UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

PLANIFICATION DE LA MAINTENANCE D'UN PARC DE TURBINES-ALTERNATEURS PAR PROGRAMMATION MATHÉMATIQUE

HAKIM AOUDJIT

DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES ET DE GÉNIE INDUSTRIEL ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

THÈSE PRÉSENTÉE EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE PHILOSOPHLÆ DOCTOR (Ph.D) (GÉNIE INDUSTRIEL) AVRIL 2010

© Hakim AOUDJIT, 2010.

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Cette thèse intitulée :

PLANIFICATION DE LA MAINTENANCE D'UN PARC DE TURBINES-ALTERNATEURS PAR PROGRAMMATION MATHÉMATIQUE

présentée par : <u>AOUDJIT Hakim</u>

en vue de l'obtention du diplôme de : Philosophiæ Doctor

a été dûment acceptée par le jury d'examen constitué de :

M. LANGEVIN André, Ph.D., président

- M. OUALI Mohamed-Salah, Doct., membre et directeur de recherche
- M. AUDET Charles, Ph.D., membre et codirecteur de recherche
- M. ADJENGUE Luc-Désiré, Ph.D., membre
- M. KENNÉ Jean-Pierre, Ph.D., membre externe

DÉDICACE

À Yemma, Vava, Djazira, Mimi et toute ma famille.

REMERCIEMENTS

Ce projet a été supporté en partie par Hydro-Québec. Les résultats et les commentaires dans cette thèse appartiennent solennellement à l'auteur.

Je remercie messieurs Paul-André Levesque, Richard Primeau et Michel Demers pour leur disponibilité et engagement pour la réussite de l'incidence industrielle de ce projet.

Je remercie aussi les membres du jury pour la revue de cette thèse et Dr. Mohamed-Salah Ouali ainsi que Dr Charles Audet pour la direction de ce travail de recherche.

RÉSUMÉ

Une population grandissante de groupes turbines-alternateurs dans les centrales hydroélectriques arrive à sa fin de vie utile et les gestionnaires appréhendent la concurrence des arrêts pour des rénovations majeures avec un nombre tel que les ressources disponibles dans une même période ne seraient pas suffisantes. Ces retraits du réseau peuvent durer jusqu'à une année entière et mobilisent des ressources importantes en plus de la perte de production électrique. Les prévisions à la hausse des ventes à l'export et des rythmes de production sévères font craindre la mise à l'arrêt de beaucoup de groupes en même temps.

Actuellement, le jugement des experts est au cœur des décisions des retraits qui se basent essentiellement sur des inspections périodiques et des mesures effectuées in-situ et dont les résultats sont centralisés chez l'équipe de planification des retraits. La nature aléatoire des phénomènes de dégradations qui ont lieu, font en sorte que la capacité de prévision de l'usure par l'inspection a un caractère de court-terme. Une vision des rénovations majeures sur le long terme est activement recherchée par les gestionnaires dans un souci de justification et de rationalisation des ressources budgétaires allouées aux rénovations.

Les gestionnaires disposent d'une quantité impressionnante de données. Parmi elles, figurent la production horaire de chaque groupe depuis plusieurs années, l'historique des réparations sur chaque organe ainsi que les retraits majeurs effectués depuis les années 1950.

Dans ce projet de recherche, nous nous proposons de résoudre le problème de planification de la maintenance d'un parc de 90 groupes turbines-alternateurs du réseau de production d'Hydro-Québec sur un horizon de 50 ans. Nous développons une méthodologie scientifique et rationnelle de préparation des plans des retraits qui serviront de support à la prise de décision en exploitant les données de mesures et les historiques disponibles tout en respectant un ensemble de contraintes techniques et économiques. Pour respecter la confidentialité de certaines données, toutes les dénominations originales ont été modifiées pour les rendre anonymes.

Ce problème de planification est traité comme un problème d'optimisation avec contraintes. D'abord, un groupe est étudié pour ressortir les organes les plus influents. Un modèle de taux de défaillance est développé pour prendre en compte les caractéristiques technologiques de l'organe et d'utilisation du groupe. Ensuite, des stratégies de remplacements et de réparations sont évaluées pour chacun des composants et des modèles pour le groupe sont proposés. Des stratégies classiques à une variable de décision telles que la stratégie de remplacement périodique selon l'âge et la stratégie de réparation minimale sont évaluées. Ces stratégies sont étendues pour construire des stratégies de remplacement à 2 variables de décision ainsi qu'une stratégie de réparation où l'état d'un composant, après une réparation, est rajeuni par un coefficient constant.

Ces modèles forment la base du calcul des fonctions objectifs du problème de planification. Ce problème est traité en premier lieu comme un problème non linéaire dans lequel l'objectif est la minimisation du coût total moyen de maintenance par unité de temps sur un horizon infini du parc de groupes avec des contraintes techniques et économiques. Une formulation est proposée dans le cas d'un horizon fini.

Par la suite et advenant le cas où la production électrique varie, et que le profil d'utilisation probable est connu, l'influence des scénarios de production est reflétée sur les composants des groupes à travers leurs taux de défaillance. Dans un tel contexte, des pronostics sur des problèmes éventuels de ressources sont réalisés en étudiant les caractéristiques des plans générés.

En second lieu, les retraits des groupes turbines-alternateurs sont subordonnés à deux critères de décision. En plus de minimiser le coût total moyen de maintenance par unité de temps sur un horizon infini, la meilleure fiabilité des groupes restant en exploitation est recherchée. Ce problème est traité comme programme non linéaire biobjectif.

Finalement une série de problèmes décrivant plusieurs contextes sont résolus pour la planification des rénovations des 90 groupes turbines-alternateurs en considérant 3 composants majeurs par groupe et 2 types de stratégies de maintenance par composant.

ABSTRACT

A growing number of Hydro-Québec's hydro generators are at the end of their useful life and maintenance managers fear to face a number of overhauls exceeding what can be handled. Maintenance crews and budgets are limited and these withdrawals may take up to a full year and mobilize significant resources in addition to the loss of electricity production. In addition, increased export sales forecasts and severe production patterns are expected to speed up wear that can lead to halting many units at the same time.

Currently, expert judgment is at the heart of withdrawals which rely primarily on periodic inspections and in-situ measurements and the results are sent to the maintenance planning team who coordinate all the withdrawals decisions. The degradations phenomena taking place is random in nature and the prediction capability of wear using only inspections is limited to short-term at best. A long term planning of major overhauls is sought by managers for the sake of justifying and rationalizing budgets and resources.

The maintenance managers are able to provide a huge amount of data. Among them, is the hourly production of each unit for several years, the repairs history on each part of a unit as well as major withdrawals since the 1950's.

In this research, we tackle the problem of long term maintenance planning for a fleet of 90 hydro generators at Hydro-Québec over a 50 years planning horizon period. We lay a scientific and rational framework to support withdrawals decisions by using part of the available data and maintenance history while fulfilling a set of technical and economic constraints.

We propose a planning approach based on a constrained optimization framework. We begin by decomposing and sorting hydro generator components to highlight the most influential parts. A failure rate model is developed to take into account the technical characteristics and unit utilization. Then, replacement and repair policies are evaluated for each of the components then strategies are derived for the whole unit. Traditional univariate policies such as the age replacement policy and the minimal repair policy are calculated. These policies are extended to build alternative bivariate maintenance policy as well as a repair strategy where the state of a component after a repair is rejuvenated by a constant coefficient.

These templates form the basis for the calculation of objective function for the scheduling problem. On one hand, this issue is treated as a nonlinear problem where the objective is to minimize the average total maintenance cost per unit of time on an infinite horizon for the fleet with technical and economic constraints. A formulation is also proposed in the case of a finite time horizon.

In the event of electricity production variation, and given that the usage profile is known, the influence of production scenarios is reflected on the unit's components through their failure rate. In this context, prognoses on possible resources problems are made by studying the characteristics of the generated plans.

On the second hand, the withdrawals are now subjected to two decision criteria. In addition to minimizing the average total maintenance cost per unit of time on an infinite time horizon, the best achievable reliability of remaining turbo generators is sought. This problem is treated as a biobjective nonlinear optimization problem.

Finally a series of problems describing multiple contexts are solved for planning renovations of 90 turbo generators units considering 3 major components in each unit and 2 types of maintenance policies for each component.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	III
REMERCIEMENTS	IV
RÉSUMÉ	V
ABSTRACT	VII
TABLE DES MATIÈRES	IX
LISTE DES TABLEAUX	XV
LISTE DES FIGURES	XVIII
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XXII
LISTE DES ANNEXES	XXIII
INTRODUCTION	1
1.1 Organisation de la thèse	3
1.2 Problématique	3
1.3 Hypothèses scientifiques	4
1.4 Objectifs de recherche	4
1.5 Sommaire des contributions	5
CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE	7
2.1 Vieillissement des équipements	9
2.1.1 Modèles stochastiques	
2.1.2 Méthodes basées sur la dégradation	
2.1.3 Méthodes d'analyse des effets des défaillances	
2.2 Stratégies de maintenance	
2.2.1 Stratégies pour système à un seul composant	
2.2.2 Stratégies pour système à plusieurs composants	

2.3 Pl	anification de la maintenance	46
2.3.1	Planification par la gestion des actifs	46
2.3.2	Planification par programmation mathématique	47
2.4 Oj	ptimisation de la planification de la maintenance	52
2.4.1	Méthodes de recherche directe	53
2.4.2	Méthode utilisant des méta-heuristiques	54
2.4.3	Méthode utilisant l'intelligence artificielle	55
2.4.4	Méthode utilisant les réseaux de neurones	56
2.4.5	Méthodes hybrides	57
CHAPITRE	3 GÉNÉRALITÉS ET ÉTUDE DES DONNÉES SUR LES GROUPES TA	. 58
3.1 Ra	appels	61
3.2 Pr	ofils de fonctionnement des groupes TA	63
3.2.1	Cas de la centrale C1	64
3.2.2	Cas de la centrale C2	65
3.2.3	Cas de la centrale C3	66
3.2.4	Cas de la centrale C4	68
3.2.5	Cas de la centrale C5	69
3.2.6	Cas de la centrale C6	70
3.2.7	Récapitulatif des profils d'utilisation des centrales	71
3.3 Ge	énération d'un scénario de fonctionnement	71
3.4 Ét	tude des données de défaillance des alternateurs	73
3.4.1	Caractéristiques de l'échantillon d'alternateurs	73
3.4.2	Estimation directe du taux de défaillance des alternateurs	74
3.4.3	Facteurs potentiellement influents sur les durées de vie des alternateurs	77

3.5 Éta	ude des données de défaillance des turbines	80
3.5.1	Caractéristiques de l'échantillon de turbines	80
3.5.2	Estimation directe du taux de défaillance des turbines	81
3.5.3	Facteurs potentiellement influents sur les durées de vie des turbines	83
3.6 Éta	ude des données de défaillance des systèmes d'excitation SE	86
3.6.1	Caractéristiques de l'échantillon de SE	86
3.6.2	Estimation directe du taux de défaillance des SE	86
3.6.3	Facteurs potentiellement influents sur les durées de vie des SE	89
3.7 Di	scussion	90
CHAPITRE	4 MODÉLISATION DU TAUX DE DÉFAILLANCE D'UN GROUPE TA	92
4.1 Va	riables dépendantes et indépendantes	93
4.1.1	Caractéristiques technologiques	94
4.1.2	Environnement de fonctionnement	94
4.2 Mo	odèle de défaillance à risques proportionnels PHM	95
4.2.1	Motivation	95
4.2.2	Définition du modèle PHM	95
4.2.3	Estimation des paramètres du modèle PHM	97
4.2.4	Algorithmes d'estimation des paramètres	99
4.2.5	Application aux alternateurs	.100
4.2.6	Application aux turbines	.106
4.2.7	Application aux SE	.110
4.3 Mo	odèle de défaillance basé sur l'âge virtuel	.114
4.3.1	Motivation	.114
4.3.2	Processus d'âge virtuel	.115

4.3.3	Application à un groupe TA	125
CHAPITRE	5 STRATÉGIES DE MAINTENANCE D'UN PARC DE GROUPES TA	. 126
5.1 St	tratégie de remplacement d'un groupe TA	128
5.1.1	Expression du coût de maintenance moyen	128
5.1.2	Expression du coût de maintenance actualisé	132
5.2 St	tratégies de réparation d'un groupe TA	133
5.2.1	Stratégie de réparation SRI	134
5.2.2	Stratégie de réparation SRII	135
CHAPITRE	E 6 PLANIFICATION DE LA MAINTENANCE D'UN PARC DE	
	GROUPES TA	. 138
6.1 Pl	anification par programmation non linéaire	138
6.1.1	Programme avec la stratégie SR0	139
6.1.2	Programme avec la stratégie SRI	139
6.1.3	Programme avec la stratégie SRII	140
6.2 Pl	anification par programmation biobjectif	140
6.3 C	ontraintes du problème de planification	142
6.3.1	Fenêtres de maintenance	142
6.3.2	Début de la maintenance	142
6.3.3	Durée et continuité de la maintenance	143
6.3.4	Achèvement de la maintenance	143
6.3.5	Capacité de production	143
6.3.6	Priorité de la maintenance	143
6.3.7	Équilibre de l'offre et de la demande	143
6.3.8	Maintien de la réserve	143

6.3.9	Remise sous tension du réseau	144
6.3.10	Équipes et ressources de maintenance	144
6.3.11	Lissage des débours de maintenance	144
6.3.12	Période d'amortissement	145
6.4 A	lgorithmes de résolution	145
6.4.1	La librairie NOMAD	145
6.4.2	La librairie LINDO API	147
CHAPITRE	E 7 PLANIFICATION DES RETRAITS DE 90 GROUPES TA	
7.1 S	ystèmes d'information pour la planification	150
7.1.1	Interface graphique utilisateur GUI	151
7.1.2	Programme principal	152
7.1.3	Base de données	153
7.2 H	ypothèses supplémentaires pour les résolutions	155
7.3 P	lanification avec la stratégie SR0	157
7.3.1	Plan de départ	157
7.3.2	Problème I : Minimisation des coûts de maintenance avec scénario 1	159
7.3.3	Problème II : Minimisation des coûts de maintenance avec scénario 2	164
7.3.4	Comparatif des plans des problèmes 1 et 2	168
7.3.5	Problème III : Maximisation de la fiabilité	171
7.3.6	Problème IV : Planification multicritère avec la stratégie SR0	173
7.4 P	lanification avec la stratégie SRI	176
7.4.1	Plan de départ	176
7.4.2	Problème V : Minimisation des coûts de réparation	176
7.4.3	Problème VI : Planification multicritère avec la stratégie SRI	178

7.5	Discussion	180
CONCL	USION	181
BIBLIO	GRAPHIE	185
ANNEX	ΚΕ	202

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 : Plan de concepts pour la recherche documentaire	7
Tableau 3.1 : Heures de maintenance cumulées des composants majeurs d'un groupe TA	60
Tableau 3.2 : Échantillon de groupes avec données de fonctionnement	63
Tableau 3.3 : Échantillon de groupes avec données de fonctionnement	63
Tableau 3.4 : Modèles de régression des facteurs de fonctionnement - Centrale C1	65
Tableau 3.5 : Modèles de régression des facteurs de fonctionnement - Centrale C2	65
Tableau 3.6 : Modèles de régression des facteurs de fonctionnement - Centrale C3	66
Tableau 3.7 : Modèles de régression des facteurs de fonctionnement - Centrale C4	68
Tableau 3.8 : Modèles de régression des facteurs de fonctionnement - Centrale C5	69
Tableau 3.9 : Modèles de régression des facteurs de fonctionnement - Centrale C6	71
Tableau 3.10 : Récapitulatif des modèles de régression des facteurs de fonctionnement	71
Tableau 3.11 : Identification de l'échantillon d'alternateurs	73
Tableau 3.12 : Extrait des durées de vie de l'échantillon d'alternateurs	74
Tableau 3.13 : Codage des facteurs de construction	78
Tableau 3.14 : Identification de l'échantillon de turbines	80
Tableau 3.15 : Extrait des durées de vie de l'échantillon de turbines	80
Tableau 3.16 : Identification de l'échantillon de SE	86
Tableau 4.1 : Estimation des paramètres des facteurs de construction des alternateurs	101
Tableau 4.2 : Estimation des paramètres des facteurs de fonctionnement des alternateurs	101
Tableau 4.3 : Paramètres du modèle PHM pour les alternateurs	102
Tableau 4.4 : Interaction du facteur charge avec le temps pour les alternateurs	103
Tableau 4.5 : Estimation des paramètres des facteurs de construction des turbines	106
Tableau 4.6 : Estimation du paramètre du facteur « fabricant » des turbines	107

Tableau 4.7 : Estimation des paramètres des facteurs de fonctionnement des turbines	107
Tableau 4.8 : Paramètres du modèle PHM pour les turbines	108
Tableau 4.9 : Interaction des facteurs du modèle PHM des turbines avec le temps	109
Tableau 4.10 : Estimation du paramètre du facteur de construction des SE	111
Tableau 4.11 : Estimation des paramètres des facteurs de fonctionnement des SE	111
Tableau 4.12 : Paramètres du modèle PHM pour les SE	112
Tableau 4.13 : Résultats de l'estimation avec interactions avec le temps	112
Tableau 7.1 : Identification des centrales hydroélectriques	150
Tableau 7.2 : Organisation des données sur l'échantillon de groupes TA	154
Tableau 7.3 : Données sur les caractéristiques des composants des groupes TA	154
Tableau 7.4 : Détails des caractéristiques des composants des groupes TA	155
Tableau 7.5 : Caractéristiques du plan de départ du problème I	157
Tableau 7.6 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème I	159
Tableau 7.7 : Caractéristiques du plan de retraits amélioré pour le problème I	161
Tableau 7.8 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème II	164
Tableau 7.9 : Caractéristiques du plan de retraits amélioré pour le problème II	166
Tableau 7.10 : Variation entre les plans pour les problèmes I et II	169
Tableau 7.11 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème II avec relaxat contraintes	ion de 169
Tableau 7.12 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème III	171
Tableau 7.13 : Caractéristiques du plan de retraits amélioré pour le problème III	171
Tableau 7.14 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème IV	174
Tableau 7.15 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème V	176
Tableau 7.16 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème VI	179
Tableau 7.17 : Récapitulatif des caractéristiques des plans de retraits	180

Tableau 7.18 : Plan de départ détaillé avec la stratégie SR0	202
Tableau 7.19: Caractéristiques détaillées du plan de retrait du problème I	205
Tableau 7.20: Caractéristiques détaillées du plan amélioré des retraits du problème I	206
Tableau 7.21: Caractéristiques détaillées du plan des retraits du problème II	208
Tableau 7.22: Caractéristiques détaillées du plan amélioré des retraits du problème II	209
Tableau 7.23: Caractéristiques détaillées du plan de retrait du problème III	212
Tableau 7.24: Plan Pareto-optimal du problème IV	213
Tableau 7.25: Plan de retraits optimal pour le problème V	215
Tableau 7.26: Plan de retraits détaillé pour le problème VI	216

