les quantités optimales de pièces de rechange à commander. En intégrant ces éléments, notre approche cherche à optimiser l'efficacité opérationnelle du système éolien tout en minimisant les coûts globaux de maintenance et de gestion des pièces de rechange.

Dans le quatrième chapitre, nous avons étendu les résultats encourageants obtenus précédemment aux contextes des parcs éoliens. Notre démarche a consisté à concevoir une nouvelle stratégie optimale de maintenance mixte, intégrée à la gestion des pièces de rechange, spécifiquement adaptée à un parc éolien, en exploitant les capacités de l'apprentissage automatique. Nous avons réussi à élaborer un plan de maintenance mixte économiquement avantageux, intégré à la gestion des pièces de rechange, sur un horizon temporel défini.

Pour chacun des problèmes exposés respectivement dans les chapitres 2, 3 et 4, nous avons développé un modèle analytique exhaustif, par la suite validé par le biais d'exemples numériques ainsi que par des analyses de sensibilité approfondies. Ces démarches ont permis de démontrer la robustesse et la validité du modèle proposé..

Les résultats prometteurs obtenus dans cette thèse ouvrent la voie à diverses perspectives stimulantes. Au-delà de cette étude, les contributions découlant de nos recherches peuvent être appliquées à une gamme étendue de modèles. Par exemple, notre système de production d'énergie pourrait être étendu à un système hybride incluant des éoliennes et d'autres sources d'énergie renouvelable, telles que le photovoltaïque. Cette extension pourrait offrir des solutions énergétiques plus robustes et diversifiées, contribuant ainsi à la transition vers des réseaux électriques plus durables et résilients.

En ce qui concerne les perspectives futures, il serait pertinent d'intégrer la qualité des pièces de rechange, qu'elles soient neuves ou d'occasion, afin d'améliorer davantage notre travail. De plus, une avancée importante consisterait à prendre en compte la durée de l'opération de maintenance. Actuellement, la durée de chaque maintenance préventive et corrective est négligée dans notre étude. Cependant, pour mieux refléter les réalités logistiques de la maintenance des éoliennes, il serait essentiel d'incorporer ces données temporelles dans nos modèles. Cette approche permettrait une planification plus précise et efficace des activités de maintenance, conduisant ainsi à une optimisation accrue des coûts et des performances opérationnelles.

# Annex

Tacke TW 600		600 kW									
Datasheet		Rotor		Generator		Weight		Gear box		Tower	
Rated power:	600.0 kW	Diameter:	43.0 m	Type:	Asynchronous	Single blade:	1.9t	Hub height:	50.0 m		
Flexible power ratings:	-	Swept area:	1,452.0 m <sup>2</sup>	Number:	1.0	Hub:	-				
Cut-in wind speed:	3.0 m/s	Number of blades:	3	Speed, max:	1,500.0 U/min	Rotor:	18.0 t	Type:	Spur	Type:	Tubular Steel
Rated wind speed:	17.0 m/s	Rotor speed, max:	27.0 U/min	Voltage:	690.0 V	Nacelle:	32.5 t	Stages:	3.0	Shape:	conical
Cut-out wind speed:	25.0 m/s	Tip speed:	61 m/s	Grid connection:	Thyristor	Tower, max:	55.0 t	Ratio:	1:57	Corrosion protection:	painted
Survival wind speed:	65.0 m/s	Type:	TW 600	Grid frequency:	50.0 Hz	Total weight:	105.5 t	Manufacturer:	Renk / Tacke	Manufacturer:	CAL
Wind zone (D/B):	-	Material:	GFK	Manufacturer:	AEGLoher						
Wind class (IEC):	-	Manufacturer:	Abeking & Rasmussen								
		Power density 1:	413.2 W/m <sup>2</sup>								
		Power density 2:	2.4 m <sup>2</sup> /kW								

les spécificités de l'éolienne TW600

# Résumé

À l'échelle mondiale, le développement des parcs éoliens connaît une croissance sans précédent, manifestée par l'augmentation annuelle de la puissance éolienne installée et de la production éolienne mondiale. L'année 2020 a marqué un jalon historique pour l'industrie éolienne mondiale, et il est prévu que l'installation de nouvelles éoliennes soit trois fois plus rapide au cours de la prochaine décennie.

Tout système de production d'énergie est vulnérable aux pannes aléatoires, perturbant ainsi les plans de production. Le vieillissement, les pannes et les intervalles de maintenance sont autant d'exemples de phénomènes aléatoires fréquemment observés dans ces systèmes. Dans le cas spécifique des éoliennes, la nature hautement volatile et imprévisible du vent implique que la durée des opérations de maintenance doit être réduite au minimum afin de maximiser la disponibilité de chaque éolienne et, par conséquent, sa production énergétique.

Les risques associés à la maintenance font de celle-ci la principale cause des accidents dans le secteur éolien. En outre, le manque de formation des techniciens de maintenance et l'absence de plan de prévention viennent aggraver la situation. Il est donc impératif d'élaborer un plan de maintenance afin d'optimiser le nombre et la durée des interventions, réduisant ainsi de manière significative les conséquences techniques, économiques et humaines de ces opérations.

La maintenance, la production et la gestion des pièces de rechange sont trois fonctions essentielles pour toute activité de production. Dans la pratique, ces fonctions sont souvent gérées de manière distincte, bien qu'elles soient intrinsèquement liées. En effet, l'intégration de ces politiques permet d'améliorer la productivité et de réduire considérablement les coûts.

Dans le cadre de cette recherche, l'objectif principal de cette thèse est de développer de nouvelles politiques de maintenance intégrées à la production d'énergie et à la gestion des pièces de rechange pour les parcs éoliens. Trois stratégies de maintenance, intégrées à la gestion des pièces de rechange, ont été examinées : une stratégie de maintenance parfaite, une stratégie de maintenance imparfaite, ainsi qu'une approche mixte combinant à la fois des opérations parfaites et imparfaites. De plus, une autre stratégie de maintenance mixte, impliquant l'utilisation de l'apprentissage automatique avec une adaptation à la production d'énergie, a été évaluée afin de garantir un niveau de service optimal tout en tenant compte des contraintes opérationnelles.

Pour chacune de ces stratégies développées, l'objectif est de déterminer simultanément un plan de production d'énergie économique et un plan de maintenance optimal, visant à minimiser le coût total de production d'énergie et de maintenance, intégrant la gestion des pièces de rechange. Une caractéristique importante de cette étude est la prise en compte de l'impact de la variation de la production d'énergie sur la dégradation des éoliennes.

Le problème a été formalisé par le développement et l'optimisation de modèles analytiques, qui ont ensuite été validés à l'aide d'exemples numériques et d'études de sensibilité, démontrant ainsi la robustesse des modèles analytiques développés.

**Mot-clés :** production, maintenance, éolienne, énergie renouvelable, production d'énergie, maintenance intégrée, apprentissage automatique, pièces de rechange.

# *Abstract*

On a global scale, the development of wind farms is experiencing unprecedented growth, as evidenced by the annual increase in installed wind power capacity and global wind energy production. The year 2020 marked a historic milestone for the global wind industry, and it is projected that the installation of new wind turbines will be three times faster over the next decade.

Any energy production system is vulnerable to random failures, thus disrupting production plans. Aging, breakdowns, and maintenance intervals are examples of random phenomena frequently observed in these systems. In the specific case of wind turbines, the highly volatile and unpredictable nature of the wind implies that the duration of maintenance operations must be minimized to maximize the availability of each turbine and, consequently, its energy production.

The risks associated with maintenance make it the leading cause of accidents in the wind energy sector. Furthermore, the lack of training for maintenance technicians and the absence of prevention plans exacerbate the situation. It is therefore imperative to develop a maintenance plan to optimize the number and duration of interventions, thus significantly reducing the technical, economic, and human consequences of these operations.

Maintenance, production, and spare parts management are three essential functions for any production activity. In practice, these functions are often managed separately, although they are intrinsically linked. Indeed, integrating these policies improves productivity and significantly reduces costs.

In the scope of this research, the main objective of this thesis is to develop new maintenance policies integrated with energy production and spare parts management for wind farms. Three maintenance strategies, integrated with spare parts management, were examined: a perfect maintenance strategy, an imperfect maintenance strategy, as well as a mixed approach combining both perfect and imperfect operations. Additionally, another mixed maintenance strategy, involving the use of machine learning with adaptation to energy production, was evaluated to ensure an optimal level of service while considering operational constraints.

For each of these developed strategies, the goal is to simultaneously determine an economical energy production plan and an optimal maintenance plan, aiming to minimize the total cost of energy production and maintenance, integrating spare parts management. An important feature of this study is the consideration of the impact of energy production variation on wind turbine degradation.

The problem was formalized through the development and optimization of analytical models, which were subsequently validated using numerical examples and sensitivity analyses, thus demonstrating the robustness of the developed analytical models.

**Keywords** : production, maintenance, wind turbine, renewable energy, energy production, integrated maintenance, machine learning, spare parts.

# Bibliographie

## A

[Aghezzaf et al., 2016] Aghezzaf, E., Khatab, A., and Tam, P. L., "Optimizing production and imperfect preventive maintenance planning's integration in failure-prone manufacturing systems". *Reliability Engineering & System Safety*, 145:190–198, 2016.

[Ait-Kadi et al., 2003] Ait-Kadi, D., Hanani, S., Benchekroun, B., Chelbi, A., "Stratégie de maintenance pour la maximisation de la disponibilité d'un système de production", *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, 37(5), Juin 2003.

[Amodei et al., 2016] Amodei, D., Olah, C., Steinhardt, J., Christiano, P., Schulman, J., & Mané, D. (2016). Concrete problems in AI safety. arXiv preprint arXiv:1606.06565.

[Achouch et al., 2020] Achouch, S., Regragui, F., & Gharbi, M. (2020). Improvement of the performance of a capacitive relative pressure sensor: case of large deflections. *Journal of Sensors and Sensor Systems*, 9(2), 401-409.

[Ayvaz et Alpay, 2021] Ayvaz, Serkan & Alpay, Koray. (2021). Predictive Maintenance System for Production Lines in Manufacturing: A Machine Learning Approach Using IoT Data in Real-Time. *Expert Systems with Applications*. 173. 114598. 10.1016/j.eswa.2021.114598.

[Alfredo et al, 2022] Alfredo Peinado Gonzalo, Tahar Benmessaoud, Mani Entezami, Fausto Pedro García Márquez, Optimal maintenance management of offshore wind turbines by minimizing the costs, *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, Volume 52, Part C, 2022, 102230, ISSN 2213-1388, <https://doi.org/10.1016/j.seta.2022.102230>.

[Aisha, 2023] Sa'ad, A. (2023). Développement de stratégies de maintenance intégrées pour les sources d'énergie renouvelables basées sur des méthodes analytiques et l'intelligence artificielle (AI): comparaisons et étude de cas.

[Andrawus et al., 2007] Andrawus, J.A., Watson, J and Kishk, M, "Wind Turbine Maintenance Optimisation: principles of quantitative maintenance optimisation", *International Journal of Wind Engineering*, Vol 31 No 2, pp. 101-110, 2007.