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1 : Types de documents et années de publication	8
Figure 2.2 : Modèle Markovien à quatre états	.13
Figure 2.3 : Stratégie de remplacement basée sur la dégradation	.16
Figure 2.4 : Trajectoires d'un processus de Wiener avec différentes valeurs de σ , ν	.17
Figure 2.5 : Trajectoires d'un processus de chocs de Poisson λ , ρ	.18
Figure 2.6 : Calibration d'un modèle heuristique	.19
Figure 2.7 : Puissance du signal RMS du CH-47D	.22
Figure 2.8 : Échelle indépendante de la charge	.23
Figure 2.9 : Architecture de la méthodologie	.29
Figure 2.10 : Arbre de défaillance d'une unité de production	.30
Figure 2.11 : Facteurs qui influencent les stratégies de maintenance	.33
Figure 2.12 : Plan pour niveler la réserve	.51
Figure 3.1 : Vue schématique d'un groupe TA	.58
Figure 3.2 : Contribution des composants au taux d'indisponibilité d'un groupe	.59
Figure 3.3 : Diagrammes Pareto du nombre d'heures de maintenance par composant	.59
Figure 3.4 : Diagramme Pareto des heures de maintenance de a) turbine, b) alternateur, c) SE	.61
Figure 3.5 : Courbes réelles et de régressions des facteurs de fonctionnement de C1-A03	.64
Figure 3.6 : Courbes réelles et de régressions des facteurs de fonctionnement de C2-A32	.66
Figure 3.7 : Courbes réelles et de régressions des facteurs de fonctionnement de C3-A01 et A	x02 .67
Figure 3.8 : Courbes réelles et de régressions des facteurs de fonctionnement de C4-A01 et A	A02 .68
Figure 3.9 : Courbes réelles et de régressions des facteurs de fonctionnement de C5-A01 et A	A02 .69

Figure 3.10 : Courbes réelles et de régressions des facteurs de fonctionnement de C6-A31 à A36
Figure 3.11 : Scénario avec une charge cumulée augmentée de 50% pour la centrale C172
Figure 3.12 : (a) Histogrammes. (b) densité. (c) fiabilité. (d) taux de défaillance observé de l'échantillon d'alternateurs
Figure 3.13 : Modèles des taux de défaillance approchés de l'échantillon d'alternateurs
Figure 3.14 : Comparaison des taux de défaillance approchés des alternateurs par centrale77
Figure 3.15 : Diagrammes de fréquences des facteurs de construction des alternateurs
Figure 3.16 : Diagrammes de fréquences des facteurs de fonctionnement des alternateurs79
Figure 3.17 : Histogramme, densité, fiabilité et taux de défaillance des turbines
Figure 3.18 : Taux de défaillance approchés de l'échantillon de turbines
Figure 3.19 : Comparaison des taux de défaillance approchés des turbines par centrale
Figure 3.20 : Diagrammes de fréquences des facteurs de construction des turbines
Figure 3.21 : Diagrammes de fréquences des facteurs de fonctionnement des turbines
Figure 3.22 : Histogramme, densité, fiabilité et taux de défaillance des SE
Figure 3.23 : Modèles des taux de défaillance approchés de l'échantillon de SE
Figure 3.24 : Comparaison des taux de défaillance approchés des SE par centrale
Figure 3.25 : Diagrammes de fréquences du facteur de construction des SE
Figure 3.26 : Diagrammes de fréquences des facteurs de fonctionnement des SE90
Figure 3.27 : Approximation par spline des taux de défaillances
Figure 4.1 : Accélération du temps par le modèle PHM96
Figure 4.2 : Tracé log-log des fiabilités pour un modèle PHM96
Figure 4.3 : Méthode d'estimation des paramètres du modèle PHM
Figure 4.4 : Test de proportionnalité des taux de défaillance des alternateurs
Figure 4.5 : Taux de défaillance des alternateurs avec augmentation de 50% de la charge 105

Figure 4.6 : Test de proportionnalité des taux de défaillance pour les turbines	108
Figure 4.7 : Modèles des taux de défaillance des turbines avec augmentation de 50% d	e la charge
	110
Figure 4.8 : Test de proportionnalité des taux de défaillances	112
Figure 4.9 : Modèles des taux de défaillance des SE avec augmentation de 50% de la ch	narge113
Figure 4.10 : Illustration de l'évolution de l'âge virtuel avec taux de rajeunissement aléa	atoire114
Figure 4.11 : Influence des réparations sur le taux de défaillance	115
Figure 4.12 : Calcul de l'âge virtuel	116
Figure 4.13 : Processus multivariable de réparation du système série	119
Figure 4.14 : Réalisations typique du processus bivariable	120
Figure 4.15 : Taux de défaillance d'un système série à 2 composants	122
Figure 4.16 : Taux de défaillance d'un TA basé sur le modèle d'âge virtuel	125
Figure 5.1 : Périodicités optimales avec une stratégie SR0 pour les composants	129
Figure 5.2 : Coût et périodicités optimales en fonction de l'horizon	131
Figure 6.1 : Description sommaire de l'algorithme MADS	146
Figure 7.1 : Années de mise en services des groupes TA à planifier	150
Figure 7.2 : Architecture du système d'information	151
Figure 7.3 : Interface utilisateur du programme principal avec la fenêtre de saisie des de	onnées 152
Figure 7.4 : Aperçu des tables de la base de données	153
Figure 7.5 : Préparation des données pour la résolution pour un groupe	156
Figure 7.6 : Diagramme du plan de départ avec la stratégie SR0	158
Figure 7.7 : Diagramme des retraits pour le problème I	160
Figure 7.8 : Diagramme des retraits amélioré pour le problème I	162
Figure 7.9 : Amélioration de l'objectif du problème I par le solveur NOMAD	
Figure 7.10 : Diagramme des retraits pour le problème II	

Figure 7.11 : Diagramme amélioré des retraits pour le problème II	167
Figure 7.12 : Amélioration de l'objectif du problème II par le solveur NOMAD	168
Figure 7.13 : Diagramme des retraits pour le problème II avec 3 équipes et supplémentaires	t 2 ponts
Figure 7.14 : Diagramme des retraits pour le problème III	172
Figure 7.15 : Amélioration de l'objectif du problème III par le solveur NOMAD	173
Figure 7.16 : Front Pareto-optimal pour le problème IV	174
Figure 7.17 : Diagramme des retraits Pareto-optimal pour le problème IV	175
Figure 7.18 : Diagramme des retraits pour le problème V	177
Figure 7.19 : Front Pareto-Optimal pour le problème VI	178
Figure 7.20 : Diagramme des retraits pour le problème VI	179

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ALT	Alternateur d'un groupe turbine-alternateur hydroélectrique
Cdf	Fonction de répartition (Cumulative density function)
Hf	Taux de défaillance (Hazard rate)
NLP	Programme Non Linéaire
Pdf	Densité de probabilité
РНМ	Modèle de risques proportionnels (Proportional Hazard Model)
SE	Système d'excitation d'un groupe turbine-alternateur hydroélectrique
ТА	Groupe turbine-alternateur hydroélectrique
TURB	Turbine d'un groupe turbine-alternateur hydroélectrique
VAP	Processus d'âge virtuel (Virtual Age Process)

LISTE DES ANNEXES

Annexe 1 : Plans détaillés pour les problèmes I à VI 202

INTRODUCTION

La croissance continue de la demande en énergie, la déréglementation des marchés, et les préoccupations grandissantes liées aux émissions de gaz à effet de serre exercent une pression sur les propriétaires de centrales électriques pour que ces derniers exploitent leurs installations de manière plus efficace. Pour Hydro-Québec, la nature « écologique » de l'énergie produite par les centrales hydroélectriques satisfait déjà les contraintes sur les émissions mais fait en sorte que l'exportation de cette denrée « verte » est de plus en plus en demande. Les gestionnaires des centrales font alors face à des rythmes de production croissants et variables qui soumettent les équipements à un stress important qui accélère leurs dégradations.

De plus, les parcs de production hydro-électriques comportent plusieurs centaines d'unités, et sont vieillissants. Ces groupes ont des durées de vie de plusieurs dizaines d'années et sont très fiables. L'habitude est d'inspecter ces machines à des intervalles de plus en plus courts vers la fin de la période d'exploitation et de déterminer la date de retrait. Avec cette approche, on appréhende l'arrivée d'un nombre important de groupes à leurs fins de vie à la même période.

Un grand intérêt est exprimé alors pour des méthodes et des outils permettant de déterminer les stratégies des retraits pour les rénovations majeures de ces groupes qui vont permettre de répondre à la demande tout en respectant un large éventail de contraintes liés aux ressources, à la fiabilité, à la sécurité des livraisons d'électricité, et à la pérennité des installations.

L'efficacité et de meilleurs rendements sont aussi recherchés. La technologie et les matériaux utilisés ayant atteint leurs limites, c'est avec une meilleure planification des opérations de production et de maintenance que des gains sur les coûts d'opération pourront être atteints.

Les pertes de production durant les arrêts des groupes sont minimales et la production n'est généralement pas perturbée par l'arrêt d'un seul groupe dans une centrale qui peut en contenir plusieurs dizaines. Par exemple, l'eau est stockée dans le réservoir et peut être utilisée ultérieurement. La planification de la maintenance devra donc reposer principalement sur les aspects liés au vieillissement, la fiabilité et la stratégie de maintenance. En effet, pendant la durée d'exploitation, des entretiens réguliers et des réparations sont réalisés et représentent une enveloppe de plusieurs dizaines de millions de dollars annuellement. Le plus grand effort est entrepris sur la modélisation de l'incertitude sur l'usure et le vieillissement des parcs par

l'intégration de modèles de fiabilité dans la planification systématique des opérations de maintenance.

En résumé, nous pouvons décrire la planification de la maintenance d'un parc de groupes turbines-alternateurs TA de la façon suivante : tous les systèmes technologiques étant sujets à des défaillances aléatoires, il faut trouver une séquence de réalisation des rénovations des groupes de façon à optimiser un ou plusieurs critères de performance sous un ensemble de contraintes. Ces critères peuvent représenter des coûts moyens de maintenance ou la disponibilité des groupes. Les contraintes quand à elles peuvent être réglementaires, technologiques, économiques et de ressources.

Pour des réseaux de petite taille, et principalement pour des parcs de production de type thermique, les techniques de modélisation et de résolution telles que la programmation linéaire et dynamique ont été appliquées depuis les années 60 (Chen & Toyoda, 1988; Garver, 1963, 1972). En fait, c'est la production électrique qui est planifiée sur un horizon d'une année ou deux, en tenant compte de la nécessité d'arrêter les machines pour des rénovations avec une périodicité établie par le constructeur. Concernant les centrales hydrauliques, très peu de travaux sont dédiés à la planification ayant pour objectif l'optimisation des coûts de maintenance ou de la disponibilité. La planification repose souvent sur un savoir-faire interne acquis au fil des années ainsi que sur des approches heuristiques conduisant à des programmes de maintenance faisables, sans possibilité de se situer par rapport à l'optimalité.

De nombreux modèles mathématiques correspondant à autant de stratégies de maintenance pour la détermination d'intervalles optimaux de maintenance existent. Ils concernent souvent un composant ou un système complexe considéré comme un système en série, en parallèle ou hybride. Des modèles élaborés intégrant même l'effet des réparations sur la durée de vie résiduelle des composants ont été développés. Par contre, ce qui n'est pas étudié, c'est la planification simultanée de la maintenance d'un ensemble de systèmes complexes avec un ensemble de contraintes comme celles existant dans les réseaux hydroélectriques actuels. Une de nos contributions est de proposer une stratégie de maintenance d'un parc de systèmes complexes en utilisant la programmation mathématique et son application pour la planification des retraits des groupes TA. Elle permet d'avoir une vision sur le long terme de l'état des systèmes et répartir les opérations de maintenance sur l'horizon. Elle répond aussi au besoin d'automatisation de la

génération des plans pour faire face à des événements non prévus qui viennent modifier un plan préétablis. La capacité de générer des plans automatiquement, en résolvant un programme mathématique, permet une révision rapide de ces derniers en tenant compte des nouveaux paramètres. Le besoin de révision peut naître de l'ajout ou la modification d'une contrainte comme le démantèlement d'une équipe d'intervention ou la diminution des budgets alloués.

Des planifications avec l'optimisation de critères multiples peuvent aussi être recherchées. Elles présentent des attraits non négligeables pour l'aide à la décision dans des situations complexes de plus en plus courantes actuellement. Les travaux de recherche en maintenance pour l'optimisation de critères multiples sont rares ou inexistants à notre connaissance à cause des difficultés de modélisation et de résolution. Une seconde contribution de ce travail est la planification des opérations de maintenance par l'optimisation biobjectif.

1.1 Organisation de la thèse

La démarche de recherche est du type analytique. La mise en œuvre du projet est organisée de la façon suivante : la problématique générale est présentée et est décomposée en sujets spécifiques. Par la suite, l'objectif général de recherche est établi et est détaillé par des objectifs spécifiques. L'impact scientifique du travail accompli est résumé dans le sommaire des contributions scientifiques.

1.2 Problématique

L'objectif de ce travail de recherche est de formuler une méthodologie de prise de décision des retraits pour des rénovations majeures d'un parc de groupes TA sur un horizon de 50 ans. Cette formulation peut aider les gestionnaires de centrales électriques à optimiser certains critères comme la réduction des coûts de maintenance tout au long du cycle de vie des groupes tout en satisfaisant la demande en énergie électrique et en respectant un ensemble de contraintes techniques et opérationnelles. L'atteinte de ces objectifs nécessite des améliorations au niveau de la prévision de l'état des groupes en tenant compte du mode d'exploitation en utilisant notamment une prévision de la charge (production électrique), et l'historique des entretiens et des défaillances.

1.3 Hypothèses scientifiques

La réalisation de ce projet de recherche est supportée par les hypothèses suivantes :

- Il existe une représentation mathématique du problème de la planification des rénovations des groupes TA basée sur l'usage et l'historique des entretiens sous des contraintes de production, de ressources humaines et technologiques ;
- Une relation existe entre la périodicité des rénovations d'un groupe et la charge affectée au groupe ;
- La représentation des durées de vie à travers les taux de défaillance, la charge affectée et des réparations successives des composants des groupes TA préserve la propriété d'un taux de panne croissant.

1.4 Objectifs de recherche

L'objectif de ce projet est de développer une méthodologie de planification sur le long terme de la maintenance d'un parc de systèmes complexes constituée de groupes TA, en considérant le taux de défaillance des composants basés sur l'usage et l'historique des entretiens, et de dériver un ordre des retraits pour effectuer les rénovations en respectant un ensemble de contraintes. Plus particulièrement, le projet comprend :

- i) la modélisation des profils de chargement des groupes au niveau de chaque centrale hydroélectrique en étudiant les données de fonctionnement;
- ii) le développement d'un modèle général de défaillance d'un groupe TA en faisant intervenir des éléments de la technologie, le profil de chargement et l'historique des défaillances et des réparations ;
- iii) la modélisation du problème de planification de la maintenance d'un parc de groupes TA avec l'optimisation d'un seul critère avec des contraintes techniques et économiques dans le cas de 2 scénarios de demande en électricité ;
- iv) la modélisation du problème de planification de la maintenance d'un parc de groupes TA avec l'optimisation de deux critères et avec des contraintes techniques et économiques ;
- v) la proposition de méthodes de résolution dans chacun des cas ;
- vi) la validation du modèle sur le cas d'un parc de 90 groupes TA du réseau d'Hydro-Québec.

1.5 Sommaire des contributions

La réalisation de ce projet de recherche a apporté les contributions originales suivantes :

- i) elle présente deux nouvelles approches de modélisation du problème de planification de la maintenance d'un parc de groupes TA en utilisant la programmation non linéaire avec un seul critère, ainsi que la programmation biobjectif;
- ii) dans les deux approches de modélisation, elle propose des méthodes de résolution ;
- iii) elle utilise judicieusement le modèle des taux de défaillances proportionnels pour bâtir des scénarios de vieillissement à partir des prévisions de la demande en électricité ;
- iv) elle propose une méthode de calcul de l'âge des systèmes séries en considérant des réparations successives qui rajeunissent les composants ;
- v) la contribution industrielle du projet est la préparation du support théorique pour la conception d'un système d'information d'entreprise pour la planification des travaux majeurs chez Hydro-Québec.

Les principales contributions méthodologiques sont :

- i) Deux nouveaux modèles sont développés pour la résolution du problème de planification de la maintenance d'un réseau de groupes TA. Les modèles intègrent des scénarios de la demande et permettent au plan de réagir à la variation de cette demande. Nous pensons que ce modèle est le premier modèle proposé pour le problème de planification de la maintenance ;
- ii) Le modèle résolu pour un réseau de 90 groupes nous montre que les calculs sont suffisamment rapides pour traiter les problèmes de plus grandes dimensions. Le modèle possède également la flexibilité nécessaire pour accommoder d'autres types de machines complexes telles que des transformateurs électriques, des moteurs et autres ;
- iii) Les plans préliminaires montrent une meilleure performance que les plans actuellement en cours dans la pratique (plans sur 10 ans seulement). L'ensemble des 90 groupes sont pris en compte sur l'horizon de 50 ans ;
- iv) En simulant les effets de différents profils de demande, nous avons pu estimer la variation dans les budgets de maintenance annuels et l'état des groupes restant en exploitation.

Nous montrons à travers un indice de fiabilité comment l'état général des groupes restant en exploitation évolue;

 v) Bien que le modèle soit développé pour les groupes TA, nous pensons que certaines des idées exprimées ici peuvent être appliquées aux autres problèmes de gestion de la maintenance de parcs ou des flottes d'autres équipements tels que les transformateurs électriques ou les motorisations des engins lourds ou des navires.

La suite de ce travail est organisée comme suit : dans le chapitre 2, nous passons en revue les travaux les plus pertinents sur la planification de la maintenance ainsi que les problématiques spécifiques sur le vieillissement des équipements, de calcul de la fiabilité, de choix des stratégies de maintenance et de l'optimisation de la planification.

Dans le chapitre 3, après une brève description technique des éléments constitutifs d'un groupe, une étude des données d'indisponibilité permet de réaliser une décomposition pour retenir les composants les plus significatifs. Ensuite, les données historiques de fonctionnement et des défaillances de ces composants sont analysées pour dégager des tendances et orienter la modélisation entreprise dans le chapitre 4.

Ce dernier fournit une vue d'ensemble du problème de modélisation du taux de défaillance d'un système complexe. Après la définition des variables dépendantes et indépendantes, deux sections décrivent les propositions de modélisation des taux de défaillance.

Dans le chapitre 5, des stratégies de remplacements et d'autres stratégies de réparations sont définies pour la formulation des fonctions objectifs pour la planification.

Finalement, dans le chapitre 6, deux sections décrivent les modèles de planification selon les stratégies de maintenance en utilisant l'optimisation non linéaire ainsi que la formulation du problème en utilisant l'optimisation biobjectif. Deux autres sections examinent les contraintes du problème ainsi que les méthodes de résolution.

Le dernier chapitre montre, à travers la résolution d'une série de problèmes, une application de la méthode de planification pour un réseau de 90 groupes TA du réseau d'Hydro-Québec. Cette section inclut aussi la description d'un système d'information préliminaire pour l'intégration de ces modèles dans un réseau d'entreprise.

CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE

La planification de la maintenance d'un parc de machines est à la croisée de plusieurs disciplines chacune d'elles riche d'un nombre impressionnant de références. Une recherche documentaire par concepts et mots clés a été effectuée à l'aide des moteurs de recherche tels que Compendex, Inspec, et Web of Science pour retenir les disciplines qui interviennent, au sens large, dans la planification de la maintenance d'un parc de machines (tableau 2.1). Nous avons retenu le terme général « Actifs » pour désigner les équipements, ensuite la fiabilité et la maintenance dans leurs sens le plus général et ensuite l'optimisation pour faire référence à la planification et l'optimisation.

Concept # 1	Concept # 2	Concept # 3	Concept # 4
Asset	Reliability	Maintenance	Optimisation
Management	Degradation	Inspection	Maximization
Intensive	Damage	Replacement	Minimisation
Risk	Wear	Repair	Algorithms
Safety	Deterioration	Overhaul	Mathematical model
Information system	Failure	Personnel	Stochastic
Utilization	Complex systems	Safety	Computer
Productivity	Availability	Planning	Software
Power systems	Modeling	Life cycle Cost	model
Power Plant		Policy	
Fleet		Long term strategy	

Tableau 2.1 : Plan de concepts pour la recherche documentaire

Un énoncé de recherche simple est constitué à partir de chacune des colonnes du tableau 2.1. Cet énoncé est alors introduit dans les moteurs de recherche des bases de données bibliographiques. Une recherche « de base » est effectuée avec un concept à la fois. Par la suite, l'énoncé est amélioré dans le but d'affiner la recherche, en faisant intervenir les domaines de publication présentant un intérêt. Finalement, un croisement des concepts 1&2, 1&3 et 1&4 est réalisé pour retenir les travaux pertinents.

La figure 2.1 montre que la majorité des travaux recensés a été publiée soit dans des journaux scientifiques, soit a fait l'objet d'actes de conférences. La dernière décennie a été aussi la plus prolifique en recherches scientifiques, ce qui démontre un intérêt croissant pour ce domaine de recherche.



Figure 2.1 : Types de documents et années de publication

En septembre 2006, la recherche documentaire a ressorti un nombre total de 2477 notices bibliographiques réparties (selon la combinaison de deux concepts) comme suit :

- Résultats pour concepts 1&2 : 698 notices ;
- Résultats pour concepts 1&3 : 924 notices ;
- Résultats pour concepts 1&4 : 855 notices.

Bien que la quantité de notices bibliographiques reste dans les normes (3000 notices environ sur 10 ans), elle est relativement grande. Il est alors nécessaire d'appliquer des filtres pour affiner la recherche et réduire la quantité de notices à étudier. Des méthodes de limitation simples ont été utilisées telles que l'inclusion des « termes contrôlés » (classement fournis dans les bases de données tel que Compendex) dans les énoncés de recherche en analysant des références pertinentes, et la limitation selon le type de revues (facteur d'impact).

Un total d'environ 1000 publications a été produit de cette façon. Le fichier de données est alors importé dans le logiciel de gestion bibliographique PROCITE. La base présente alors un ensemble d'environ 730 publications.

Dans ce chapitre, une synthèse des travaux les plus pertinents se rapportant à la thématique de planification de la maintenance est présentée. Les travaux concernent le vieillissement des équipements, la modélisation des stratégies de maintenance, et l'optimisation de la planification des travaux de maintenance sur le long terme.

2.1 Vieillissement des équipements

La représentation du vieillissement est un problème de modélisation des modes de défaillance qui altèrent le bon fonctionnement d'un équipement au fur et à mesure que le temps passe. Ces modes peuvent provenir de sources aléatoires telles que la dégradation comprenant l'usure, la cavitation, l'érosion et la fatigue. Les modes de défaillance par dégradation décrivent les dysfonctionnements qui résultent de l'accumulation de la dégradation sur une longue période de temps. Quand l'atteinte du seuil critique n'est pas détectée suffisamment à l'avance pour effectuer la maintenance nécessaire, la défaillance apparait. Il existe aussi d'autres modes de défaillances comme les erreurs humaines et les phénomènes naturels tels que les inondations et la foudre.

À l'issue de la modélisation du vieillissement, c'est la prévision de la durée de vie future qui est recherchée. Pour arriver à cette fin, deux facteurs importants sont pris en compte pour les équipements de production en général et des groupes TA en particulier. Les modèles doivent fournir une relation entre la charge et le vieillissement et doivent intégrer l'historique des réparations durant la période d'exploitation. Des modèles mathématiques adaptés de la mécanique de la fracture (Gallestey et al., 2002), des processus stochastiques (Ross, 1996) et de représentation de l'âge sur une échelle de temps multidimensionnelle (Gertsbakh & Kordonsky, 1997, 1998; Kordonsky & Gertsbakh, 1993) sont des exemples de solutions utilisées dans plusieurs domaines de la science.

Parmi les modèles, il y a ceux qui caractérisent la durée de vie d'un équipement, à partir de modèles probabilistes issus de la théorie de la fiabilité. Ces modèles sont continus et permettent de calculer la probabilité d'accomplissement de la mission de l'équipement sur un horizon donné.

De façon générale, un équipement est considéré comme un système complexe formé d'un assemblage de composants à partir de structures prédéfinies telles que les structures séries, parallèles, et hybrides. Ces modèles sont très utiles et suffisants dans beaucoup de situations. Mais dans d'autres, et compte tenu des simplifications inhérentes à ces architectures, les résultats de ces modèles de fiabilité peuvent être à l'opposé des attentes en ne concordant pas avec les données mesurées. Une des limitations est la difficulté de tenir compte des interactions qui peuvent exister entre les composants en mettant par exemple un composant neuf en série avec un composant de même nature mais déjà usagé pour réaliser un remplacement sur le système.

Pour les systèmes complexes de production, la théorie de la fiabilité fournit des outils pour l'estimation du vieillissement en utilisant une variété de méthodes mathématiques. Ces méthodes peuvent être scindées en trois familles principales :

- les modèles stochastiques ;
- les méthodes basées sur la dégradation ;
- et les méthodes d'analyse des effets des défaillances.

La représentation du vieillissement n'acquière de sens que si la quantité suffisante de données est disponible pour l'estimation des paramètres des modèles. Certaines données sont souvent difficiles à obtenir et présentent un degré assez marqué d'incertitude (Billinton & Allan, 1984). Il arrive aussi que des quantités énormes de données telles que celles fournies par des capteurs de toutes sortes installés sur les groupes TA, puissent être collectées. Ce sont des données concernant les vibrations, les températures, les courants, etc. Il est alors essentiel de déterminer quel type et quantité de données sont nécessaires pour la modélisation recherchée.

Dans ce qui suit, les modèles recensés dans les trois familles principales sont décrits et commentés.

2.1.1 Modèles stochastiques

Parmi les modèles de vieillissement stochastiques quatre sous-familles sont revues : les modèles de risques proportionnels, les modèles issus des processus de Markov, et ceux basés sur l'estimation Bayésienne. Quelques modèles plus généraux sont aussi exposés.

2.1.1.1 Modèles de risques proportionnels PHM

Dans les modèles de durées de vie basés sur les PHM (proportional hazard model), la fonction de risque se compose en général de deux parties : la première est une fonction appelée « risque de base » et décrit la variation du risque avec le temps. La seconde est une fonction dite de « risques relatifs » et inclut un ensemble de paramètres appelés « paramètres des effets » et permet de relier le risque à certains facteurs qui peuvent varier d'un individu à l'autre. Si ces individus se trouvent dans des états différents, le modèle permet alors de représenter la relation entre ces états.

Le modèle le plus utilisé est celui où le risque de base est multiplié par les risques relatifs. Le terme générique, « modèles de risques proportionnels paramétriques » est utilisé quand le risque

de base est spécifié. Quand il ne l'est pas, Cox (Cox & Oakes, 1984) a montré que si l'hypothèse de proportionnalité tient, il est alors possible d'estimer les paramètres des effets sans aucune considération pour le risque de base. Son modèle est alors appelé modèle de risque proportionnel semi-paramétrique.

Dans sa forme la plus commune, le PHM relie le risque ou taux de défaillance $\lambda(\cdot)$ à l'instant *t*, d'un individu dans un état *Z*, par rapport à un état de référence Z_0 , en utilisant la relation dite de Cox : $\lambda(t, Z) = \psi(Z)\lambda_0(t)$ avec $\psi(Z)$ une fonction positive et $\psi(Z_0) = 1$ (Meeker & Escobar, 1998).

Un des avantages des PHM est l'analyse exploratoire des données. Ces analyses permettent de mesurer quantitativement l'importance relative des facteurs qui influencent le comportement d'un système et de déterminer la forme du modèle. La version semi-paramétrique des PHM montre l'importance relative des facteurs sur le comportement de la défaillance. De ce fait, c'est une probabilité relative de défaillance qui est évaluée et non pas sa valeur absolue (Newby, 1994). Il est relevé que pour la compréhension du mécanisme sous jacents à la défaillance, il y a toujours besoin de plus d'investigations en utilisant par exemple les tests de défaillances accélérés. Dans ces tests, l'équipement est soumis à des conditions d'utilisation beaucoup plus sévère que la normale qui accélèrent la dégradation est réduisent sa durée de vie.

La technique basée sur les PHM a donc beaucoup de valeur dans l'analyse des données de fiabilité ramassées sur le terrain, mais les auteurs conseillent de faire attention dans l'interprétation des résultats.

Un autre point avantageux est le fait que l'on peut construire une fonction de probabilité partielle qui estime les paramètres de la fonction ψ sans devoir indiquer un taux de défaillance de base. Ceci est utile si l'on s'intéresse seulement aux magnitudes relatives des effets des facteurs. Par contre pour le mécanisme de défaillance en soi, il est nécessaire de spécifier la formulation paramétrique de tout le modèle (fonctions ψ et $\lambda_0(t)$). Il est possible ensuite d'utiliser le PHM pour analyser un système comme une boite noire, pour lequel on recherche une indication de l'étendue de la relation entre l'état Z en entrée et la probabilité de défaillance en sortie.

Dans son expression la plus simple, un modèle PHM possède une fonction $\psi(Z)$ réduite à une constante ψ . Le taux de défaillance s'apparente au taux d'une loi de Weibull à 2 paramètres avec $\lambda(t) = \psi \lambda [\lambda t]^{\psi}$. Il décrit un processus de défaillance à un seul mode comme l'usure. Ce modèle

a été utilisé pour modéliser les défaillances survenues sur un type de pompe d'évacuation dans la centrale nucléaire Bruce (Newby, 1994).

Les auteurs de (Gasmi et al., 2003) développent un modèle statistique dans un environnement opération/maintenance. Ils quantifient l'impact des opérations de maintenance sur le taux de défaillance. Dans le cas d'un système opérant selon deux modes tels que le mode en charge et le mode au repos, il est concevable de penser que le taux de défaillance dans la période de repos où les mécanismes sont fonctionnels mais non sollicités, est plus faible. C'est le cas des groupes TA où des unités sont mises hors service en étant tout de même synchronisées avec le réseau.

Bien que mécaniquement en état de service, le système n'est plus sous l'influence de charges normales. Un cadre de représentation basé sur un PHM est utilisé pour capturer cette transition entre les deux modes opératoires. Dans l'un ou l'autre des modes, l'analyse des historiques de maintenance montre que le système a été occasionnellement mis hors service et divers types de réparations ont été entrepris. Il a été observé que dans l'un ou l'autre des modes, des défaillances peuvent survenir.

2.1.1.2 Processus de Markov

Des bénéfices substantiels ont été tirés de l'utilisation des processus de décision Markoviens pour sélectionner des stratégies de maintenance conditionnelles. La dégradation est modélisée en supposant que les composants transitent entre un nombre limité d'états avec des probabilités constantes sans tenir compte de la durée passée dans un état en particulier, les temps de commutation, et les réparations. Bien que ces hypothèses ne soient pas réalistes, la simplicité d'application de ce modèle et les succès obtenus dans bien des domaines, en font encore un outil assez répandu (Black et al., 2005).

Les modèles de Markov homogènes définissent le comportement stochastique d'un composant à l'aide de deux ou plusieurs états, dans lesquels le composant séjourne durant sa vie et desquels il transite avec un taux de défaillance constant entre les états possibles. Ce taux exprime le fait que la probabilité conditionnelle de la durée écoulée entre deux états successifs est distribuée selon une loi exponentielle. Le sous-comité de travail de l'IEEE sur l'application de méthodes issues de la théorie des probabilités, a proposé un modèle simple à quatre états (figure 2.2). L'application des équations de Kolmogorov à la limite, donne les probabilités de transition entre les différents états.



Figure 2.2 : Modèle Markovien à quatre états

Pour répondre aux insuffisances évoquées plus haut, les auteurs dans (Van Casteren et al., 2000) représentent la durée de séjour dans un état non pas par une loi exponentielle mais par une loi de Weibull. Le modèle Weibull-Markov proposé est complètement compatible avec le modèle dans le cas homogène. Les méthodes d'évaluation de la fiabilité qui s'appliquent dans le cas homogène, s'appliquent aussi bien avec leur modèle.

Pour compenser aussi les faiblesses notées plus haut, une autre possibilité est la relaxation de l'hypothèse d'homogénéité obtenue avec les processus semi-Markovien. Le temps passé dans un état particulier est distribué selon une loi choisie arbitrairement. De ce fait, les probabilités de transition entre les états vont dépendre de la durée passée dans l'état. Plus le temps passé est long, plus les probabilités de transition seront fortes. Ceci correspond d'autant mieux à la réalité.

Dans l'article (Black et al., 2005), les auteurs utilisent un tel modèle pour étudier la dégradation de la peinture d'un groupe de 309 transformateurs électriques décrit par quatre états de dégradation : « bon », « pelure légère », « rouille visible » et « rouillé ». Les données historiques sur les états et les durées passées entre les états ont été ou bien collectées, ou bien estimées en utilisant le jugement d'experts. Les durées passées entre les états ont été représentées par une loi de Weibull, capable de décrire diverses formes de courbes en variant seulement deux paramètres, et en connaissant les probabilités de transition sur une année, toutes les probabilités de transition annuelles ont été déterminées. Par la suite, les coûts de chacune des stratégies possibles de remise en états ont été calculés et la stratégie optimale a été comparée aux coûts actuels.

Ouhbi et Limnios (Ouhbi & Limnios, 1997) appliquent un modèle semi Markovien pour analyser les données de fiabilité de rotors de turbo générateurs chez EDF (électricité de France). Les
données ont été collectées à partir de rapports de maintenance qui s'étalaient des années 1964 à 1994.

Les chaînes de Markov à temps continu sont aussi utilisées dans (Billinton et al., 1997; Chan & Asgarpoor, 2006; Lam & Yeh, 1994). Les auteurs dans (Lam & Yeh, 1994) considèrent que plus la détérioration augmente plus les coûts de maintenance encourus augmentent. Le système est décrit par des états successifs à dégradations croissantes. Un état donné est caractérisé par sa dégradation et les coûts de maintenance relatifs à cet état. Les transitions entre les états sont représentées par un processus Markovien à temps continu. Des algorithmes explicites sont dérivés pour l'optimisation de stratégies de maintenance classiques. Un modèle plus simple à deux phases seulement de dégradation est traité dans (Coolen & Dekker, 1995).

2.1.1.3 Estimation Bayésienne

La fiabilité des systèmes est évaluée généralement avec l'hypothèse de stress déterministe (ayant une valeur connue) avec une amplitude nominale. Le stress sur les composants peut être de type électrique, thermique ou mécanique. Dans les bobinages des alternateurs par exemple, les pics de tensions, ont des effets néfastes reconnus, particulièrement sur les isolants, mais cette influence est difficile à prendre en compte dans la modélisation. Dans ce contexte, l'application d'approches bayésiennes est privilégiée par nombre de chercheurs. Ces approches incorporent de l'information a priori comme les connaissances sur les états de fonctionnement du système et la technologie employée dans le processus de modélisation. Ces dernières peuvent être améliorées au moyen d'observations, donnant lieu à une évaluation « a posteriori ».

Dans cet ordre d'idée, les auteurs de (Chiodo & Mazzanti, 2006) construisent une méthodologie pour estimer la fiabilité de composants dans des systèmes avec un âge avancé. Elle est basée sur deux variables aléatoires : l'une est la résistance de l'isolation électrique suivant une loi de Weibull inverse, de paramètre de forme constant, et de paramètre d'échelle suivant le modèle IPLA (Inverse Power Law Analog). L'autre variable est le stress causé par l'impulsion électrique modélisée aussi à partir d'une distribution de Weibull avec un paramètre d'échelle inconnu. Ils démontrent que le taux de défaillance suit une loi Log Logistique sous certaines conditions et dérivent les modèles de fiabilités a priori et a posteriori ainsi que d'autres paramètres (centiles de durées de service, moyenne, intervalles de confiance,...). La méthodologie précédente est appliquée pour l'étude de la fiabilité de l'isolation de câble pour le transport d'électricité sous un champ électrique sinusoïdal ainsi que de températures constantes. L'isolation des câbles est sujette à des pics de tension distribués selon une loi de Weibull. La procédure d'estimation nécessite seulement des données statistiques sur le stress et une connaissance des valeurs approximatives des paramètres de la loi de la résistance de l'isolant. Selon les auteurs (Chiodo & Mazzanti, 2006), les résultats obtenus sont très probants étant donné la simplicité relative de la méthodologie.

2.1.2 Méthodes basées sur la dégradation

Les méthodes basées sur la dégradation peuvent être regroupées en quatre classes de méthodes : la dégradation cumulée, l'analyse de données de dégradation, l'analyse de vibrations, et la commande prédictive.

2.1.2.1 Modèles de dégradation cumulée

La démarche usuelle utilisant l'analyse de la dégradation est de déduire la distribution de la durée de vie d'un équipement à partir de la distribution des paramètres aléatoires des trajectoires de dégradation d'un échantillon d'individus (Abdel-Hameed, 1986; Kiessler et al., 2002; Satow & Nakagawa, 1997). Cette approche requiert une forme fonctionnelle de la distribution conjointe des paramètres aléatoires qui apporte son lot de difficultés. Mais une fois qu'une forme de distribution est trouvée, le but est en général, de construire des stratégies de maintenance capables de profiter de données de mesure de la dégradation X(t) pour optimiser les critères de prise de décision. L'une des stratégies est de fixer un seuil de dégradation « d'alarme » inférieur au seuil critique de défaillance (figure 2.3) pour amorcer une action de remplacement. Des exemples de modélisation sont proposés dans (Barros et al., 2002; Ebrahimi, 2006; Grall et al., 2006; Zuckerman, 1978).



Figure 2.3 : Stratégie de remplacement basée sur la dégradation (tirée de (Grall et al., 2006))

Les modèles concernés par la défaillance par usure, utilisent des processus monotones (taux de défaillance croissant) pour décrire le comportement stochastique. Ils peuvent décrire un phénomène ou une composition de phénomènes de vieillissement sous jacents. Les plus courants se composent d'un processus d'usure continue croissant, couplé avec un autre processus représentant un phénomène ponctuel et dont l'évolution se traduit par des sauts dans la dégradation avec des amplitudes aléatoires (Klutke & Yang, 2002; Lim et al., 2005). Le processus de dégradation cumulatif $\{X_t, t \ge 0\}$ décrit alors la dégradation totale subie à l'instant *t*. Considérant que le système a un seuil de dégradation fixe *L*, il est alors déclaré défaillant au delà de cette limite. Cet instant de défaillance est appelé temps de premier passage du processus (first passage time) par la barrière *L*.