[Alsaleh 2017] Alsaleh, Naser Abdulrahman. 2017. "Performance of Spare Parts Supply Chains in Developing Industries." *Production Planning & Control* 28 (10): 860–872. doi:10.1080/09537287.2017.1328080.

[Andrawus, 2008] Andrawus J.A., "Maintenance optimization for wind turbines", A thesis submitted in partial fulfilment of the requirements of The Robert Gordon University Aberdeen for the degree of Doctor of Philosophy, 2008.

[Assid et al. 2015] Assid, M., A. Gharbi, and A. Hajji. 2015. "Production Planning and Opportunistic Preventive Maintenance for Unreliable One-Machine Two-Products Manufacturing Systems." *IFAC-PapersOnLine* 28 (3): 478–483. doi:10.1016/j.ifacol.2015.06.127.

[Alrabghi et Tiwari, 2016] Alrabghi, Abdullah, and Ashutosh Tiwari. 2016. "A Novel Approach for Modelling Complex Maintenance Systems Using Discrete Event Simulation." *Reliability Engineering & System Safety* 154: 160–170. doi: 10.1016/j.ress.2016.06.003.

[Abdelrahim and vizvari, 2016] Abdelrahim, E. H., & Vizvári, B. (2016). Simultaneous Scheduling of Production and Preventive Maintenance on a Single Machine. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 42(7),2867–2883. doi:10.1007/s13369-016-2290-4

B

[Bajestani et al., 2014] Bajestani A., M. D. Banjevic, and J. C. Beck. "Integrated Maintenance Planning and Production Scheduling with Markovian Deteriorating Machine Conditions." *International Journal of Production Research* 52 (24): 7377–7400, 10.1080/00207543.2014.931609, 2014.

[Barlow and Proschan, 1965] Barlow R., and Proschan F., "Mathematical theory of reliability", New York, John Wiley & Sons, 1965.

[Barlow and Hunter, 1960] R. Barlow and L.C. Hunter, "Optimum preventive maintenance policies", *Operations Research* 8 (1), pp. 90–100, 1960.

[Beichelt, 1982] F. Beichelt, "A replacement policy based on limits for the repair cost rate", *IEEE Transactions on Reliability*, R-31, 401-403, 1982.

[Kader et al.,2016] Ba Kader, Dellagi Sofiene, Rezg Nidhal and Erray Walid, Joint optimization of preventive maintenance and spare parts inventory for an optimal production plan with consideration of CO2 emission, *Reliability Engineering and System Safety*, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ress.2016.01.006>

[Bouzoubaa et al., 2020] Bouzoubaa, M., Hajej, Z., and Rezg, N., « Stratégie de maintenance imparfaite intégrée pour un système de production d'énergie sous variation de taux de défaillance (cas d'une éolienne) », *MOSIM'20*, 2020.

[Borowy et Salameh, 1996] Borowy, B.; Salameh, Z., "Methodology for optimally sizing the combination of a battery bank and PV array in a wind/pv hybrid system". *Energy Convers. IEEE Trans.*, 11, 367–375, 1996

[Brandolese et al. 1996] Brandolese, M., Fransi, M., et Pozzetti, A., "Planification intégrée de la production et de la maintenance". *International Journal of Production Reserach*, 34 :2059-2075, 1996.

[Bryony et al., 2016] Bryony D., Cagan J. , Moriarty P., "An advanced modeling system for optimization of wind farm layout and wind turbine sizing using a multi-level extended pattern search algorithm". *Energy* 106, 802-814, 2016.

[Burton et al., 2001] Burton, T., Sharpe, D., Jenkins, N. & Bossanyi, E., "Wind Energy Handbook", JohnWiley and Sons Ltd, 2001.

[Byon et al., 2010] Byon E., Ntaimo L., and Ding Y., "Optimal maintenance strategies for wind power systems under stochastic weather conditions", *IEEE Transactions on Reliability*, Volume: 59, Issue: 2, June 2010.

[Besnard et al. 2013] Besnard, F. (2013). On maintenance optimization for offshore wind farms. Chalmers Tekniska Hogskola (Sweden).

## C

[Chelbi et Ait-kadi, 2001] Chelbi, Anis & Ait-Kadi, Daoud, 2001. "Spare provisioning strategy for preventively replaced systems subjected to random failure," *International Journal of Production Economics*, Elsevier, vol. 74(1-3), pages 183-189, December.

[Carroll and McDonald, 2015] Carroll J. and McDonald A., "Failure rate, repair time and unscheduled O&M cost analysis of offshore wind turbines," *Wind Energy* 19, 1107, 2015.

[Carlos et al., 2013] Carlos S., Sánchez A., Martorell S., Martón I. "Onshore wind farms maintenance optimization using a stochastic model. *Mathematical and Computer Modelling*", *Mathematical and Computer Modelling*, 57(s 7–8):1884–1890, 2013.

[Cavalieri et al.,2008] Cavalieri, S., Garetti, M., Macchi, M., & Pinto, R. (2008). A decision-making framework for managing maintenance spare parts. *Production Planning & Control*, 19(4), 379–396. <https://doi.org/10.1080/09537280802034471>

[Caduff et al. 2012] Caduff M, Huijbregts MAJ, Althaus HJ, Koehler A, Hellweg S. Wind power electricity: the bigger the turbine, the greener the electricity? *Environ Sci Technol* 2012;46:4725–33.

[Carta et al, 2009] Carta, J.; Ramirez, P.; Velquez, S., "A review of wind speed probability distributions used in wind energy analysis: Case studies in the canary islands". *Renew. Sustain. Energy Rev.* , 13, 933–955, 2009.