Si la dégradation de l'équipement évolue de façon continue dans le temps, comme dans le cas de l'usure par fatigue, le processus de Wiener donne une bonne représentation de cette évolution. La dégradation cumulée s'écrit alors $X_t = \sigma B_t + \nu t$ avec $\{B_t, t \ge 0\}$ un mouvement Brownien standard (Ross, 2000). La figure 2.4 décrit des réalisations typiques d'un processus de Wiener.



Figure 2.4 : Trajectoires d'un processus de Wiener avec différentes valeurs de (σ, ν)

Quand le seuil *L* est constant, le temps de première défaillance *T* du système est connu pour avoir une distribution gaussienne inverse (Chhikara, 1989).

Par contre, quand la dégradation survient par bonds discontinus dans le temps, les processus de chocs (Marked Point Processes) sont utilisés pour décrire l'évolution discrète de la dégradation dans le temps. Les instants successifs d'apparition des chocs ω_n sont donnés par une suite croissante $0 < \omega_1 \le \omega_2 \le \cdots$ de variables aléatoires. À chaque fois, le point ω_n est associé à une marque aléatoire δ_n à valeur réelle. Il décrit la dégradation additionnelle causée par le n^e choc.

Un exemple typique de modèle de dégradation par bonds discontinus est le processus de Poisson composé (Aven & Jensen, 1999; Ross, 2003), dans lequel le processus d'arrivée des chocs est un processus de Poisson $\{N_t, t \ge 0\}$ de taux λ et les valeurs de dégradation δ_n sont des variables aléatoires indépendantes mais identiquement distribuées avec une distribution G(x) de taux ρ dans le cas exponentiel. Le temps de première défaillance T du système est l'instant où la dégradation accumulée atteint le seuil L. Le processus modélise l'occurrence des chocs dans le temps et la marque associée caractérise l'amplitude de la dégradation. La figure 2.5 présente des réalisations du processus pour différentes valeurs des paramètres (λ, ρ).



Figure 2.5 : Trajectoires d'un processus de chocs de Poisson (λ, ρ)

2.1.2.2 Analyse de données de dégradation

L'information obtenue en utilisant le monitoring de l'état de dégradation, quand cela est possible, est utilisée de plus en plus par les industriels pour la maintenance des actifs. Cette tendance est accélérée avec la disponibilité de capteurs très fiables ainsi que le développement rapide des technologies de l'information (Kumar, 2000).

Dans la plupart des installations, les inspections réalisées régulièrement fournissent aux techniciens une connaissance tacite du risque qu'une défaillance survienne. L'intégration de cette connaissance dans les modèles de fiabilité des composants peut améliorer la précision du modèle pour le système en entier, et de se refléter sur les résultats des actions de maintenance. Idéalement, chaque classe de composants pourrait être caractérisée par une équation qui calcule le taux de panne comme une fonction d'un certain nombre de paramètres critiques.

Brown et al. (Brown et al., 2004) proposent une méthode heuristique qui utilise les résultats de l'inspection pour réaliser des classements relatifs et normalisés des états du système. Ces classements sont ensuite superposés à des fonctions de taux de défaillance en se basant sur les données des unités les plus mauvaises, celles de condition moyenne et les meilleures d'entre

elles. Pour réaliser ce classement, l'un des états suivants est affecté au système lors de l'inspection : $r_i = 0$ pour la meilleure condition, $r_i = 0.5$ pour une condition moyenne et $r_i = 1$ pour le plus mauvais état. Chaque résultat r_i est pondéré par un poids w_i basé sur l'importance relative du composant dans l'état général du système. Ces données sont issues de la connaissance d'experts (designers, techniciens etc.) et sont corrigées selon les expériences vécues sur chaque installation. L'état final est évalué finalement par la moyenne pondérée des r_i . Les priorités de maintenance sont alors données aux équipements se retrouvant dans le plus mauvais état. Les auteurs fournissent une série de tables pour des transformateurs électriques décrivant les composants et leurs coefficients de pondération respectifs. Par la suite, cette connaissance de l'état est intégrée dans la modélisation du taux de défaillance. Ils ont déterminé de façon empirique, qu'un modèle exponentiel décrit le mieux la relation entre l'état normalisé x de l'équipement et le taux de défaillance λ . Ils ont choisi la relation $\lambda(x) = Ae^{Bx} + C$. Trois paires de données sont nécessaires pour résoudre le système d'équation en A, B et C. Les plus évidentes sont $\lambda(0), \lambda(0.5)$ et $\lambda(1)$ selon le système de classement. La valeur de $\lambda(0.5)$ peut être approximé par le taux de défaillance moyen selon la littérature adéquate. Les autres valeurs sont plus difficiles à déterminer, bien que des analyses statistiques, du benchmarking (selon un précédent travail du même auteur) ou des heuristiques donnent des alternatives pour l'estimation (Brown et al., 2004).

Une fois les paramètres calculés, le modèle (figure 2.6) est calibré pour concorder avec les données historiques, généralement en minimisant une fonction d'erreur.



Figure 2.6 : Calibration d'un modèle heuristique (traduit de (Brown et al., 2004))

Dans un autre type d'approches, le résultat des inspections sont des mesures physiques d'un ou de plusieurs paramètres de dégradation. Pour une unité *i* à l'instant t_j , les mesures de dégradation observées y_{ij} à différents points dans le temps alimentent directement un modèle d'évolution du processus de dégradation tel que celui décrit par Meeker et Escobar (Meeker & Escobar, 1998). Dans ce modèle les données sont représentées par $y_{ij} = \mathcal{D}(t_{ij}, \beta_{1i}, ..., \beta_{ki}) + \varepsilon_{ij}$, i = 1, ..., n, j =1 ... m où \mathcal{D} est la trajectoire de dégradation, $\beta_{1i}, ..., \beta_{ki}$ un ensemble de paramètres et $\varepsilon_{ij} \sim$ $NOR(0, \sigma)$ une quantité décrivant la combinaison de l'erreur de mesure et du modèle selon une loi normale centrée de paramètre σ . Cette équation est un modèle de trajectoire de dégradation qui peut être basée sur des mécanismes physiques ou chimiques.

Une autre approche très intéressante développée récemment, fait des inférences directement sur la distribution de la durée de vie en procédant en quatre étapes (Chen & Zheng, 2005). Les données de dégradation sont d'abord utilisées pour calculer des pseudos durées de vie en minimisant la somme des carrés des erreurs (méthode LSE). Ensuite, des prédictions sur les intervalles des durées de vie individuelles sont produites en spécifiant des bornes supérieure et inférieure. Un algorithme d'imputation spécifique est finalement utilisé pour estimer la distribution de la durée de vie. En dernier lieu, l'intervalle de confiance est calculé en étudiant le comportement asymptotique de cette distribution.

2.1.2.3 Analyse de vibrations

Sur le registre du monitoring des émissions sonores ou vibratoires des machines tournantes, cette technique d'analyse est largement acceptée comme outil de diagnostic et d'évaluation de l'état de ce type d'appareils dans le milieu industriel. L'analyse traditionnelle de vibrations aux fins de diagnostic, tente de faire correspondre les lignes spectrales à des fréquences connues a priori, comme celles surgissant lors d'apparition de défauts caractéristiques de la machine. Les transformations de Fourrier à court terme STFT et les méthodes connexes (temps-fréquences, temps-échelle) sont souvent utilisées pour détecter les signatures non stationnaires des défauts des composants qui résultent généralement de la présence de défauts. Le fait que les défauts des composants sont localisés dans l'espace, et ont une fréquence de défaillance caractéristique, rend possible l'association de motifs de vibrations particuliers avec des composants spécifiques des appareils tournant (Parker Jr et al., 2000).

Une des plus grandes difficultés dans le diagnostic est le tri des énormes quantités de lignes de fréquences dans le spectre des fréquences pour en extraire des informations utiles associées à la santé d'un composant donné. Ce spectre contient souvent des mixtures de fréquences étrangères qui ne renseignent en rien sur l'état du système. La fréquence la plus forte compatible avec celle de la défaillance est généralement celle la plus proche de la fréquence du mode de résonance. L'analyse spectrale de puissance (power spectral analysis) d'ordre 2, la méthode des cumulants d'ordre supérieur (high order statistics HOS) (Sanabria & Dillon, 1998; Yan et al., 2000) (Sanabria et Dillon, 1998; Yan Ma et al. 2000) et les transformées de Fourier associées, sont les outils mathématiques utilisés pour extraire des informations utiles du spectre de vibration.

Parker et Ware (Parker Jr et al., 2000) notent un certain nombre de déficiences dans ces méthodes et proposent une technique pour implémenter une analyse bi-spectrale à l'usage des applications utilisant le monitoring de l'état aux fins de maintenance. Ils montrent comment la détection de « changements statistiques » (SCD) dans le domaine bi-spectral peut effectivement détecter et isoler des défaillances sans faire appel à une grande quantité de données a priori. Avec l'approche SCD, ils recherchent la manifestation d'une énergie à certaines paires de fréquences, connues a priori, dans le bi-spectre et qui est supportée par la théorie et par des résultats empiriques. Un détecteur rapide dans le domaine mono-spectral est défini par $P(f) = E[X_k(f)X_k^*(f)]$ et bispectral (deux fréquences indépendantes) par $B(f_1, f_2) = E[X_k(f_1)X_k(f_2)X_k^*(f_1 + f_2)]$. Dans des conditions d'utilisation normales, le détecteur bi-spectral se trouve avoir une moyenne nulle et non nulle en présence d'un défaut dans l'appareil. Il est naturel de rechercher alors une dérive statistiquement significative de ce détecteur en recherchant un optimum local d'une fonction de test de dérive. La performance de ce test dans le diagnostic de panne a été vérifiée avec des données de vibrations d'une boîte de vitesse d'un hélicoptère CH-47D. Les résultats montrent la présence d'une déformation sur les dents des pignons par fatigue. Deux accéléromètres fournissent les données simultanément et sont numérisées à un taux d'échantillonnage de 121212 Hz et sont disponibles 30s chaque minute pendant une durée de mesure de 23 mn.

La figure 2.7 montre que la défaillance se manifeste à environ 20 mn. Mais le test statistique révèle une dérive à 16 mn déjà. Cette durée de 4 mn pour un appareil volant peut être critique pour un atterrissage d'urgence.



Figure 2.7 : Puissance du signal RMS du CH-47D (tirée de (Parker Jr et al., 2000))

Plus récemment encore, Zhan, Makis et Jardine (Zhan et al., 2003) proposent un outil comparable d'évaluation des états sous des conditions de fonctionnement variables. Un modèle d'espace des états des signaux de vibrations multivariables non stationnaires est solutionné en utilisant une version modifiée de l'algorithme de filtration de Kalman étendu et une analyse spectrale dans le domaine temps-fréquences. Ce modèle a été appliqué pour détecter la détérioration de machines rotatives sous des conditions d'utilisation variables.

2.1.2.4 Estimation sur des échelles multiples

L'échelle de temps utilisée le plus fréquemment pour la description du processus de défaillance dans diverses applications est l'échelle de temps chronologique. Dans les études de fiabilité, plusieurs échelles de temps peuvent être prise en considération, comme discuté dans Farewell et Cox (Farewell & Cox, 1979), Kordonsky et Gertsbakh (Kordonsky & Gertsbakh, 1993), Singpurwalla et Wilson (Singpurwalla & Wilson, 1998) et les travaux de Duchesne et Lawless (Duchesne & Lawless, 2002). L'exemple classique est celui de l'estimation de la fiabilité des automobiles pour l'application de stratégies de couverture sous la garantie. Celle-ci est définie sur deux échelles : l'échelle de temps chronologique définie par $t \ge 0$ et l'échelle définie par le kilométrage accumulé Y(t) dans l'intervalle [0, t). L'échelle Y(t) prend souvent la forme d'un processus stochastique croissant. L'étude de la distribution du temps de défaillance de l'équipement est alors possible en utilisant l'équivalence entre les deux probabilités $P(T \le t)$ et $P(y(T) \le y(t))$. L'échelle de kilométrage y joue le rôle d'une nouvelle échelle au lieu de l'échelle de temps chronologique t. Dans ce contexte, en ayant une fonction de répartition de l'usage $F(x) = P(Y \le x)$ et celle de défaillance $Z(t) = P(T \le t)$ une relation entre les échelles est donnée par Z(t) = F(y(t)). Avec un usage proportionnel au temps, la formulation la plus simple est linéaire, et prend la forme de Z(t) = F(at), a > 0.

Finkelstein (Finkelstein, 2004), propose une étude du comportement de la loi de défaillance avec diverses formes d'usage comme l'usage intermittent et l'usage aléatoire. Il montre qu'un usage aléatoire de l'équipement peut changer de façon importante la forme du taux de défaillance comparativement à un usage déterministe. Ce qui est surprenant, c'est qu'un accroissement aigu du taux de défaillance dans un cas peut se changer en un taux décroissant dans l'autre. Différents exemples sont exposés pour illustrer les résultats.

Dans le cas où plusieurs échelles de mesure de l'usage sont possible, les auteurs de (Kordonsky & Gertsbakh, 1993) proposent une méthode de sélection basée sur un coefficient de variation noté c.v par rapport au temps chronologique d'apparition des pannes. La meilleure échelle est celle qui possède le plus petit coefficient. Ils recherchent une échelle \mathcal{L} sur laquelle le seuil \mathcal{L}_0 de déclenchement des opérations de maintenance est indépendant de la charge q sur le système (figure 2.8). L'exemple illustrant cette approche est réalisé sur l'étude de l'effet de deux types de charges (basse/haute) sur la rupture par fatigue d'un échantillon de poutre cylindriques en acier. Les résultats obtenus sont apparemment aussi bons que ceux prédits par une formule empirique utilisée en ingénierie appelée l'échelle de Miner.



Figure 2.8 : Échelle indépendante de la charge

Une extension du modèle précédent est développé dans (Kordonsky & Gertsbakh, 1995). Ainsi, il est fait mention d'une méthode de génération d'échelles supplémentaires autres que celles pouvant être mesurées directement. Par exemple en utilisant des équipements spécifiques comme les « compteurs de dégradation » (damage counters DC) utilisés surtout en aviation. L'idée derrière un DC est de mesurer des déformations cycliques, et de convertir celles-ci en dégradation accumulée. Un DC installé sur un avion, combine en fait l'échelle de temps « temps de vol », l'échelle « nombre de vols » en une échelle unique qui décrit plus adéquatement la dégradation totale par fatigue accumulée selon ces deux échelles. De plus, avec l'échelle « temps courant », il y a présence d'un système de mesure sur trois dimensions.

Par la suite, des stratégies de maintenance de type remplacement sont calculées sur la base de ces modèles. Avec Ω , l'ensemble des conditions d'opérations possibles dont un sous ensemble Qd'éléments est réalisé avec la probabilité dPQ, les auteurs de (Gertsbakh & Kordonsky, 1997) définissent une fonction de répartition de la durée de vie de l'équipement comme une mixture notée $F^E(t) = \int_{\Omega} F(t|Q) dP_Q$.

Dans le cas unidimensionnel, la fonction de revenus moyens accumulés B(z, F|Q) (comprenant les coûts de maintenance) opérant dans les conditions définies par Q et ayant des intervalles de remplacement de durée z, est maximisée pour déterminer un intervalle optimal de remplacement $z_0(Q)$. Dans le cas d'échelle de temps à plusieurs dimensions, la fonction coût est établie pour chaque dimension et une combinaison de ces coûts est réalisée avec les paramètres d'équivalence adéquats.

Les auteurs de (Singpurwalla & Wilson, 1998) construisent un modèle de défaillance indexé sur une échelle bidimensionnelle constituée du temps chronologique et de l'usage. En notant T la durée de vie et X(t) l'usure accumulée jusqu'à l'instant t, ils formulent la densité conjointe par $f_{T,X}(t,x) = f_{T|X(t)}(t|x)f_{X(t)}(x)$. Les candidats pour modéliser l'usure sont naturellement les processus stochastiques de la forme $\{X(t), t \ge 0\}$. Les auteurs montrent l'intérêt des processus de Poisson pour représenter le nombre de fois qu'un équipement est allumé et éteint ou le processus de Poisson composé pour l'usure par chocs comme dans le cas d'un train d'atterrissage sur un avion. Ces processus sont utiles quand l'usage se manifeste par des dommages cumulatifs et quand les incréments sont indépendants, c'est-à-dire, quand l'utilisation future n'est pas influencée par l'historique d'utilisation. Si les incréments ont une distribution stationnaire, le processus de Lévy est aussi proposé. Quand l'usage se manifeste par une usure continue, croissante avec un taux constant, le processus Gamma montre des potentialités intéressantes selon les auteurs.

Dans le cas de l'usure continue mais intermittente, comme dans le cas d'équipements qui fonctionnent avec des périodes de repos, les processus de Markov additifs sont utilisés. Les changements d'états, entre période de fonctionnement et périodes de repos, sont décrits par un processus de Markov à temps continu. L'usage cumulatif X(t) est décrit par un processus de Lévy dans les périodes de fonctionnement, et reste constant dans les périodes de repos.

Pour décrire l'effet de ces variables sur l'instant de défaillance, les auteurs proposent un modèle de taux de panne additif (additive hazard model) de la forme $\phi(t) = \phi_0(t) + \eta X_t$ où $\phi_0(t)$ est un taux de défaillance de base comptabilisant l'usure due à des causes naturelles et η une constante connue.

Pour illustrer une application pratique, l'exemple de détermination des limites de garantie optimales pour des moteurs de locomotives est exposé. Les données utilisées recensent les temps de défaillance depuis la mise en service et le kilométrage parcouru jusqu'à l'arrivée au dépôt pour la maintenance. Un processus de poisson doublement stochastique est utilisé pour représenter les données. Une fonction d'utilité est maximisée pour une durée en jours et un parcours en nombre de miles.

Il faut noter que dans les modélisations précédentes, les combinaisons d'échelles de temps sont réalisées par des combinaisons linéaires des échelles primaires. Ce fait est relevé dans (Duchesne & Lawless, 2000) où les auteurs proposent un cadre plus général pour la recherche et le choix de la meilleure échelle possible et établissent des théorèmes pour valider l'optimalité de la meilleure échelle. Plus tard, les mêmes auteurs dans (Duchesne & Lawless, 2002) définissent une autre mesure pour la recherche de la meilleure échelle basée sur la méthode d'inférence semi paramétrique (rank based estimator) au lieu du coefficient de variation c.v introduit dans (Kordonsky & Gertsbakh, 1993).

La stratégie de maintenance de type âge est modifiée pour prendre en compte une échelle à deux dimensions. La formulation est due à (Frickenstein & Whitaker, 2003). En effet, les auteurs étendent la fonction de coût classique à deux dimensions afin d'établir les conditions de détermination de la stratégie optimale. Les conclusions sont réalisées pour une combinaison

linéaire des échelles. Des études de cas de la littérature sont reprises et évaluées par cette méthode.

Un autre point à relever est le fait que plusieurs des études de cas réalisés dans la littérature se basent sur des données de défaillance ou de dégradation complète. C'est le cas pour toutes les estimations des c.v. Le cas où les données sont incomplètes est traité dans le travail réalisé récemment dans (Jiang & Jardine, 2005). L'idée est de transformer l'échantillon incomplet d'observations de défaillances en échantillon complet équivalent. La meilleure échelle est déterminée en appliquant une transformation faisant intervenir une fonction de répartition obtenue par la méthode maximum de vraisemblance et en utilisant la formulation du c.v.

2.1.2.5 Modèle de commande prédictive

Le modèle de commande prédictive ou MPC, est une méthode avancée de contrôle de processus. Elle a été mise en service dans les industries de processus telles que les usines chimiques et les raffineries de pétrole depuis les années 80. Le contrôleur se fonde sur un modèle de processus d'usine empirique obtenu en réalisant des essais sur les installations en cours de fonctionnement et à l'arrêt. Le modèle prévoit le comportement des variables dépendantes d'un système dynamique basé sur des variables indépendantes pour calculer une commande qui minimise les coûts (cost minimizing control). L'état de l'usine à un instant donné, est représenté par un ensemble d'indicateurs (calculés ou mesurés grâce à des capteurs). Les principaux fournisseurs commerciaux de logiciel MPC aux USA sont Honeywell, AspenTech, et Emerson.

En principe, un problème de contrôle non linéaire pourrait être traité en mode arrêté (avant que l'usine entre en fonction). Ceci déterminera la commande optimale pour chaque état possible de l'usine. Mais dans le cas des grandes installations, cette approche est complètement impraticable d'un point de vue mathématique, informatique et de stockage de données. La méthode MPC vient à bout de ce problème en portant une attention limitée à l'état courant de l'usine et à un horizon [t, t + T] relativement court dans l'avenir. Un calcul est effectué pour explorer la trajectoire d'état qui émane de l'état actuel et pour trouver une stratégie de commande minimisant le coût jusqu'au temps t + T. À ce moment-là, ou plus tôt, l'état d'usine est relevé encore et les calculs sont répétés à partir de l'état actuel, donnant lieu à une nouvelle commande et par conséquent, une nouvelle trajectoire d'état. Les horizons de prévision continuent de se décaler vers l'avant et c'est

pour cette raison que les MPC s'appellent également les contrôles à « horizons glissants » (receding horizon).

Gallestey et al. (Gallestey et al., 2002) appliquent cette approche pour tenter de répondre à la nécessité d'introduire la baisse du potentiel de durée de vie dans une centrale électrique, qui tienne compte de l'influence du mode opératoire dans le processus de vieillissement. Un modèle agrégé est utilisé pour l'évaluation de la durée de vie afin d'obtenir une indication du vieillissement de l'ensemble de la centrale en considérant tous les composants individuels. Le vieillissement des composants est mesuré via une valeur normalisée de la longueur d'une fissure virtuelle prévue, à une longueur de fissure critique, qui est dépendante du composant. Il propose deux méthodologies pour traiter ce problème.

La première méthodologie a une structure classique et permet, dans un contexte de vieillissement, de quantifier l'impact d'une stratégie d'opérations sur la performance économique des installations de production. L'idée naturelle est de minimiser une fonction « coûts moins revenus » en respectant un certain nombre de contraintes dont la satisfaction de la charge.

La seconde méthodologie pose le problème d'optimisation en termes de dépistage (tracking) d'une trajectoire prédéfinie de la vie de l'installation. La centrale est vue comme un actif financier dont la valeur intrinsèque (fonction du temps), doit se comporter selon une façon prédéfinie. Le décideur n'est pas seulement intéressé dans les profits immédiats, mais aussi dans la perte de valeur associée à son actif. Cette perte est reliée directement à la durée de vie consommée. Suivre une trajectoire prédéfinie, correspondant par exemple à un plan de rénovation prédéfini, se réalise :

- en définissant une durée de vie nominale « désirable » pour la centrale, tenant compte des besoins stratégiques ;
- en calculant une charge optimale ;
- en trouvant un compromis entre l'aspect purement économique et la dégradation de l'installation.

Les auteurs renvoient au modèle MPC pour solutionner ce problème. Une séquence de rénovations optimales futures est choisie en accord avec des prédictions sur l'évolution future (à court ou moyen terme) de l'installation. Le premier terme de la séquence est appliqué. Quand des

mesures ainsi que de nouvelles informations parviennent, une nouvelle séquence est appliquée. Chaque séquence est obtenue par une procédure d'optimisation.

2.1.3 Méthodes d'analyse des effets des défaillances

En analyse de fiabilité par l'énumération des états, les résultats de la FEA (Failure Effects Analysis) sont statistiquement pondérés par les fréquences ou les probabilités stationnaires des différents états du système. En appliquant la théorie de renouvellement, les états du système, définis à partir des durées passées dans un état et les probabilités de transitions antérieurs, peuvent être déterminés.

Dans ce contexte, la FEA est l'outil d'identification des sources de défaillances dans les systèmes en utilisant une méthodologie structurée. Elle élimine rapidement les défaillances sans importance et se concentre sur les pannes ayant un impact significatif sur le fonctionnement de l'équipement. L'arborescence de pannes se construit sur les résultats de la FMEA (Failure Modes and Effects analysis). Elle caractérise les scénarios de défaillance les plus significatifs en utilisant des arrangements de structures logiques « ET » et « OU » pour déterminer le taux global de perturbation du système. L'arborescence classe aussi les défaillances selon leurs probabilités d'apparition. Ce classement permet d'apporter des modifications pour ne pas permettre aux défaillances critiques de se développer. Cette revue qualitative et quantitative fournit une méthode pour évaluer la fréquence des pannes, la fiabilité et d'identifier les points faibles du système et développe des recommandations d'améliorations. Dans l'article (Bono et al., 2004), des canevas pour l'établissement des arborescences, du classement des défauts, du calcul des fréquences sont proposés.

Dans le même ordre d'idées et pour réduire les risques de pannes et leurs conséquences, les auteurs de (Krishnasamy et al., 2005), proposent une méthodologie détaillée de planification de la maintenance basée sur le risque établi avec la méthode FMECA. La méthodologie permet de maximiser la fiabilité et de minimiser les coûts de maintenance. Le diagramme de la figure 2.9 résume la méthodologie.



Figure 2.9 : Architecture de la méthodologie (traduit de (Krishnasamy et al., 2005))

Pour l'identification de l'étendue du projet, l'unité est divisée en systèmes majeurs, chaque système est divisé en sous-systèmes et les composants de chaque sous-système sont identifiés. Chaque système est analysé un à la fois jusqu'à ce que toute l'unité soit analysée. Les données requises pour analyser les scénarios potentiels de défaillance pour chaque système sont collectées. Les relations physiques, opérationnelles et logiques entre les composants sont étudiées, à partir des trois étapes décrites ci-dessous.

L'estimation du risque. Elle commence avec l'identification des événements majeurs (top event) conduisant à un scénario de défaillance. Un arbre de défaillance est utilisé pour identifier les événements de base et les trajectoires intermédiaires qui conduisent à l'événement majeur (figure 2.10). Les données de défaillance des événements de base des sous systèmes sont utilisées pour estimer la probabilité de défaillance du sous système. Une analyse de conséquence quantifie les

effets d'occurrence de chaque scénario de défaillance. Ceci est basé sur l'étude des coûts de maintenance incluant les coûts encourus à la suite d'une défaillance. À la fin, une mesure quantitative du risque est obtenue.

L'évaluation du risque. Un critère de « risque acceptable » est déterminé et utilisé pour décider si le risque estimé pour chaque scénario de défaillance est acceptable ou pas. Les scénarios de défaillance qui produisent un risque inacceptable sont utilisés pour déterminer les stratégies de maintenance pour les composants impliqués.



Figure 2.10 : Arbre de défaillance d'une unité de production (traduit de (Krishnasamy et al., 2005))

Planification de la maintenance. Les sous-systèmes qui ne rencontrent pas le critère de risque acceptable sont étudiés dans le but de concevoir un plan de maintenance qui va réduire le risque. Le type ainsi que l'intervalle de maintenance sont décidés à ce niveau. En modifiant l'intervalle de maintenance, les probabilités de défaillance changent. L'analyse inversée de l'arbre de

défaillance permet de déterminer, les probabilités pour chaque événement de base. Les intervalles de maintenance, qui produisent ces probabilités, sont ensuite calculés.

L'application de la méthode pour l'unité 3 de la Holyrood Power Station à Terre-Neuve a pris en compte les données de défaillance enregistrées par la compagnie et l'ajustement des données par la méthode des moindres carrés a ressorti des lois exponentielles et de Weibull pour les composants identifiés sur 53 arbres de défaillances.

La même approche est adoptée dans (Yun et al., 2004) en mettant l'emphase sur les détails des modèles mathématiques et le calcul des intervalles. Ils tracent aussi des pistes pour le choix des composants à étudier.

2.2 Stratégies de maintenance

Une stratégie de maintenance est une règle de décision qui spécifie la séquence des actions à entreprendre pour maintenir ou rétablir le système dans un état donné. Ces actions sont classées en deux catégories : les actions correctives, faisant suite à la défaillance, ou préventives si le système est encore en état de fonctionnement.

Les pionniers dans la modélisation des stratégies de maintenance sont sans doute Barlow et Proschan (Barlow & Hunter, 1960). Leurs modèles mathématiques ont permis d'effectuer des analyses de sensibilité et d'établir les conditions d'existence et d'unicité d'une stratégie optimale. Cependant, ces modèles font l'hypothèse que le système étudié est constitué d'une seule entité. L'optimisation de la stratégie tient alors compte de la performance globale du système et non pas de la performance individuelle de ses composants.

Pour les systèmes avec plusieurs composants, les stratégies optimales appliquées sur chaque composant ne garantissent pas l'obtention d'une stratégie optimale pour tout le système. De ce fait, une autre catégorie de recherche s'est développée concernant la modélisation des stratégies de maintenance des systèmes multicomposants (Cho & Parlar, 1991; Dekker et al., 1997; Nakagawa & Murthy, 1993; Özekici & Nato, 1996).

La dépendance entre les actions de maintenance est aussi l'un des facteurs les plus importants dans la modélisation d'une stratégie. Cette dépendance peut être économique lorsque des actions de maintenance sont réalisées simultanément et se traduit par une économie d'échelle. Elle peut être aussi structurelle lorsque le remplacement d'un composant du système entraîne d'autres remplacements à cause de sa configuration. Elle est stochastique lorsque la défaillance d'un composant influence la durée de vie des autres composants du système et par conséquent, peut modifier les actions de maintenance prévues initialement.

En plus de la dépendance entre les actions de maintenance, l'horizon de la planification joue un rôle important. Un horizon infini implique que la stratégie demeure invariante (modèles stationnaires). Avec un horizon de planification fini, la stratégie est dynamique, les décisions peuvent changer dans le temps (modèles dynamiques). La résolution de ces modèles exige des techniques plus élaborées que pour les modèles stationnaires.

Finalement, la stratégie de maintenance conduit à l'élaboration du critère d'optimisation. À cause de l'importance des coûts engagés dans les opérations de maintenance, la grande majorité des modèles minimisent le « coût total moyen » des actions de maintenance sur un horizon donné. Les modèles qui maximisent la disponibilité sont souvent limités aux systèmes à un seul composant. Les modèles multiobjectif optimisant plus d'un critère, sont rares aussi et limités à un seul composant (Shelokar et al., 2002).

Par ailleurs, dans la majorité des modèles, on considère que les actions de maintenance sont effectuées d'une manière parfaite. L'état du composant ou du système après la réalisation de l'action est ramené exactement à son état avant la défaillance autrement dit à un état neuf. Or, plusieurs actions de rénovation sont des actions imparfaites.

En ce qui concerne les données, telles que les coûts encourus par les actions de maintenance, les pertes de revenus et les pénalités, la plupart des modèles les considèrent comme disponibles et constantes. Or, lorsque l'horizon de la planification est relativement long, il est bien nécessaire d'actualiser les coûts afférents. Des modèles économiques ou financiers peuvent fournir des solutions à ce problème.

Pour modéliser et optimiser convenablement une stratégie de maintenance, Wang (Wang, 2002) résume les principaux facteurs à prendre en compte sur la figure 2.11. Pour une stratégie de maintenance donnée, il existe une grande variété de modèles qui peuvent lui être associés selon le contexte. Chaque combinaison de facteurs donne lieu à un modèle en particulier et à un optimum spécifique s'il existe.



Figure 2.11 : Facteurs qui influencent les stratégies de maintenance (traduit de (Wang, 2002)) Une revue des principales stratégies de maintenance ainsi que leurs classifications sont présentées dans la section suivante.

2.2.1 Stratégies pour système à un seul composant

2.2.1.1 Stratégies basées sur l'âge

Les stratégies basées sur l'âge sont les plus étudiées dans la littérature (Valdez-flores & Feldman, 1989). Elles suggèrent le remplacement d'un composant à la défaillance ou après *T* unités de temps sans défaillance. L'âge de remplacement est une constante mesurée à partir du dernier remplacement du composant (Barlow & Hunter, 1960). Pour cette famille de stratégies, les actions de maintenance peuvent être préventives, correctives, minimales, parfaites ou imparfaites. Une maintenance est préventive quand elle est réalisée avant la défaillance. Elle est corrective quand elle est effectuée pour remédier à une défaillance. Elle est minimale quand le taux de défaillance est rétabli au niveau où il était juste avant la défaillance. La maintenance est parfaite quand le taux de défaillance du composant est équivalent à celui d'un composant neuf au même instant. Elle est imparfaite par opposition à la maintenance minimale et parfaite.

Nakagawa et Toshio proposent dans (Nakagawa, 1984) une variante de la stratégie de remplacement selon l'âge où le remplacement est effectué à un âge fixe *T* ou après la détection de

N défaillances. Cette variante permet de considérer plus qu'une défaillance entre deux remplacements préventifs consécutifs. Les défaillances sont réparées par des actions de maintenance corrective minimales. Les coûts associés aux opérations de maintenance sont constants. C'est une stratégie à deux variables d'optimisation.

Deux autres variantes de la stratégie de remplacement selon l'âge sont proposées par Sheu et al. (Sheu et al., 1995; Sheu et al., 1993). Dans la première variante, si un composant est trouvé dans un état de défaillance à un âge y < t, le composant peut faire l'objet d'une réparation parfaite avec une probabilité p(y) ou d'une réparation minimale avec une probabilité 1 - p(y). Une fois l'âge t atteint, le composant est remplacé à la 1ère défaillance qui survient ou après un âge T fixé à l'avance. Selon les valeurs prises par t et p(y), les modèles de la stratégie de remplacement selon l'âge ou de la stratégie périodique avec réparation minimale à la défaillance peuvent être retrouvés.

La deuxième variante est une stratégie qui suggère d'effectuer des réparations minimales jusqu'à la n^e défaillance qui apparaît avant l'âge z < t (ces défaillances sont qualifiées de mineures) ou bien de remplacer le composant à la première défaillance après l'âge Z (défaillance qualifiée de « catastrophique »), ou à un âge T fixé à l'avance. Les défaillances mineures surviennent avec une probabilité p(z) et les défaillances catastrophiques avec la probabilité complémentaire. Les variables d'optimisation de cette stratégie sont n et T.

Block et al. (Block et al., 1988) proposent d'effectuer des réparations minimales autant de fois qu'une certaine période de temps t, fixée à la l'avance, n'a pas été atteinte depuis la dernière réparation minimale ou le dernier remplacement. Une fois cette période dépassée, le composant sera remplacé à la première défaillance. Cette stratégie pourrait être intéressante pour doter les composants, dont les défaillances sont constamment partielles, d'une politique de remplacement.

2.2.1.2 Stratégies périodiques

Dans la stratégie de remplacement périodique de base, un composant est remplacé à un intervalle de temps constant kT, k = 1,2, ..., et ce indépendamment de l'historique des défaillances entre deux remplacements périodiques consécutifs. À la défaillance, le système est remplacé. Pour les systèmes multicomposants, cette stratégie est connue sous l'appellation de « stratégie bloc » où

tous les composants d'un système sont remplacés simultanément à un intervalle de temps constant, kT peu importe l'historique des défaillances de chacun d'entres eux.

Pour les systèmes à un seul composant, la première stratégie périodique classique est désignée par Policy II dans (Barlow & Hunter, 1960). Dans cette stratégie, le composant est remplacé périodiquement à des temps prédéterminés kT. Toutes les défaillances qui surviennent entre deux remplacements préventifs consécutifs kT, k(T + 1) sont corrigées par des réparations minimales.

Nakagawa et Toshio présentent trois modifications de la stratégie périodique de base dans (Nakagawa, 1980a, 1980b). Les trois stratégies proposées considèrent deux variables de décision : un temps de référence T_0 et une périodicité T. Dépendamment de l'instant d'occurrence de la défaillance, les décisions suivantes sont prises : si le composant tombe en panne avant T_0 , il est réparé minimalement. S'il atteint T, il est remplacé. S'il tombe en panne entre T_0 et T, la décision sera soit de ne rien faire (le composant demeure en panne), de réaliser une réparation minimale ou bien d'effectuer un remplacement. Selon les valeurs prises par T_0 , on peut retrouver les stratégies périodiques de base ($T_0 \equiv 0$) et avec réparation minimale ($T_0 \equiv T$).

Liu et al. (Liu et al., 1995) proposent une extension de la stratégie de Barlow et Hunter (Barlow & Hunter, 1960), où un composant peut être soumis à un certain nombre prédéterminé de rénovations préventives au cours de son exploitation. Ces interventions préventives sont considérées comme ayant une incidence mineure sur la performance du composant. Dans cette stratégie, le composant est remplacé périodiquement aux temps prédéterminés kT ou après avoir atteint un âge (N + 1)T, N étant le nombre d'interventions préventives mineures. Toute défaillance du composant est corrigée par une réparation minimale.

2.2.1.3 Stratégies de défaillance limite

Pour cette famille de stratégies, le remplacement préventif est effectué une fois que la performance du composant se dégrade en dessous d'un niveau prédéterminé. Les valeurs des fonctions du taux de défaillance et de la fiabilité sont des critères souvent utilisés pour caractériser la performance du composant à un moment donné. Les défaillances fortuites sont réparées.

Dans (Bergman, 1980), un composant est remplacé à la défaillance ou lorsque le niveau de dégradation, de dommage accumulé ou de stress dépasse un seuil critique prédéfini. Ce niveau est

caractérisé par la fonction du taux de défaillance. Le modèle minimise le coût total moyen de maintenance sur un horizon infini. La stratégie optimale est caractérisée par l'âge moyen T^* avant que le taux de défaillance ne dépasse le seuil maximum toléré. La stratégie de remplacement selon l'âge constitue un cas particulier de ce modèle.

Lie et Chun (Lie & Chun, 1986) proposent une stratégie dans laquelle deux types d'actions de maintenance sont considérés : préventif simple (type 1) et remplacement (type 2). Ces actions sont planifiées de manière à ce que la fiabilité du composant ne descende pas en dessous d'un certain seuil prédéterminé. La maintenance de type 1 est imparfaite : la performance du composant se situe entre « aussi bon que neuf » et « aussi mauvais que vieux ». Ces expressions, rencontrées souvent en fiabilité, décrivent respectivement que la maintenance est telle que l'élément réparé est comme neuf, et que l'élément réparé est dans un état similaire à celui juste avant la panne. Un facteur d'amélioration est utilisé pour quantifier l'effet de ces actions sur le taux de défaillance du composant et par conséquent sur sa fiabilité. Le modèle permet de déterminer le nombre optimal d'actions de type 1 avant d'effectuer une action de type 2. Le modèle minimise le coût total moyen des actions de maintenance sur un horizon infini. Jayabalan et Chaudhuiri (Jayabalan & Chaudhuri, 1992) modélisent la même stratégie en considérant les coûts actualisés des actions de maintenance pendant un nombre fini de périodes.