[Chan and Shaw, 1993] Chan J., Shaw L., "Modeling repairable systems with failure rates that depend on age and maintenance". *Reliability, IEEE Transactions*, 42(4): 566–571, 1993

[Çınar et al., 2020] Çınar, Z. M., Abdussalam Nuhu, A., Zeeshan, Q., Korhan, O., Asmael, M., & Safaei, B. (2020). Machine learning in predictive maintenance towards sustainable smart manufacturing in industry 4.0. *Sustainability*, 12(19), 8211.

[Chattopadhyay, 2004] Chattopadhyay, D. "Life-cycle maintenance management of generating units in a competitive environment". *IEEE Power & Energy Society*, vol. 19, Issue 2, Pages 1181 – 1189, 2004.

[Chehouri et al.,2015] Chehouri A., Rafic Y., Ilinca A., Perron J.,"Review of performance optimization techniques applied to wind turbines", *Applied Energy*, Volume 142, 15, Pages 361-388, 2015.

[Chehouri et al.,2016] Chehouri A., Rafic Y., Ilinca A., Perron J. "Wind Turbine Design: Multi-Objective Optimization", *IntechOpen*, 2016.

[Chiang and Yuan, 2001] Chiang, J.H., and Yuan, J., "Optimal maintenance policy for a Markovian system under periodic inspection", *Reliability Engineering and System Safety*, 71,165-172, 2001.

[Cho and Parlar, 1991] Cho D. I. and Parlar M., "A survey of maintenance models for multi-unit systems", *European Journal of Operational Research*, 1991, vol. 51, issue 1, 1-23, 1991.

[Conover et al., 2000] Conover, K., VandenBosche, J., Rhoads, H. and Smith, B., "Review of operation and maintenance experience in the DOE-EPRI wind turbine", *National Renewable Energy Lab.*, 2000.

[Cresswell et al., 2002] Cresswell, L., Twigg, R. & Buchdahl, J., "Energy fact sheet series for key stage 4 and A level", Technical report, Atmosphere Climate and Environment Information Programme Manchester Metropolitan University, 2002.

## D

[Diallo et al., 2008] C. Diallo, D. Ait-Kadi and A. Chelbi, "(s,Q) Spare Parts Provisioning Strategy for Periodically Replaced Systems," in *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 57, no. 1, pp. 134-139, March 2008, doi: 10.1109/TR.2007.909775.

[Driessen et al., 2014] Driessen, M. A., Rustenburg, W. D., Houtum, van, G. J. J. A. N., & Wiers, V. C. S. (2014). *Connecting inventory control and repair shop control : a differentiated control structure for repairable spare parts.* (BETA publicatie : working papers; Vol. 445). Technische Universiteit Eindhoven.

[Dalzochio et al., 2020] Dalzochio, J., Kunst, R., Pignaton, E., Binotto, A., Sanyal, S., Favilla, J., & Barbosa, J. (2020). Machine learning and reasoning for predictive maintenance in Industry 4.0: Current status and challenges. *Computers in Industry*, 123, 103298.

[Davidson and Hunsley, 1994] Davidson, J., and Hunsley, C., "The Reliability of Mechanical Systems". 2nd ed. Institute of Mechanical Engineers, 1994.

[Dobos, 2003] Dobos, I. (2003). Optimal production-inventory strategies for a HMMS-type reverse logistics system. *International Journal of Production Economics*, 81, 351-360.

[Dekker, 1996] Dekker R., "Application of maintenance optimization models: a review and analysis", *Reliability Engineering and System Safety*, 51, 229-240, 1996

[Dehayem Nodem et al., 2011] Dehayem Nodem, F.I., Kenné, J.P., Gharbi, A. "Simultaneous control of production, repair/replacement and preventive maintenance of deteriorating manufacturing systems". *Int. J. Prod. Econ.* 134 (1), 271-282, 2011.

[Ding et Tian, 2011] Ding, F., & Tian, Z., "Opportunistic maintenance optimization for wind turbine systems considering imperfect maintenance actions". *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering*, 18(05), 463-481, 2011.

[Durbhaka et Selvaraj, 2016] G. K. Durbhaka and B. Selvaraj, "Predictive maintenance for wind turbine diagnostics using vibration signal analysis based on collaborative recommendation approach," 2016 *International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, 2016, pp. 1839-1842, doi: 10.1109/ICACCI.2016.7732316.

[Dellagi et al., 2020] Dellagi, S., Trabelsi, W., Hajej, Z., & Rezg, N. (2020). Integrated maintenance/spare parts management for manufacturing system according to variable production rate impacting the system degradation. *Concurrent Engineering*, 28(1), 72-84.

[Drinkwater and Hastings, 1967] Drinkwater, R.W., And Hastings, N.A.J., "An economic replacement model". *Journal of Operations Research. Quarterly*, 18(2), pp. 121-138, 1967.

[Dunn, 1987] Dunn,R., "Advanced maintenance technologies. *Plant Engineering*", 40 (12),80-82, 1987.

## E

[Ekren and Ekren, 2009] Ekren, B.Y.; Ekren, O., "Simulation based size optimization of a PV/wind hybrid energy conversion system with battery storage under various load and auxiliary energy conditions". *Appl. Energy*, 86, Pages 1387–1394, 2009.

## F

[Fithi et al.,2015] Abderrahmane Fithi, Ahmed Mousrij, Hassan Gziri. Vers une démarche d'implantation d'un système de management de la maintenance industrielle. Xème Conférence Internationale : Conception et Production Intégrées, Dec 2015, Tanger, Maroc. (hal-01260779)

[Florian et al., 2021] Florian, E., Sgarbossa, F., & Zennaro, I. (2021). Machine learning-based predictive maintenance: A cost-oriented model for implementation. *International Journal of Production Economics*, 236, 108114.

[Fernando et al., 2015] Fernando S., Ângelo P.T., C. Guedes S., "Modelling and simulation of the operation and maintenance of offshore wind turbines", *Journal of Risk and Reliability*. Volume: 229 issue: 5, page(s): 385-393, 2015.

## G

[Gardent and Nonant, 1963] Gardent P., Nonant L., « Entretien et renouvellement d'un parc de machines », *Revue Française de Recherche Opérationnelle*, 7, pp. 5-19, 1963.

[Garrad & Partners, 2001] Garrad Hassan and partners, "Offshore Wind Energy: Ready to Power a Sustainable Europe, Final Report, Concerted Action on Offshore Energy in Europe", Delft University Wind Energy Research Institute (Duwin), 2001.

[Gherasim et al., 2016] Gherasim, T., Ed-Dahmouni, B., & Leray, P. (2016). Détection et prédiction de défaillances dans un parc d'éoliennes à l'aide de réseaux bayésiens. In 8èmes journées francophones de réseaux bayésiens (JFRB 2016).

[Gu et al., 2021] Gu, H., Liu, W. Y., Gao, Q. W., & Zhang, Y. (2021). A review on wind turbines gearbox fault diagnosis methods. *Journal of Vibroengineering*, 23(1), 26-43.

[Alrabghi et Tiwari, 2016] Golcher-Barguil, Luis Alejandro, Simon Peter Nadeem, and Jose Arturo Garza-Reyes. 2019. "Measuring Operational Excellence: An Operational Excellence Profitability (OEP) Approach." *Production Planning & Control* 30 (8): 682–698

[Gaudiosi, 1999] Gaudiosi, G., "Offshore wind energy prospects", *Renewable Energy*, Vol 16 (1-4), pp. 828-834. S, 1999.

[Gertsbakh, 2013] Gertsbakh, I. B., & Shpungin, Y. (2013). Network reliability calculations based on structural invariants. *Applied Reliability Engineering and Risk Analysis: Probabilistic Models and Statistical Inference*, 135-149.

[GWEC, 2023] "Global Offshore Wind Report 2021", Global Wind Energy Council, 25 Mars 2021. URL:[https://gwec.net/global-wind-report2021/?mc\\_cid=003b4aaebf&mc\\_eid=34a02944d3](https://gwec.net/global-wind-report2021/?mc_cid=003b4aaebf&mc_eid=34a02944d3) [Dernière consultation : 25 Mars 2021]

H

[Habib et al., 1999] Habib, M.; Said, S.; El-Hadidy, M.; Al-Zaharna, I. "Optimization procedure of a hybrid photovoltaic wind energy system". *Energy* 1999, 24, 919–929, 1999.

[Hinton et Salakhutdinov, 2006] G. E. Hinton, R. R. Salakhutdinov ,Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks.*Science*313,504-507(2006).DOI:10.1126/science.1127647

[He et al., 2016] He, H., Boyd-Graber, J., Kwok, K., & Daumé III, H. (2016, June). Opponent modeling in deep reinforcement learning. In *International conference on machine learning* (pp. 1804-1813). PMLR.

[Hayouni, 2017] Hayouni, Jihed (2017). Développement d'un modèle de pronostic pour les roulements des éoliennes. Mémoire. Rimouski, Québec, Université du Québec à Rimouski, Département de mathématiques, informatique et génie, 136 p.

[Hajej et al, 2016] Hajej, Z., Rezg, N. and Gharbi A. "An optimal production/maintenance strategy under lease contract with warranty periods". *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 22(1), 35- 50, 2016.

[Hajej et al., 2018] Hajej Z., Rezg N., Askri T. "Joint optimization of capacity, production and maintenance planning of leased machines". *Journal of Intelligent Manufacturing*, pp 1–24, 2018.

[Hajej et al., 2020] Hajej, Z., Nidhal, R., Anis, C., & Bouzoubaa, M. "An optimal integrated production and maintenance strategy for a multi-wind turbines system". *International Journal of Production Research*, 58(21), 6417-6440, 2020.

[Hajej et al. 2023] Zied, Hajej & Kammoun, Mohamed Ali & Rezg, Nidhal & Bouzoubaa, Maryem. (2023). An optimal combined production and maintenance policies for a wind farm with environmental and operational considerations. 10.1016/B978-0-323-99666-2.00003-4.

[Horenbeek et al., 2013] Van Horenbeek, A., Scarf, P. A., Cavalcante, C. A., & Pintelon, L. (2013). The effect of maintenance quality on spare parts inventory for a fleet of assets. *IEEE Transactions on Reliability*, 62(3), 596-607.

[Hansen et al., 2015] Hansen, L. H., Helle, L., Blaabjerg, F., Ritchie, E., Munk-Nielsen, S., Bindner, H., Sorensen, P. & Bak-Jensen, B., "Conceptual survey of generators and power electronics for wind turbines, Technical report", Riso National Laboratory, Roskilde, Denmark, 2001.

[Han et al., 2021] M. Han, Z. Qian, B. Jing, S. Zhu and F. Zhang, "Wind Turbine Condition Monitoring Based on Autoencoder and K-means," 2021 International Conference on Smart-Green Technology in Electrical and Information Systems (ICSGTEIS), 2021, pp. 125-129, doi: 10.1109/ICSGTEIS53426.2021.9650405.

## I

[IEC61400-22, 2010] Wind Turbine Standards "Wind turbines – Part 22: Conformity testing and certification", International Electro-technical Commission, 2010.