2.2.1.4 Stratégies séquentielles

Dans cette famille de stratégies, les durées entre les travaux de maintenance D_i sont inégales. Elles sont de plus en plus courtes au fur et à mesure que le temps passe et que le composant prend de l'âge. Une fois qu'une maintenance préventive est réalisée sur la base de l'intervalle D_i le prochain intervalle $D_{i+1} = D_i - \gamma_i$ est calculé de façon à ce que le coût total moyen sur la durée de vie résiduelle γ_i soit minimal. Barlow et Proschan (Barlow & Proschan, 1967) proposent une séquence optimale sur un horizon fini.

Nguyen et Murthy (Nguyen & Murthy, 1981) considèrent une stratégie séquentielle dans laquelle un remplacement préventif n'est requis que si le composant atteint un âge de référence t_i sans qu'il tombe en panne ou après avoir accumulé *k* réparations minimales. L'âge t_i est le maximum de temps toléré sans que le composant ne fasse l'objet d'une maintenance, et ce depuis la dernière réparation ou remplacement. Le modèle minimise le coût total moyen sur un horizon infini. Dans (Nakagawa, 1988), les auteurs modélisent une stratégie séquentielle à intervalles fixes $x_l, l = 1, 2, ...$ Dans cette stratégie, le composant est remplacé à la N^e intervention préventive. Si le composant tombe en panne entre deux maintenances préventives consécutives, il est minimalement réparé. Les variables de décision sont N et x_l . Contrairement aux stratégies séquentielles précédentes, le modèle de Nakagawa contrôle la longueur des intervalles x_l et non pas le taux de défaillance ou la fiabilité. Ce qui offre plus de flexibilité lors de la planification de la maintenance.

Kijima et Nakagawa (Kijima & Nakagawa, 1992) proposent une extension du modèle précédent en incluant le concept de dommage accumulé. Dans la formulation du modèle, le dommage est accumulé selon un modèle de chocs générés selon un processus de Poisson, et les défaillances du composant apparaissent avec une probabilité p(z) dépendante du dommage total accumulé z. Les défaillances sont corrigées par des réparations minimales. Chaque maintenance préventive permet de réduire le dommage accumulé par un certain facteur.

2.2.1.5 Stratégies basées sur le coût de réparation

Dans cette famille de stratégies, quand un composant tombe en panne, le coût de réparation est estimé. Si le coût est acceptable (en dessous d'une limite donnée), le composant est réparé, sinon il est remplacé. Dans la littérature, cette famille de stratégies est connue sous l'appellation « repair cost limit policy ».

Yun et Bai (Yun & Bai, 1987) considèrent la maintenance des composants dont le coût de réparation peut être estimé après inspection. Lorsque le composant tombe en panne, son coût de réparation *H* est comparé à un coût prédéterminé *L*. Si H < L le composant est alors réparé, sinon le composant est remplacé. Après une réparation, le composant est dans un état comme neuf avec une probabilité (1 - p) et comme minimalement réparé avec une probabilité *p*. Le modèle peut optimiser le seuil *L* pour un composant dont le taux de défaillance suit une loi de Weibull.

Koshimae et al. (Koshimae et al., 1996) et Dohi et al. (Dohi et al., 1997) introduisent le concept de durée de vie totale d'un composant soumis à une stratégie basée sur le coût de réparation. Les modèles permettent de déterminer le moment optimal pour arrêter d'effectuer la réparation minimale du composant et procéder à son remplacement. Ainsi, les modèles considèrent simultanément le coût de réparation et la durée de vie totale espérée du composant. Une application informatique est développée dans (Koshimae et al., 1996) pour déterminer graphiquement et numériquement la stratégie optimale. Dohi et al. (Dohi et al., 1997) ont validé leur modèle par simulation.

2.2.2 Stratégies pour système à plusieurs composants

L'étude des stratégies de maintenance des systèmes multicomposants a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche durant les deux dernières décennies. Les modèles recensés traitent le problème de la modélisation des interactions ou de dépendances entre les actions de maintenance effectuées sur les composants d'un même système. Rappelons que cette dépendance peut être économique lorsque plusieurs composants sont remplacés simultanément, structurelle lorsque le remplacement d'un composant entraîne d'autres remplacements à cause de la configuration du système et stochastique lorsque la défaillance d'un composant dégrade les composants avoisinants.

Cho et Parlar (Cho & Parlar, 1991) classent les modèles en cinq catégories : les modèles de réparation/interférence machine, les modèles groupe/bloc/cannibalisation/opportunisme, les modèles de gestion d'inventaire, les modèles d'inspection et autres modèles de maintenance (non classables). Dekker et al.(Dekker et al., 1997) regroupent les modèles en se basant sur la dépendance économique.

À noter que les articles portant sur les stratégies de maintenance avec dépendances structurelles et stochastiques ne sont pas nombreux. Les articles tels que (Jhang & Sheu, 2000; Nakagawa & Murthy, 1993; Satow & Osaki, 2003) considèrent des systèmes constitués de 2 composants, les modèles proposés se compliquent très rapidement lorsqu'on veut les généraliser à plusieurs composants. Dans ce qui suit, une revue des modèles de stratégies avec dépendance économique est présentée. Deux familles de stratégies de maintenance sont discutées. Ce sont les stratégies de regroupements stationnaires, et les stratégies de regroupements dynamiques.

2.2.2.1 Stratégies de regroupements stationnaires

Les stratégies de regroupements stationnaires sont subdivisées en trois catégories : le regroupement de maintenance corrective, le regroupement de maintenance préventive et les stratégies opportunistes.

Dans le regroupement de maintenance corrective, les systèmes présentent une certaine forme de redondance des composants. Les composants défaillants peuvent être laissés en état de défaillance jusqu'à ce que le système se dégrade d'une manière significative. Une maintenance corrective est alors appliquée sur tous les composants trouvés défaillants afin de rétablir le système dans son état initial.

Assaf et Shanthikumar (Assaf & Shanthikumar, 1987) proposent un modèle pour N composants identiques et opérant selon une structure parallèle. La défaillance des composants est distribuée selon une loi exponentielle (taux de défaillance constant). La stratégie suggère d'effectuer des inspections périodiques à chaque kT, k = 1,2,... unités de temps et de remplacer simultanément tous les composants trouvés défaillants si et seulement si leur nombre atteint ou dépasse un nombre limite prédéterminé m. Le modèle optimise la périodicité des inspections/remplacements correctifs sur un horizon infini. Les variables de décision du modèle sont m et T.

Ritchken et Wilson (Ritchken & Wilson, 1990) développent un algorithme de résolution du modèle précédent pour n'importe quelle loi de défaillance. Les défaillances des *N* composants sont indépendantes mais restent identiquement distribuées.

Jansen et Van der Duyn Schouten (Jansen & Van der Duyn Schouten, 1995) proposent une extension du modèle décrit dans (Assaf & Shanthikumar, 1987). Leur modèle est développé pour des systèmes constitués de *N* composants identiques afin d'effectuer des analyses par rapport à la durée d'attente (idle time) d'un composant avant d'effectuer son remplacement.

Sculli et Wu (Sculli & Wu, 1981) proposent un modèle pour des systèmes constitués de N composants non identiques. Les composants opèrent indépendamment les uns des autres. Chaque composant est sujet à la défaillance aléatoire selon sa propre loi de Weibull. La stratégie consiste à remplacer tous les composants du système dès que l'un des composants tombe en panne. Le modèle permet de calculer une approximation de la moyenne des minimums des durées de vie des composants.

La deuxième catégorie de stratégies est le regroupement de maintenance préventive. Ces regroupements sont ensuite planifiés sur un horizon donné. Cette catégorie distingue les modèles pour les systèmes dont les composants forment un seul regroupement, c'est-à-dire, tous les composants du système sont remplacés simultanément (remplacement de type bloc) et les

modèles pour les systèmes dont les composants peuvent former plusieurs regroupements. Pour ces derniers modèles, la structure optimale des regroupements doit être déterminée.

Vergin et Scriabin (Vergin & Scriabin, 1977) considèrent une stratégie de regroupement pour des systèmes constitués de composants non identiques ayant des taux de défaillance croissants. Dans la stratégie proposée, un composant *i* est remplacé s'il fonctionne pendant p_i périodes ou bien il fait l'objet d'un remplacement de groupe s'il fonctionne pendant p_i périodes au moment où un autre composant *j* tombe en panne ou atteint son âge de remplacement préventif p_j . Un modèle de programmation dynamique est construit pour solutionner le problème. Le modèle permet d'obtenir une stratégie optimale pour des systèmes constitués de 2 ou 3 composants, la stratégie est sous optimale au-delà de 3 composants.

Love et al. (Love et al., 1982) établissent deux stratégies de remplacement de groupe pour une flotte de véhicules de distribution de courriers chez Poste canada. Dans la première stratégie, un véhicule est tout simplement remplacé dès qu'il atteint un âge prédéterminé ou accumule un certain kilométrage à son odomètre. Dans la deuxième stratégie, le remplacement d'un véhicule dépend des coûts de réparation. Le véhicule est remplacé si le coût de réparation dépasse un seuil limite prédéterminé, sinon, le véhicule est réparé. Les résultats du modèle markovien utilisé dans la modélisation des stratégies montrent que la seconde stratégie est nettement plus économique que la première.

Dekker et Roelvink (Dekker & Roelvink, 1995) introduisent une stratégie de regroupement de maintenance préventive uniquement lorsque le système n'est pas requis pour la production (pas de maintenance corrective). Basé sur l'évaluation de l'âge actuel de chaque composant, le modèle proposé permet de déterminer le moment optimal pour effectuer un remplacement de tout le système ou ses composants majeurs. Comme la structure du problème est complexe, les auteurs utilisent un critère de planification basé sur l'évaluation du coût marginal du remplacement. L'idée de base est d'évaluer la décision d'effectuer un remplacement du système tout de suite ou de reporter la prise de décision à la prochaine période. Ce critère est formulé dans les deux cas de prise de décision en continu et en discret. Une formulation du modèle proposé est obtenue par le biais des chaînes de Markov. La résolution du modèle permet de trouver une solution optimale pour un système constitué de 2 composants. Pour les systèmes comptant plus que 2 composants,

une approche par simulation est proposée. Cependant, aucune formulation analytique de la fonction coût n'a été développée.

Par ailleurs, l'optimisation simultanée de plusieurs regroupements de maintenance préventive présente un aspect combinatoire, souvent difficile à solutionner. Dekker et al. (Dekker et al., 1997) distinguent les modèles de regroupement direct et les modèles de regroupement indirect. Dans le regroupement direct, le problème est de trouver une répartition optimale des composants dans différents groupes. Ce problème est généralement NP-complet. Une répartition optimale peut être trouvée pour un petit nombre de groupes.

Van Dijkhuizen et Van Harten (van Dijkhuizen & van Harten, 1997) modélisent une stratégie de regroupement direct dans laquelle la périodicité des remplacements de groupe est égale à la plus grande des périodicités de remplacements individuels des composants qui le constituent. Dans ce cas particulier, les auteurs montrent que le problème devient polynomial et le résolvent à l'optimalité à l'aide de la programmation dynamique. Lorsque le nombre de composants dépasse la cinquantaine, le temps de calcul devient très long.

Dans le regroupement indirect, deux catégories de modèles peuvent être distinguées : les modèles standard et les modèles de rénovation ou de remisage (overhaul models). Dans les modèles standards, une périodicité de base T est définie, et représente une occasion pour effectuer la maintenance. Chaque composant *i* du système est maintenu préventivement à une périodicité $k_i T$, avec k_i un entier positif. Comme chaque composant possède son propre multiplicateur k_i des regroupements indirects se formeront naturellement. Un exemple de modélisation de cette stratégie est proposé dans (Goyal & Kusy, 1985).

Dans les modèles de rénovation, une périodicité T des travaux majeurs est désignée. À chaque période, tous les composants du système sont rénovés simultanément. Chaque composant i reçoit une rénovation mineure à tous les T/k_i unités de temps. Après une rénovation majeure, l'état du système est « aussi bon que neuf ». Alors qu'après une rénovation mineure, l'état du système ne change pas nécessairement, il reste « aussi mauvais que vieux ».

Habituellement le regroupement indirect est plus performant que le regroupement direct. Lorsque les coûts des arrêts sont bas, l'écart entre les deux types de regroupements est faible.

Par ailleurs, un modèle de rénovation/réparation/remplacement est décrit dans (Kececioglu & Sun, 1995). Sur un système complexe régulièrement inspecté, deux décisions peuvent être prises lors de la découverte d'une défaillance : réparer ou remplacer. Si le système est quand même en bonne condition, un remplacement partiel ou une rénovation est de mise. La stratégie est de trouver la séquence des meilleures décisions à prendre à chaque point de décision pour minimiser le coût total moyen futur pour les prochaines périodes de temps (nombre fini).

Un coût de transition est affecté à la décision d, de passage de l'état i à l'état j avec une probabilité p_{ij}^d , quand N états sont possibles. À partir de l'évaluation du coût de la première décision, et en utilisant une relation de récurrence en programmation dynamique, le coût total moyen est calculé. En sachant que la décision d peut être une rénovation O, une réparation r ou un remplacement rp dépendamment de l'état initial i, le coût minimum parmi les coûts relatifs à chacune de ces décisions est déterminé.

Pour un horizon infini, le coût est réparti en une partie stationnaire et une partie transitoire dépendant de l'état initial. L'auteur de propose un algorithme de résolution d'un système de *N* équations pour trouver la meilleure séquence de décisions afin de minimiser le coût moyen total sur un horizon infini.

2.2.2.2 Stratégies opportunistes

Les stratégies opportunistes découlent directement de la dépendance économique entre les différents composants d'un système. Le principe de base est de profiter des arrêts planifiés ou fortuits de certains composants du système pour effectuer la maintenance préventive sur d'autres composants. Ces stratégies sont particulièrement valables dans le cas des systèmes séries où la défaillance de n'importe quel composant entraîne l'arrêt du système au complet, offrant ainsi, l'occasion d'effectuer simultanément la maintenance d'autres composants en même temps que la réparation du composant défaillant.

Zheng et Fard (Zheng & Fard, 1991) proposent une stratégie opportuniste pour un système constitué de *k* composants différents. Dans cette stratégie, le composant *i* est réparé ou remplacé dépendamment de son taux de défaillance $\lambda_i(t)$. Plus spécifiquement, le composant est réparé à la panne si $\lambda_i(t)$ se trouve dans l'intervalle(0, L - u), ou remplacé à la panne s'il se trouve dans l'intervalle(L - u, L) et finalement remplacé si $\lambda_i(t)$ atteint la limite *L* sans l'occurrence d'une

panne. Lorsqu'un composant *i* est remplacé, tous les composants dont les taux de défaillance se trouvent dans l'intervalle (L - u, L) sont remplacés également. Les variables de décision du modèle sont *L* et *u*. Une stratégie optimale (L^*, u^*) minimisant le coût total moyen sur un horizon infini est dérivée.

Dagpunar (Dagpunar, 1996) génère les opportunités des remplacements préventifs selon un processus de Poisson homogène (taux d'arrivée constant). A chaque opportunité qui se présente, le système peut être remplacé à un coût c_2 si son âge *t* dépasse une certaine limite prédéterminé *K*. À la défaillance, le système peut être soit minimalement réparé à un coût c_1 soit réparé à un coût c_4 Finalement, le système peut être remplacé en tout moment à un coût c_3 . La stratégie minimisant le coût total moyen sur un horizon infini est optimale pour une valeur K^* .

Pham et Wang (Pham & Wang, 2000) étudient la maintenance opportuniste d'un système dont les composants sont agencés selon une structure *k-parmi-n*. Les composants sont sujets à la défaillance partielle (i.e. le système continue à fonctionner mais en mode dégradé). Les auteurs proposent deux stratégies opportunistes (τ , T) avec maintenance préventive parfaite et imparfaite à l'âge T. Dans les deux stratégies, les composants défaillants avant τ uniquement sont immédiatement et minimalement réparés. Tous les composants défaillants après τ sont laissés en attente (idle) et seront soumis à une maintenance corrective (réparation) en même temps que la maintenance préventive du reste des composants en opération, si et seulement si leur nombre atteint exactement m composants défaillants (m < n - k - 1). Lorsque l'âge du système atteint T, il est soumis à une maintenance préventive parfaite. Considérant les durées et les coûts de maintenance, les modèles proposés permettent d'évaluer le coût total moyen et la disponibilité du système sur un horizon infini. Les modèles sont appliqués à la maintenance de moteurs d'avions. Un exemple de système de 2 moteurs parmi 3, ayant un taux de défaillance croissant, est résolu à l'aide d'un algorithme d'optimisation non linéaire.

2.2.2.3 Stratégies de regroupements dynamiques

Les stratégies de regroupements dynamiques sont des stratégies non stationnaires. Elles permettent de prendre en compte l'information sur la maintenance effectuée et/ou sur l'état de dégradation du système relevé au cours des inspections (information considérée à court terme). Les stratégies de regroupement dynamique peuvent être classées en deux catégories : les stratégies définies sur un horizon fini et celles définies sur un horizon glissant. Un horizon fini

suppose implicitement que le système est hors usage (non utilisable) après la fin de son horizon. Une fonction résiduelle est souvent incorporée dans les modèles proposés afin d'évaluer la valeur résiduelle du système à la fin de son horizon fini.

Les modèles avec horizon glissant utilisent un horizon fini répétitif pour reproduire le long terme (horizon infini). Une fois que l'horizon en cours s'écoule ou que de nouvelles informations sont rendues disponibles, un nouvel horizon fini est calculé, et un essai pour générer un plan de maintenance est réalisé.

Dans la catégorie des modèles avec horizon fini, Stinson et Khumawala (Stinson & Khumawala, 1987) formulent un problème de planification des remplacements préventifs d'un système de production constitué de *N* machines en séries à l'aide de la programmation non linéaire à variables entières mixtes et développent une heuristique pour le résoudre. Étant donné un horizon fini de planification, le modèle proposé tente de déterminer les périodes durant lesquelles le système en entier doit être arrêté et de sélectionner la machine ou les machines qui feront l'objet d'un remplacement préventif durant ces périodes d'arrêt. Le modèle suppose que le coût d'un arrêt est constant et ne dépend pas du nombre de machines à remplacer. Le coût de remplacement de chaque machine est considéré à part. Un exemple d'application de ce modèle est présenté dans (Kralj & Petrovic, 1988). Il traite le problème de la planification de la maintenance des centrales thermiques. Selon (Dekker et al., 1997), ce modèle présente quelques faiblesses dont la sensibilité de la solution à la longueur de l'horizon de planification.

Dans le domaine de l'entretien routier, Worm et Van Harten (Worm & Van Harten, 1996) proposent un modèle de planification multipériode. Le modèle cherche à minimiser la valeur nette actualisée des coûts de maintenance sur un horizon fini. Dans ce modèle, les routes sont scindées en *N* segments de même longueur. La stratégie cherche à effectuer la maintenance sur des segments adjacents minimisant, entre autres, les coûts d'immobilisation et de transport des équipements de réfection. Les auteurs appliquent tout d'abord un modèle de maintenance sur un horizon infini afin de déterminer la meilleure action à entreprendre sur chaque segment. Ensuite, sur un horizon fini de quelques années, ils analysent et comparent les profits résultant de différentes possibilités de regroupement de segments faisant l'objet de la même action de maintenance.