[IRSST, 2014] Chaumel J.L., Giraud L., Ilinca A., « Secteur éolien-Risques en santé et en sécurité au travail et stratégies de prévention », IRSST, Études et recherches RAPPORT R-820, 2014.URL : <https://www.irsst.qc.ca/media/documents/PubIRSST/R-820.pdf?v=2020-02-18>

## J

[Jordan et Mitchell, 2015] Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260. <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>

[Jing et al., 2012] Jing L., Wei W., et Xiang J., "A Simple Sizing Algorithm for Stand-Alone PV/Wind/Battery Hybrid Microgrids", *Energies*, vol 5, pp5307- 5323; doi:10.3390/fr5125307, 2012.

[Jin et al., 2015] Jin T, Tian Z and Xie M (2015) A game-theoretical approach for optimizing maintenance, spares and service capacity in performance contracting. *International Journal of Production Economics* 161: 31–43.

## K

[Kahrobaee and Asgarpour, 2013] Kahrobaee S. and Asgarpour S., "A hybrid analytical-simulation approach for maintenance optimization of deteriorating equipment: Case study of wind turbines," *Electr. Power Syst. Res.* 104(1), 80–86, 2013.

[Knofius et al., 2019] Knofius N, Van der Heijden MC and Zijm WHM (2019) Consolidating spare parts for asset maintenance with additive manufacturing. *International Journal of Production Economics* 208: 269–280.

[Kenne and Gharbi, 2004] Kenne, J.P. et Gharbi, A. , «Maitrise des cadences de production et de maintenance corrective dans un système de fabrication multi-produits ». Modélisation mathématique et informatique, 38 :865-875, 2004.

[Kenne and Nkeungoue, 2008] Kenne, J.P. et Nkeungoue, L.J., « Contrôle simultané de la production, des taux de maintenance préventive et corrective des systèmes de fabrication sujets aux défaillances ». Applied Numerical Mathematics, 58 :180-194, 2008.

[Kulshrestha et al., 2024] Kulshrestha, N., Agrawal, S. and Shree, D. (2024), "Spare parts management in industry 4.0 era: a literature review", Journal of Quality in Maintenance Engineering, Vol. 30 No. 1, pp. 248-283. <https://doi.org/10.1108/JQME-04-2023-0037>

[Kennedy et al.,2002 ] Kennedy, W. J., Patterson, J. W., & Fredendall, L. D. (2002). An overview of recent literature on spare parts inventories. International Journal of production economics, 76(2), 201-215.

[Kantardzic, 2011 ] Kantardzic, M. (2011). Data mining: concepts, models, methods, and algorithms. John Wiley & Sons.

[Kodinariya et Makwana, 2013] Kodinariya, T. M., & Makwana, P. R. (2013). Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering. International Journal, 1(6), 90-95.

L

[Learney et al., 1999] Learney, V.C., Sharpe, D.J., and Infield, D., "Condition monitoring technique for optimisation of wind farm performance", International Journal of COMADEM, 2(1), 5–13, 1999.

[Lie and Chun, 1986] C. H. Lie and Y. H. Chun, "An Algorithm for Preventive Maintenance Policy,"IEEE Transactions on Reliability, Vol. 35, No. 1, pp. 71-75. doi:10.1109/TR.1986.4335352, 1986.

[Lynch et al., 2013] P. Lynch, K. Adendorff, V.S.S. Yadavalli, O. Adetunji,Optimal spares and preventive maintenance frequencies for constrained industrial systems,Computers & Industrial Engineering,<https://doi.org/10.1016/j.cie.2013.03.005>.

[LeCun et al., 2015] LeCun, Yann & Bengio, Y. & Hinton, Geoffrey. (2015). Deep Learning. Nature. 521. 436-44. 10.1038/nature14539.

[Lydia et Kumar, 2021] M. Lydia, G. Edwin Prem Kumar,Machine learning applications in wind turbine generating systems,Materials Today: Proceedings,Volume 45, Part 7,2021,Pages 6411-6414,ISSN 2214-7853,<https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.11.268>.

[Lynch et al.,2013] Lynch P, Adendorff K and Yadavalli VSS (2013) "Optimal spares and preventive maintenance frequencies for constrained industrial systems". Comput Ind Eng, vol. 65(3), pp. 378–387

[Lei et Sandborn, 2018] Lei, X., & Sandborn, P. A. (2018). Maintenance scheduling based on remaining useful life predictions for wind farms managed using power purchase agreements. Renewable Energy, 116, 188-198.

[Longfu et al., 2019] Longfu Luo, Xiaofeng Zhang, Dongran Song, Weiyi Tang, Li Li, Xiaoyu Tian, (2019), "Minimizing the Energy Cost of Offshore Wind Farms by Simultaneously Optimizing Wind Turbines and Their Layout". *Appl. Sci.* 2019, 9(5), 835; <https://doi.org/10.3390/app9050835>.

[Leahy et al., 2016] K. Leahy, R. L. Hu, I. C. Konstantakopoulos, C. J. Spanos and A. M. Agogino, "Diagnosing wind turbine faults using machine learning techniques applied to operational data," 2016 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM), 2016, pp. 1-8, doi: 10.1109/ICPHM.2016.7542860.

## M

[Mnih et al., 2015] Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D. et al. Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature* 518, 529–533 (2015). <https://doi.org/10.1038/nature14236>

[Mtibaa et al. 2018] Gouiaa-Mtibaa, A., Dellagi, S., Achour, Z., & Erray, W. (2018). Integrated Maintenance-Quality policy with rework process under improved imperfect preventive maintenance. *Reliability Engineering & System Safety*, 173, 1-11.

[Martorell et al. 1999] Martorell, S., Sanchez, A., & Serradell, V. (1999). Age-dependent reliability model considering effects of maintenance and working conditions. *Reliability Engineering & System Safety*, 64(1), 19-31.

[Malik, 1979] Malik M.A.K., "Reliable preventive maintenance scheduling". *AIIE Transactions*, 11:221–228, 1979.

[Manwell et al., 2002] Manwell, J. F., McGowan, J. G. & Rogers, A., "Wind Energy Explained: Theory, Design and Application", John Wiley & Sons, Ltd, 2002.

[Marsh, 2005] Marsh, G., "Wind turbines how big can they get?" *Refocus*, Vol 6 No2, pp. 22-28, 2005.

[Matveev et Shcheklein, 2015] Matveev A, Shcheklein S, "Life Cycle Analysis of Low-Speed Multiblade Wind Turbine". *International Journal of Renewable Energy Research-IJREER*, Vol 5, No 4, 2015.

[McCall, 1965] J. McCall, "Maintenance Policies for Stochastically Failing Equipment: A Survey," *Management Science, INFORMS*, vol. 11(5), pages 493-524, March 1965.

[Muchiri et al. 2014] Muchiri, Peter Nganga, Liliane Pintelon, Harry Martin, and Peter Chemweno. 2014. "Modelling Maintenance Effects on Manufacturing Equipment Performance: Results from Simulation Analysis." *International Journal of Production Research* 52 (11): 3287–3302. doi: 10.1080/00207543.2013.870673.

[Monga and Zuo, 1997] A. Monga and M. Zuo, "Optimal System Design Considering Maintenance and Warranty," *Computers and Operations Research*, vol. 25, pp. 691-705, 1998.

## N

[Nakagawa et Osaki, 1974] Nakagawa, T., Osaki, S., "The Optimum Repair Limit Replacement Policies", *Journal of the Operations Research Society of Japan* 25, 311–317, 1974.

[Nakagawa, 1979] Nakagawa, T., "Optimum policies when preventive maintenance is imperfect", IEEE Transactions on Reliability R-28 4, p331-332. 1979.

[Nakagawa, 1981] Nakagawa, T., "Generalized models for determining optimal number of minimal repairs before replacement", Journal of the Operations Research Society of Japan, 24, 325-337, 1981.

[Nourelfath et al., 2012] Nourelfath, M., Châtelet E. and Nahas N., "Joint redundancy and imperfect preventive maintenance optimization for series-parallel multi-state degraded systems". Reliability Engineering and System Safety, 103 51-60, 2012.

[Nourelfath et al., 2016] Nourelfath M, Nahas N., Ben-Daya M. "Integrated preventive maintenance and production decisions for imperfect processes". Reliability Engineering & System Safety 148, 21-31, 2016.

O

[Ouali et al., 2002] Ouali, Me, S. Rezg, N., et Xie, X. « Maintenance préventive et optimisation des flux d'un système de production ». Journal Européen des Systèmes Automatisés (JESA), 36 :97-116, 2002.

[Qarahasanlou et al., 2019] Nouri Qarahasanlou A, Barabadi A, Ataei M, et al. (2019) Spare part requirement prediction under different maintenance strategies. International Journal of Mining, Reclamation and Environment 33(3): 169–182.

P

[Panagiotidou, 2014] Panagiotidou S (2014) "Joint optimization of spare parts ordering and maintenance policies for multiple identical items subject to silent failures". European Journal of Operational Research, vol. 235(1), pp. 300–314

[Park et al., 2015] Park, J., & Law, K. H. (2015). Layout optimization for maximizing wind farm power production using sequential convex programming. Applied Energy, 151, 320–334. doi:10.1016/j.apenergy.2015.03.139

[Pellerin, 2005] Pellerin, C. , "Wind power world's fastest-growing new electricity source: Financial incentives, technology critical for further development", Global Issues, 2005.

[Pham and Wang, 1996] Pham, H. and Wang, H. "Imperfect Maintenance", European Journal of Operational Research 94, 425-438, 1996.

[Pierskalla and Voelker, 1976] Pierskalla, W.P., and J.A. Voelker. "A Model for Optimal Mass Screening and the Case of Perfect Test Reliability". Technical Report No. 3. Northwestern University, Department of Industrial Engineering and Management Sciences, Evanston Ill. 1976.

[Pohekar and Ramchandran, 2004] Pohekar S.D. and Ramchandran M. "Application of multi-criteria decision making to sustainable energy planning-A review "Renewable and sustainable decision making to sustainable energy Reviews, Volume 8, Issue 4, Pages 356-381, August 2004.

## Q

[Qarahasanlou et al., 2017] Nouri Qarahasanlou, A., Barabadi, A., Ataei, M., and Einian, V. (2017) "Spare part requirement prediction under different maintenance strategies". *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, pp. 1-14

## R

[Rademakers and Verbruggen, 2002] Rademakers, L. W. and Verbruggen, T., "Maintenance manager to control operation and maintenance of offshore wind farms", *International Journal of Environment and sustainable Development*, 1(4), 370–378, 2002.

## S

[Su and Zhou, 2012] Su, C. and Zhou, X. (2012) Maintenance optimization for multi-component of wind turbine based on effective age. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 42(6), DOI: 10.3969/j.issn.1001-0505.2012.06.015.

[Sobolewski et al., 2018] Sobolewski, R. A., D'Amico, G., & Petroni, F. (2018). Decision Model of Wind Turbines Maintenance Planning. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 440–450. doi:10.1007/978-3-319-91446-6\_41.

[Stetco et al., 2018] Stetco, A., Dinmohammadi, F., Zhao, X., Robu, V., Flynn, D., Barnes, M., Nenadic, G. (2018). Machine learning methods for wind turbine condition monitoring: A review. *Renewable Energy*. doi:10.1016/j.renene.2018.10.047 10.1016/j.renene.2018.10.047

[Scarf, 1997] Scarf, P.A., "On the application of mathematical models in maintenance", *European Journal of Operational Research*, 99, 493-506, 1997.