Gupta et Lawsirirat (Gupta & Lawsirirat, 2006) étudient un système dont les composants se détériorent avec l'usage. Les composants font l'objet d'une surveillance continue à l'aide de capteurs dans le cadre d'un programme de maintenance conditionnelle (CBM). La détérioration des composants est caractérisée par un modèle continu combinant un processus de Wiener et un processus de choc. Les composants sont subdivisés en deux groupes : critique et non critique. L'effet de la défaillance d'un composant sur la détérioration du système est déterminé à l'aide d'une classification AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité). Un modèle de simulation sur un horizon fini *T* mettant à contribution des heuristiques d'optimisation, est proposé pour déterminer les actions ou les regroupements d'actions de maintenance stratégiquement optimaux pour le système dans sa globalité. Un exemple de système constitué de 6 composants opérant selon une structure série est étudié. Plusieurs scénarios de stratégies sont analysés tels que par exemple remplacer tout le système, remplacer uniquement les composants critiques et remplacer les composants non critiques si leurs détériorations dépassent une certaine limite.

Dans la catégorie des modèles avec horizon glissant, Dekker et al. (Dekker & Smeitink, 1991) examinent le problème de détermination des regroupements d'activités de maintenance et du moment de leurs réalisations. Les auteurs introduisent pour chaque composant, une pénalité (coût supplémentaire) pour devancer ou retarder la réalisation de sa maintenance par rapport à son moment optimal prévu. Chaque composant est soumis une stratégie périodique afin de trouver le moment optimal pour effectuer son remplacement. Pour chaque horizon fini donné (horizon glissant), le modèle tente de retrouver les meilleurs regroupements directs des remplacements. La fonction de pénalité est utilisée pour évaluer et comparer les coûts de s'écarter des solutions optimales individuelles des composants concernés dans l'horizon en cours. Un algorithme de partition est utilisé pour déterminer le plan optimal des regroupements.

Des améliorations du dernier modèle sont présentées dans (Dekker, 1996; Wildeman & Dekker, 1997). Ces améliorations concernent principalement la formulation du problème pour d'autres types de regroupements, la proposition de nouvelles heuristiques d'optimisation et la réduction du temps de calcul pour un grand nombre de composants.

Wildeman et Dekker (Wildeman & Dekker, 1997) examinent l'effet de la prise en compte des taux d'utilisation des composants dans un système et l'occurrence des opportunités de

maintenance sur le plan de maintenance sur le long terme. À partir du modèle de base dans (Dekker & Smeitink, 1991), ils proposent une approche de résolution en 5 phases. La phase 1 permet de retrouver la périodicité optimale des remplacements pour chaque composant. La phase 2 calcule la fonction de pénalité pour chaque composant qui exprime le coût du décalage entre le moment optimal (déterminé dans la phase 1) et le moment planifié *T*. Dans la phase 3, le facteur d'utilisation de chaque composant concerné par la maintenance dans l'horizon *T* est introduit. Ce facteur peut faire décaler le remplacement d'un composant d'un horizon à un autre. La phase 4 minimise les pénalités des regroupements des composants se trouvant sur le même horizon *T*. Dans la phase 5, selon les opportunités de maintenance disponibles, les étapes 3 et 4 sont itérées de nouveau offrant ainsi plusieurs horizons finis de planification. Les résultats de cette approche dynamique montrent une réduction considérable des coûts de maintenance comparativement à une approche stationnaire.

2.3 Planification de la maintenance

2.3.1 Planification par la gestion des actifs

La gestion des actifs désigne la gestion des ressources physiques d'un bien tout au long de son cycle de vie. Elle considère l'ensemble du cycle de vie d'un bien : conception, fabrication, installation, exploitation/maintenance et mise au rebut. Elle tient compte de tout ce qui assure le profit d'un bien tel que la capacité de la production, les conditions du marché, la conduite des opérations et la maintenance.

Appliquée à la maintenance, la gestion des actifs se présente comme une tentative d'unification de diverses méthodes et techniques pour aider les gestionnaires à prendre des décisions dans un contexte souvent incertain. Cette incertitude se manifeste, tant sur le plan économique, avec la fluctuation des marchés sur long terme, que sur le plan technique avec des installations de plus en plus vieillissantes laissant planer le doute sur leurs durées d'exploitation.

Shreiner (Schreiner, 2004) décrit, dans son introduction, la gestion des actifs comme un problème d'optimisation des capitaux qui cherche à assurer une croissance substantielle à long terme des revenus et des bénéfices tout en maintenant des coûts opérationnels réduits et en même temps, en exploitant le système avec un niveau élevé de sûreté et de fiabilité.

Selon Sherwin (Sherwin, 2000), le problème de gestion des actifs est un problème de gestion de la maintenance au sens large (maintenance management) où les nouvelles technologies de l'information prennent une place importante dans la saisie des données de fonctionnement, de dégradation des équipements, dans leur traitement (analyse et pronostic) et dans la prise de décision. L'auteur dresse également un portrait des modèles de gestion globale de la maintenance.

Dans les articles (Haraldsson, 2004; Mohseni, 2003; Schreiner, 2004), les auteurs s'entendent sur le fait que le problème de gestion des actifs est un problème de grande taille et qu'il est très complexe à modéliser. Plusieurs domaines peuvent y être considérés : le design des centrales, les modes d'exploitation, les stratégies de maintenance et d'inspection, et les durées de vie. D'autres aspects sont aussi introduits, tels que l'environnement, les lois et les règlements régissant le milieu de production électrique, et des aspects économiques en termes de coûts de maintenance, de perte de production et de pénurie, du prix de vente et de parts de marchés.

On souligne dans (Mohseni, 2003) qu'il n'existe aucun modèle ou application informatique capable d'intégrer de manière efficiente tous ces domaines. Les difficultés sont nombreuses, citons entre autres : l'interactivité des domaines impliqués (un domaine influence les autres et vice versa), les règles d'exploitation qui risquent de changer en présence d'autres sources de production, le contexte économique variable avec des nouvelles contraintes financières, et les nécessités de maintenance qui augmentent avec le vieillissement des équipements.

Tout récemment, un projet, piloté par l'EPRI (Electric Power Research Institute), témoigne de l'authenticité et de l'importance de ce genre de problématique industrielle. Le projet lance un appel pour former un consortium autour de la gestion d'un parc de transformateurs de puissance. Basé sur des données de maintenance, de performance, de défaillance et de fonctionnement, le but poursuivi est de trouver la meilleure planification des interventions en maintenance y compris les budgets requis afin de pallier à la dégradation accélérée des transformateurs.

2.3.2 Planification par programmation mathématique

En optimisation, on cherche à déterminer parmi un ensemble de solutions, celle qui optimise (maximise ou minimise selon le cas) la valeur d'une fonction, nommée fonction objectif. Le degré de difficulté varie énormément d'un problème d'optimisation à l'autre. Étant donné que la structure du problème de planification des retraits des groupes TA n'a pas été encore établie, nous présenterons dans un premier temps, les méthodes déjà utilisées pour résoudre des problèmes de planification dans le domaine de production électrique. Les méthodes utilisées sont principalement liés à la production dans des réseaux de type thermique en utilisant la programmation linéaire mixte en nombres entiers et la programmation stochastique. Dans un deuxième temps, nous présenterons brièvement d'autres méthodes d'optimisation utilisant les méta-heuristiques, la recherche directe, l'intelligence artificielle, les réseaux neuronaux ainsi que certaines méthodes hybrides potentiellement intéressantes pour la planification de la maintenance. Aussi, dans ce problème complexe à plus d'un titre, plusieurs types de contraintes interviennent dont un aperçu non exhaustif est esquissé dans (Gallestey et al., 2002; Mukerji et al., 1991) incluant les :

- i) contraintes de réserve ou de limitation sur la capacité disponible pour la maintenance dans chaque période ;
- ii) contraintes de séquence, voulant qu'une unité soit arrêtée tant de semaines après que qu'une autre unité soit remise en service ;
- iii) contraintes d'exclusion, voulant que pas plus d'un nombre fixé d'unités ne doivent être maintenues simultanément ;
- iv) contraintes reliées aux ressources humaines et à la technologie ;
- v) contraintes de budget d'investissement en maintenance ;
- vi) contraintes de fiabilité et/ou de disponibilité du système ;
- vii) contraintes de charge sur le système.

Plusieurs critères peuvent être considérés pour l'optimisation, nous pouvons citer à titre d'exemples :

- i) minimiser les coûts de la maintenance ;
- ii) maximiser la disponibilité des groupes ;
- iii) minimiser le ratio coût du cycle de vie par le profit ;
- iv) maximiser la durée de vie ou la fiabilité des groupes ;
- v) équilibrer ou lisser les investissements en maintenance sur le long terme ;
- vi) équilibrer la charge de travail des réparateurs par région ;
- vii) maximiser le rendement de l'eau.

Des critères d'optimisation, combinant plusieurs des critères précités (fonction multiobjectif), présentent des attraits non négligeables pour résoudre des situations de plus en plus courantes actuellement.

2.3.2.1 Programmation linéaire mixte

La programmation linéaire mixte en nombres entiers est la méthode la plus recensée dans la littérature pour résoudre des problèmes de planification de la maintenance dans le domaine de la production thermique de l'électricité. Cette méthode généralise la programmation linéaire en imposant à certaines ou à toutes les variables de se restreindre aux entiers. La nature linéaire de la fonction objectif et des contraintes, permet l'élaboration de méthodes qui exploitent cette structure. Cependant, le fait que certaines variables soient entières, entraîne une complexité combinatoire qui réduit considérablement la taille des problèmes que l'on peut résoudre. Les approches pour cette classe de problèmes comprennent l'énumération implicite, les méthodes de coupes et des techniques de relaxations (Nemhauser & Wolsey, c1988).

Parmi ces problèmes, celui de l'optimisation de la planification des opérations est un exemple de problèmes de nature combinatoire. Dopazo et Merrill (Dopazo & Merrill, 1975) ont proposé un programme linéaire en nombres entiers 0-1 pour la planification de la maintenance des groupes TA, garantissant de trouver une solution optimale si elle existait. Cette formulation traitait des problèmes de petite taille.

Dans la même période, Zurn et Quintana (Zurn & Quintana, 1975) montrent que la programmation dynamique avec des approximations successives, aborde de meilleure manière cette difficulté inhérente à la taille.

Dans l'article (Chattopadhyay, 1998), la planification de la maintenance considère un système sous contrainte d'approvisionnement et la décision de la planification des opérations est considérée plus prioritaire. Ceci à cause du fait qu'une mauvaise planification de la maintenance va directement refléter une augmentation dans le niveau de l'énergie non servie. Le plan de maintenance tient compte de phénomènes reliés, tels que la génération, l'interruption aléatoire de service, l'approvisionnement en carburant et le transport.

Les contraintes du réseau d'interconnexion des équipements sont considérés dans (Marwali & Shahidehpour, 1998a, 1998b) pour tenir compte des limitations dues aux lignes de transport. Un
plan de maintenance intégré est formulé et résolu par décomposition en un problème principal et des sous problèmes par la méthode de décomposition de Bender (Benders, 1962). La résolution du problème principal donne des solutions pour les variables de décision du plan de maintenance. Dans la deuxième étape, les sous problèmes sont résolus pour minimiser les coûts tout en satisfaisant les contraintes dues au réseau d'interconnexion. L'approche est déterministe dans (Marwali & Shahidehpour, 1998a) et stochastique dans (Marwali & Shahidehpour, 1998b).

2.3.2.2 Programmation stochastique

La programmation stochastique est un cadre de modélisation de problèmes d'optimisation qui impliquent des variables incertaines, caractérisées par des lois de distribution. Elle tente de trouver une solution faisable pour presque toutes les variables considérées tout en maximisant l'espérance d'une certaine fonction de décision et des variables aléatoires. Plus généralement, de tels modèles sont formulés, résolus analytiquement ou numériquement, et analysés afin de fournir des informations utiles pour la prise de décision.

Les modèles de programmation stochastiques les plus largement étudiés et appliqués sont les programmes linéaires à deux étapes (two-stage linear programs). Dans ces modèles, une décision est prise dans une première étape. Après quoi, un événement aléatoire se produit affectant les résultats de cette première décision. Par la suite, une décision dite de recours est alors prise dans une seconde étape pour compenser tous les mauvais effets qui pourraient avoir été encourus en raison de la première décision. La stratégie optimale d'un tel modèle est une stratégie unique à la première étape, suivie d'une collection de décisions de recours dans la seconde étape.

Diverses approches intégrant des aspects stochastiques, ont été développées pour la planification de la maintenance dans le domaine de la production thermique de l'électricité. Les buts poursuivis dans les tous premiers travaux, étaient ceux dit de nivellement de la réserve et qui sont traditionnels dans ce domaine.

Le nivellement de la réserve a été largement utilisé comme index de fiabilité grâce à sa simplicité (Chen & Toyoda, 1988). Cette méthode ne tient pas compte des taux d'arrêts forcés et des incertitudes sur les charges. La figure 2.12 illustre la situation où 5 unités de production sont planifiées sur un horizon de 3 intervalles pour niveler la réserve.



Figure 2.12 : Plan pour niveler la réserve (tirée de (Garver, 1972))

Le calcul des risques est évalué par la probabilité de perte de charge (Loss Of Load Probability). C'est la probabilité que la charge sur le système dépasse sa capacité de génération. Le calcul exact du LOLP se fait à travers l'utilisation des tables des probabilités des taux d'arrêts forcés FOR (capacity outage probability table) ou à partir de routines d'approximations. Le FOR est le ratio de la durée ou une unité est en arrêt forcé sur la durée totale de fonctionnement.

Niveler les risques sur les arrêts de production le long de l'année est l'objectif poursuivi dans (Garver, 1972). Un comparatif entre la planification basée sur le nivellement de la réserve et le nivellement du risque est réalisé. L'auteur montre que de meilleurs résultats peuvent être obtenus.

Chen et Toyoda (Chen & Toyoda, 1988) démontrent que les plans de maintenance peuvent être améliorés en nivelant plutôt le « risque incrémentiel » annuel. Dans la précédente approche le risque est nivelé sur chaque période. Leur méthodologie cherche à niveler le risque total sur toute l'année. Le risque considéré est le LOLP.

Pour contourner la difficulté posée par le problème combinatoire, la résolution du modèle proposé est entreprise selon la méthode de décomposition à deux niveaux. Le problème est subdivisé en un problème principal résolu en premier et en sous problèmes multiples. Le résultat de la résolution du problème principal est un ensemble de charges virtuelles qui sont appliquées dans les sous problèmes pour ressortir des schémas (patterns) de maintenance. Les sous problèmes sont résolus par les algorithmes de type MIP ou par énumération implicite (branch and bound).

La méthode est appliquée sur un système comportant 8 centrales avec chacune un certain nombre d'unités totalisant 19 unités. Douze périodes sont considérées et la courbe de charge est supposée connue pour les 12 périodes y compris les pics de charge pour chaque journée de l'année. Les données nécessaires sont la capacité, le taux d'arrêts forcé, la période de maintenance en mois ainsi que l'étendue de la période pendant laquelle la maintenance peut être effectuée (par exemple : 200MW, 0.02, 1, 1~7) pour chaque unité. Comme les unités nécessitent entre 1 et 3 mois de maintenance, le problème est divisé en un problème principal et 3 sous problèmes avec respectivement 7, 8 et 4 unités.

Les contraintes de maintenance sont telles que chaque unité doit être maintenue une fois durant la période spécifiée et dans une période, seulement une seule unité peut être entretenue. Les résultats obtenus en égalisant le LOLP ainsi que celle égalisant le LOLP incrémental sont comparées. La méthode proposée montre qu'il y a un risque moindre en adoptant le plan de maintenance ainsi trouvé.

Dans (Krishnasamy et al., 2005), l'objectif est aussi de concevoir un programme de maintenance qui va réduire le risque. Les sous systèmes qui ne rencontrent pas le critère de risque accepté sont étudiés avec le type ainsi que l'intervalle de maintenance qui doit être appliqué. La probabilité des événements majeurs est décidée sur la base du risque acceptable. Une analyse inversée de l'arbre de défaillance est utilisée pour estimer la nouvelle probabilité d'occurrence de chaque événement de base. Les intervalles de maintenance produisant ces nouvelles probabilités sont calculés.

2.4 Optimisation de la planification de la maintenance

Évidemment, lorsque confronté à un problème d'optimisation, nous souhaitons trouver la meilleure solution faisable, et de plus, avoir la certitude qu'il n'en existe pas de meilleure. Une méthode garantissant ce fait est dite exacte. Il a été démontré (Stephens & Baritompa, 1998) que ce souhait ne peut pas être exaucé dans le cas général. Les méthodes exactes ne peuvent être définies que dans le cas où le problème d'optimisation possède une structure suffisamment riche et exploitable. Les méthodes exactes concernent principalement les problèmes de : programmation linéaire, programmation linéaire mixte en nombre entier, optimisation convexe et optimisation globale.

Les problèmes de programmation linéaire, où la fonction objectif et toutes les contraintes sont linéaires sont un exemple de problèmes structurés. Cette linéarité est exploitée par la méthode du Simplexe, et permet de résoudre des problèmes contenant des dizaines de milliers de variables et de contraintes. Malheureusement, plusieurs applications réelles ont une non-linéarité inhérente et donc ne peuvent être formulées adéquatement sous forme linéaire.

2.4.1 Méthodes de recherche directe

Les méthodes de recherche directe sont utilisées lorsque le problème d'optimisation ne possède pas de structure ou que sa structure n'est pas exploitable. L'optimisation de boites noires, l'optimisation sans dérivées, les algorithmes GPS (Torczon, 1997), MADS (Abramson et al., 2006; Audet & Dennis, 2006) et Direct (Jones et al., 1993; Powell, 1998), l'utilisation de fonctions substituts sont des exemples de méthodes et d'outils de la recherche directe.

Le cas typique de la recherche directe est le cas où l'évaluation de la fonction objectif ou la détermination de l'appartenance d'une solution au domaine réalisable se fait via un code informatique. Les valeurs de ces fonctions ne sont pas calculées analytiquement, mais plutôt par une série de codes informatiques, de simulations ou même d'expériences.

Évidemment, lors de tels calculs, les valeurs des fonctions peuvent être bruitées ou imprécises. Il arrive même fréquemment que le code calculant les valeurs des fonctions échoue pour des raisons internes au code (par exemple, divergence d'une méthode itérative interne). Il s'ensuit que l'existence même des dérivées est compromise. Et même s'il était possible d'estimer des valeurs de dérivées via des différences finies ou par une différentiation automatique, il est fréquent que ces valeurs ne soient pas fiables, et que l'utilisation de ces approximations cause des difficultés numériques.

Les méthodes de recherche directe, telles GPS, MADS et DIRECT, permettent de s'attaquer à des problèmes d'optimisation de boîtes noires. Ces méthodes n'utilisent que la valeur des fonctions. Un avantage de ces méthodes est qu'il existe une analyse de convergence détaillée. Il est démontré que ces méthodes produisent une solution satisfaisant des conditions d'optimalité « proportionnelle » à la différentiabilité locale (Audet & Dennis, 2002). Cette analyse repose sur le calcul des fonctions non-lisses de Clarke (Clarke, 1990).