[Sherif and Smith, 1981] Y. S. Sherif & M. L. Smith. "Optimal maintenance models for systems subject to failure—A Review," *Naval Research Logistics Quarterly*, John Wiley & Sons, vol. 28(1), pages 47-74, March 1981.

## T

[Tsai et al., 2001] Tsai, Y.T., Wang, K.S., and Teng, H.Y., "Optimizing preventive maintenance for mechanical components using genetic algorithms", *Reliability Engineering and System Safety*, 74, 89– 97, 2001.

## V

[Van der Auweraer et al., 2019] Van der Auweraer S, Boute RN and Syntetos AA (2019) Forecasting spare part demand with installed base information: a review. *International Journal of Forecasting* 35(1): 181–196.

[Verbruggen, 2003] Verbruggen, T., "Wind turbine operation and maintenance based on condition monitoring WT-\_ final report", Technical Report, ECN-C-03-047, 2003.

## W

[Walford, 2006] Walford, C., "Wind Turbine Reliability: Understanding and Minimizing Wind

Turbine Operation and Maintenance Costs”, Sandia Report- Global Energy Concepts, 2006.

[Wakiru et al. 2019] Wakiru, James, Liliane Pintelon, Peter N. Muchiri, and Peter K. Chemweno. 2019c. “A Simulation-Based Optimization Approach Evaluating Maintenance and Spare Parts Demand Interaction Effects.” *International Journal of Production Economics* 208 (December): 329–342. doi:10.1016/j.ijpe.2018.12.014.

[Wang, 2002] H. Wang, "A Survey of Maintenance Policies of Deteriorating Systems," *European Journal of Operational Research*, vol. 139, pp. 469-489, 2002.

[Wang, 2012] Wang T., “A brief review on wind turbine aerodynamics”. *Theoretical & applied mechanics letters* 2, 062001. doi:10.1063/2.1206201, 2012.

Y

[Yoo et al., 2022] Yoo, Ji Hyun et al. “Predictive Maintenance System for Wafer Transport Robot Using K-Means Algorithm and Neural Network Model.” *Electronics* (2022): n. pag.

[Yang et al., 2007] Yang, H.; Lu, L.; Zhou, W. “A novel optimization sizing model for hybrid solar-wind power generation system”, *Sol. Energy*, 81, 76–84, 2007.

[Yeh et al., 2019] Yeh, C.-H., Lin, M.-H., Lin, C.-H., Yu, C.-E., & Chen, M.-J. (2019). Machine Learning for Long Cycle Maintenance Prediction of Wind Turbine. *Sensors*, 19(7), 1671. doi:10.3390/s19071671

Z

[Zhang et al., 2015] Zhang, Mimi & Gaudoin, Olivier & Xie, Min, 2015. "Degradation-based maintenance decision using stochastic filtering for systems under imperfect maintenance," *European Journal of Operational Research*, Elsevier, vol. 245(2), pages 531-541.

[Zhang et al., 2021] Zhang, S.; Huang, K.; Yuan, Y. Spare Parts Inventory Management: A Literature Review. *Sustainability* 2021, 13, 2460. <https://doi.org/10.3390/su13052460>

[Zipkin, 2000] Zipkin PH (2000) “Foundations of Inventory Management”, pp. 514 Boston, MA: McGRAW

[Zhou et al., 2008] Zhou, W.; Yang, H.; Fang, Z., “Battery behavior prediction and battery working states analysis of a hybrid solar-wind power generation system”. *Renew. Energy* 33, 1413–1423, 2008.

## **Abderrahmane FAKER**

[Faker et al., 2021] FAKER Abderrahmane, BOUSLIKHANE Salim, HAJEJ Zied 2021. OPTIMISATION CONJOINTE DE LA PLANIFICATION DE LA PRODUCTION D'ENERGIE, DE LA MAINTENANCE ET DES PIECES DE RECHANGE D'UN PARC EOLIEN HAL , 6, <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-03177560/> (Communication dans un congrès)

[Faker et al., 2020] Faker Abdrehamane, Bouslikhane Salim, Hajej Zied 2020. Optimal Integrated Maintenance, Production and Spare Parts Strategy for Wind Turbines System 10th Annual International Conference on Industrial Engineering and Operations Management, IEOM , 1574, <http://www.ieomsociety.org/ieom2020/papers/112.pdf> (Communication dans un congrès)

[Faker et al., 2021] A. Faker, Z. Hajej, S. Dellagi and S. Bouslikhane 2021. Optimized Integrated Maintenance, Production and Spare Parts Strategy for Wind Turbines System 2021 10th International Conference on Renewable Energy Research and Application (ICRERA) , pp. 59-64 doi: 10.1109/ICRERA52334.2021.9598695., <https://ieeexplore.ieee.org/document/9598695> (Communication dans un congrès)

[Faker et al., 2022] FAKER, A. BOUSLIKHANE, S. HAJEJ, Z. DELLAGI, S. 2022. Machine learning approach for integrated maintenance and spare parts management strategies IFAC-PapersOnLine,Pages1386-1391, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896322018924> (Communication dans un congrès)

[Faker et al., 2022] Abderrahmane, F. Bouslikhane, S. Hajej, Z. Dellagi, S. Trabelsi, W. 2022. An improved integrated maintenance/spare parts management for wind turbine systems with adopting switching concept Energy Reports , Volume 8, Supplement 9, Pages 936-955, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484722013907> (Article dans une revue)