Habituellement, les problèmes d'optimisation de boîtes noires sont coûteux à évaluer. Le temps requis pour une seule évaluation des fonctions peut varier de quelques secondes à plusieurs jours. Il arrive aussi d'avoir à disposition une deuxième boîte noire qui partage certaines ressemblances à l'originale, mais qui est beaucoup moins coûteuse à évaluer. Cette deuxième boîte est appelée fonction substitut. Les méthodes de recherche directe mentionnées ci-dessus peuvent être utilisées conjointement avec ces fonctions substituts afin de guider la recherche.

2.4.2 Méthode utilisant des méta-heuristiques

La difficulté rencontrée par les méthodes exactes est qu'en plus d'identifier la solution optimale, ces méthodes doivent démontrer que ladite solution est optimale. Il n'est pas rare que ces méthodes passent plus de 90% de leur temps à démontrer que la solution obtenue en 10% du temps, est bien optimale. Les méthodes heuristiques se spécialisent à trouver rapidement une « bonne » solution en tentant de se sortir d'un optimum local. Cependant, ces méthodes ne possèdent habituellement pas d'analyse de convergence rigoureuse. Souvent elles ne peuvent même pas assurer de générer une solution localement optimale. L'avantage de ces méthodes est leur rapidité. Parmi ces méthodes, nous retrouvons : le recuit simulé, la recherche tabou, les algorithmes génétiques et la recherche à voisinages variables.

Les méthodes de recuit simulé sont des méthodes itératives qui, à chaque itération acceptent de se déplacer à un nouveau point choisi parmi les points voisins s'il est réalisable ou s'il améliore la valeur de la fonction objectif. Le déplacement est autorisé à un point qui n'améliore pas la fonction, mais selon une probabilité inversement proportionnelle à l'accroissement de la fonction. De plus cette probabilité décroît au fil des itérations. Le nom donné à ces méthodes véhicule l'image d'un procédé de recuit des métaux où ces derniers recherchent un état d'énergie minimum qui confère un état cristallin stable (Kim et al., 1995, 1997). L'équivalence est faite entre la solution du problème d'optimisation combinatoire et les états physiques d'un système et le coût de la solution avec l'énergie de l'état. La température du système est traitée comme paramètre de contrôle. Une nouvelle solution est générée à partir d'une « structure voisine » et un « mécanisme de génération » (Satoh & Nara, 1991). Une unité est sélectionnée en générant un nombre entier aléatoire uniformément distribué entre 1 et le nombre total d'unités.

La recherche tabou permet essentiellement de se déplacer d'un point à l'autre en améliorant la meilleure solution actuelle. À chaque déplacement, la méthode interdit un retour à la solution

précédente. Cette interdiction donne le nom à la méthode tabou. En présence d'un minimum local, la méthode générera un nouveau point moins bon que ce minimum local. À partir de ce nouveau point, elle ne pourra revenir au minimum local, et devra donc poursuivre une remontée. L'objectif visé par cette méthode est qu'éventuellement un point dans un autre bassin sera généré et que la descente identifie une meilleure solution locale.

Les méthodes génétiques cherchent à combiner différentes solutions afin d'en produire de nouvelles, potentiellement meilleure (Mohanta et al., 2004). Ces façons de combiner des solutions portent des noms tels que croisement, mutation, évolution, d'où le nom de la méthode génétique. La grande difficulté rencontrée par les utilisateurs de ces méthodes est de définir des façons efficaces de combiner ces solutions. La nature et la structure du problème doivent être bien connues et exploitées.

2.4.3 Méthode utilisant l'intelligence artificielle

La planification automatisée et la planification sont une branche de l'intelligence artificielle qui concerne la réalisation d'un ordre d'actions devant être exécuté par des agents intelligents, des robots autonomes ou véhicules sans pilotes. À la différence des problèmes classiques de commande, les solutions sont complexes, inconnues et doivent être découvertes et optimisées dans un espace multidimensionnel.

Dans des environnements connus avec des modèles disponibles, la planification peut être faite en différé. Des solutions peuvent être trouvées et évaluées avant l'exécution. Dans les environnements dynamiques, la stratégie doit souvent être mise à jour en ligne. Les modèles et les stratégies doivent être réadaptés. La résolution recourt habituellement à des processus essais/erreurs itératifs, généralement rencontrés en intelligence artificielle. Ceux-ci incluent la programmation dynamique, le renforcement d'apprentissage et l'optimisation combinatoire.

Un planificateur typique prend trois entrées : une description de l'état initial, une description du but désiré, et un ensemble d'actions possibles, tous codés dans un langage formel tel que STRIPS (STanford Research Institute Problem Solver). Le planificateur produit un ordre des actions qui mènent en partant de l'état initial à un état rencontrant le but désiré. Un autre langage alternatif pour décrire des problèmes de planification est celui de réseaux hiérarchiques de tâches, dans

lequel un ensemble de tâches est donné, et chaque tâche peut être ou bien réalisée par une action primitive ou décomposée dans un ensemble d'autres tâches (Russell & Norvig, 2003).

La difficulté de la planification dépend des hypothèses de simplification utilisées. Les techniques les plus populaires incluent : la recherche espace/état par chaînage avant et arrière (forward chaining and backward chaining state-space search), augmenté par l'utilisation de relations entre les conditions ou d'heuristiques synthétisée à partir du problème, ainsi que la recherche dans l'espace de plan (search through plan space), et la translation à la satisfaction de propositions (translation to propositional satisfiability satplan).

2.4.4 Méthode utilisant les réseaux de neurones

Un réseau artificiel de neurones communément noté ANN (artificial neural network) est construit sur un paradigme biologique similaire à celui des algorithmes génétiques sur la sélection naturelle. Il se base sur un groupe de neurones artificiels interconnectés, qui, à l'instar du modèle vivant, cherche à résoudre des problèmes d'optimisation. Les paramètres les plus importants de ce réseau sont les coefficients synaptiques. Les ANN construisent le processus de résolution en fonction des flux d'informations qui traversent le réseau, en commençant par calculer les valeurs des coefficients synaptiques en fonction des exemples disponibles. Ils sont généralement utilisés dans des problèmes de nature statistiques et perceptives, telles que la classification ou l'évaluation. Par exemple, si un échantillon suffisamment grand de données de centrales électriques, constitués du types de centrale, de l'âge, du nombre de défaillances subies, des heures de production, et de la classification de l'état de la centrale (bonne, moyenne,..), est disponible, il peut être utilisé pour l'entraînement d'un réseau de neurones. Le réseau présentera alors les caractéristiques d'une centrale pouvant subir potentiellement une défaillance en généralisant à partir des cas qu'il connaît. Si le réseau de neurones fonctionne avec des nombres réels, la réponse traduit une probabilité de défaillance. Les valeurs typique sont 1 pour la certitude que la centrale tombera en panne, -1 pour le fait qu'elle restera en fonction et 0 pour l'absence de prévision.

Avec les réseaux de neurones, des auteurs ont développé des modèles pour l'évaluation de la fiabilité (Amjady & Ehsan, 1999) ainsi que pour le diagnostic de pannes (Sun et al., 2004).

2.4.5 Méthodes hybrides

Certains problèmes d'optimisation sont trop difficiles pour que l'on puisse espérer appliquer des méthodes exactes en un temps raisonnable. Il est parfois possible de combiner différentes stratégies de résolution. L'une d'elles serait par exemple d'approcher le problème via une méthode heuristique, et de décomposer certaines parties en sous-problèmes qui seront résolus par des méthodes exactes. Par exemple, la linéarisation d'un sous-problème peut être résolue exactement par la méthode du simplexe. Une autre technique utilisée est l'application d'une méthode heuristique de façon à identifier rapidement une solution potentiellement optimale, et de démarrer par la suite une méthode exacte avec cette solution comme point de départ.

Les méthodes de recherche par motifs ont été conçues pour être utilisées conjointement avec d'autres méthodes. En effet, à chaque itération d'une recherche par motif, il est possible d'appliquer une heuristique de façon générique afin d'identifier de nouvelles régions potentiellement intéressantes. En particulier, dans (Audet et al., 2008a), les auteurs proposent une façon générique d'inclure une recherche à voisinage variable dans un algorithme de recherche directe.

Concernant les méthodes hybrides impliquant les SA, GA et TS, Nara (Nara, 2000) recense la majorité des applications en planification pendant une dizaine d'années. Un de ces travaux par exemple, montre l'application avec succès d'un algorithme SA pour trouver des solutions à des problèmes de taille moyenne et de grande taille en planification (Satoh & Nara, 1991). La technique est ensuite améliorée par l'inclusion d'un algorithme génétique et l'intégration d'une recherche tabou (Kim et al., 1995, 1997).

CHAPITRE 3 GÉNÉRALITÉS ET ÉTUDE DES DONNÉES SUR LES GROUPES TA

Nous commençons par donner un aperçu des éléments technologiques sur un groupe TA dans la figure 3.1. Il s'agit d'une machine imposante par sa taille et la diversité de ses composants. Du point de vue de la fiabilité, il constitue un système complexe d'une dizaine de composants majeurs dont l'alternateur et la turbine, et chacun de ces composants peut contenir plusieurs dizaines de sous composants. Nous proposons dans ce qui suit la décomposition et le recensement des organes qui entrainent l'arrêt des groupes pour une maintenance majeure.



Figure 3.1 : Vue schématique d'un groupe TA

Le rapport de l'Association Canadienne de l'électricité sur les états des équipements de production hydraulique, en terme de fiabilité pour la période 1999-2003 (Anon, 2003), liste une série de composants qui contribuent au taux d'indisponibilité total d'un groupe TA. Selon cette référence, une analyse des occurrences des arrêts forcés, montre que la contribution de l'alternateur, de la turbine, et des systèmes auxiliaires au taux d'indisponibilité des groupes TA est majoritaire.



Figure 3.2 : Contribution des composants au taux d'indisponibilité d'un groupe

En analysant les données fournies sur les groupes TA d'Hydro-Québec concernant les occurrences des arrêts forcés au cours de la période 1954-2007, il apparait que sur 119 composants raportés, 23 seulement d'entre eux participent à 80% de l'indisponibilité totale. La turbine (portant le code 41100) et l'alternateur (code 42100) venant en tête (figure 3.3) en concordance avec les précédentes observations de la figure 3.2. La nomenclature et la codification des composants suivent les standards de l'association NERC (North American Electric Reliability Association).



Figure 3.3 : Diagrammes Pareto du nombre d'heures de maintenance par composant

Le tableau 3.1 montre les relevés des heures de maintenance cumulées au cours de la période 1954-2007 pour chacun des composants du groupe TA ayant les heures de maintenance les plus importantes. Ce sont la turbine, l'alternateur et le système d'excitation.

				Heures de
Composant			Sous composant	Maintenance
		41110	roue de la turbine	207,441
		41122	palier guide de turbine	27,456
		41125	vidange du puits de turbine	3,020
41100	TURB	41133	leviers des directrices et goupilles de cisaillement	8,538
		41150	arbre de la turbine	2,970
		41700	système de régulation de vitesse	6,666
		41710	régulateur de vitesse	119,282
		41715	réservoir oléopneumatique et système auxil. du régulateur	32,237
		42110	rotor de l'alternateur	191,256
		42113	bobinages et connections du rotor	104,079
		42120	stator de l'alternateur	63,482
		42123	bobinage du stator	229,572
42100	ALT	42126	système de refroidissement du stator	21,399
		42171	palier de butée de l'alternateur	35,846
		51120	transformateur de puissance	51,155
		51130	appareillage de sectionnement de l'alternateur	15,106
		51136	alternateur - sectionneur de puissance	42,446
		51150	barres blindées (omnibus), conduits et câbles	18,970
		42210	Transformateur du système d'excitation	10,704
		42220	Système d'excitation statique	5,649
42200	SE	42230	Disjoncteur de champs	5,161
		42240	Excitation rotative	7,671
		42260	Régulateur de tension du SE	11,647

Tableau 3.1 : Her	ures de maintenanc	e cumulées des com	posants majeurs d'	in groupe TA

Plus spécifiquement, ce sont la roue de la turbine et le bobinage du stator qui consomment le plus d'heures de maintenance pour la turbine et l'alternateur. Il n'y a par contre pas de composants spécifiques pour le système d'excitation (figure 3.4).



42240 c) heures de maintenance pour les organes du SE

42220

49%

37% 24%

12%

10%

42230

2

1.5

0.5

n

42260

42210

Figure 3.4 : Diagramme Pareto des heures de maintenance de a) turbine, b) alternateur, c) SE

Nous considérons alors dans la suite, qu'un groupe TA est un système à 3 composants : la turbine notée TURB et l'alternateur noté ALT et le système d'excitation SE.

3.1 Rappels

Dans ce qui suit, on suppose que toutes les applications sont définies sur un espace de probabilité (Ω, \Im, p) où Ω est l'espace des événements élémentaires, \Im une tribu sur Ω et p une mesure de probabilité telle que $p(\Omega) = 1$. Les durées entre les défaillances sont décrites par une séquence de variables aléatoires continues positives T qui possèdent une fonction de répartition F(t) et une fonction de densité de probabilité f(t) qui satisfont les relations suivantes :

$$F(t) = P(T \le t), t \in \mathbb{R} \text{ et } f(t) = \frac{dF(t)}{dt}.$$
(3.1)

$$\overline{F}(t) = P(T > t) = 1 - F(t).$$
 (3.2)

Le taux de défaillance $\lambda(t)$ donne la probabilité conditionnelle de panne immédiate à l'instant *t*. Elle est définie par (Aven & Jensen, 1999) :

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{\bar{F}(t)}.$$
(3.3)

La fonction taux cumulatif de défaillance $\Lambda(t)$ est définie par :

$$\Lambda(t) = \int_0^t \lambda(u) du. \tag{3.4}$$

Par ailleurs, une relation bien utile qui relie le taux de défaillance à la fiabilité est donnée par :

$$\bar{F}(t) = e^{-\Lambda(t)}.$$
(3.5)

Il en résulte que, $\lambda(t)$ détermine de façon unique la fonction de densité de probabilité f(t) par :

$$f(t) = \lambda(t)e^{-\int_0^t \lambda(u)du}.$$
(3.6)

Le taux de défaillance conditionnel, à l'instant t est défini par (Cox & Oakes, 1984) :

$$\lambda(t|\mathfrak{T}_t) = \lim_{h \to 0} \frac{P(t \le T \le t + h|\mathfrak{T}_t)}{h}.$$
(3.7)

Avec $\{\Im_t, t > 0\}$ l'historique des événements survenus jusqu'à l'instant *t*. Il est supposé que la probabilité de l'apparition de 2 défaillances ou plus dans l'intervalle [t, t + h] est nulle quand $h \rightarrow 0$.

Les estimations non paramétriques des fonctions de fiabilité et du taux cumulatif de défaillance sont données respectivement par l'estimateur Kaplan-Meier (3.8) et Nelson-Aalen (3.9) :

$$\widehat{F}(t) = \prod_{\tau_i \le t} \left(1 - \frac{d_i}{s(\tau_i)} \right), \tag{3.8}$$

$$\widehat{\Lambda}(t) = \sum_{\tau_i \le t} \frac{d_i}{S(\tau_i)'}$$
(3.9)

avec $\tau_1, \tau_2, ... < \tau_n$, les instants des défaillances, d_i le nombre de « décès » et $S(\tau_i)$ le nombre de survivants juste avant l'instant τ_i .

3.2 Profils de fonctionnement des groupes TA

Les profils d'utilisations typiques de plusieurs groupes appartenant à plusieurs centrales (tableau 3.2) réparties sur plusieurs bassins hydrographiques ont été étudiés. Les données sont fournies sous la forme de la puissance produite enregistrée toutes les heures entre janvier 2002 et décembre 2006. On remarque qu'en général, un cycle typique commence par la mise du groupe sous une puissance assez faible pendant environ une heure, ensuite le groupe est mis à la puissance nécessaire pendant la période désirée. À la fin du cycle, la baisse en puissance s'effectue aussi de la même façon. Ces phases de démarrages et d'arrêts étant de toutes évidences transitoires, elles seront ignorées dans la suite.

Tableau 3.2 : Échantillon de groupes avec données de fonctionnement

Id	Centrale	Nb Groupes	Données pour les groupes
1-6	C1	6	A03
7-44	C2	38	A32
45-57	C3	12	A01,A02
58-70	C4	16	A01,A02
71-83	C5	12	A01,A02
84-90	C6	6	A31 à A36

Pour chacun des ensembles de données fournies par centrale, des blocs sont formés correspondant aux plages $[0, \tau_1], [\tau_1, \tau_2], ...$, des durées de vie successives pour un groupe. Des blocs distincts sont formés de la façon suivante : connaissant la date de mise en service et de retrait d'un groupe, la plage de données de fonctionnement correspondante est extraite et passée à une routine de calcul qui permet de préparer les tableaux selon le canevas suivant :

Tableau 3.3 : Échantillon de groupes avec données de fonctionnement

Id	Centrale	Groupe	Temps (h)	Nb Dém.	Charge cumulée (h)	Dormance cumulée (h)	Régime
1	C1	A03	17	1	12	5	0.79
1	C1	A03	77	2	64	13	0.79
1	C1	A03	122	3	80	42	0.8
1	C1	A03	145	4	95	50	0.81
1	C1	A03	277	5	117	160	0.79
1	C1	A03	287	6	118	169	0.32

La routine permet de générer les triplets (nombre de démarrages, charge cumulée, régime) de la façon suivante :

- Rechercher le début d'un cycle (la où puissance est positive) ;
- Incrémenter le nombre de cycles par un ;
- Additionner les durées de production jusqu'au prochain arrêt ;
- Calculer la moyenne du régime (pourcentage de la puissance nominale) sur le cycle ;
- Additionner les heures sans production jusqu'au prochain démarrage.

3.2.1 Cas de la centrale C1

La figure 3.5 donne l'évolution dans le temps des facteurs de fonctionnement du groupe A03 de la centrale C1. Le temps, en abscisse, est exprimé en heures.



Figure 3.5 : Courbes réelles et de régressions des facteurs de fonctionnement de C1-A03

Les courbes (a), (b), (c) de l'évolution des facteurs de fonctionnement par rapport au temps ont une allure croissante. Pour le régime de fonctionnement, les points dispersés correspondent aux phases transitoires de démarrages et d'arrêts. Après ces phases, le régime est quasiment constant (d). Nous remarquons que des polynômes du premier degré donnent une bonne approximation de l'évolution de ces facteurs et sont simples à utiliser (tableau 3.4). Mais pour respecter les conditions à l'origine, nous ne considérons alors que des droites passant par l'origine du type $a_{ii} \times t$. Les formules de régression sont résumées sur le tableau 3.4.

Tableau 3.4 : Modèles de régression des facteurs de fonctionnement - Centrale C1

	Modèles	Coef.	Erreur	t	р	-95.00%	+95.00%
					_	Int. Conf.	Int. Conf.
Nb. Démarrages (a)	$0.017 \times t$	0.016780	0.000037	450.4725	0.00	0.016707	0.016853
Charge cumulée (b)	$0.66 \times t$	0.657240	0.001312	500.9407	0.00	0.654666	0.659814
Dormance cumulée (c)	$0.34 \times t$	0.342760	0.001312	261.2472	0.00	0.340186	0.345334
Régime (d)	0.77	0.769373	0.005546	138.7257	0.00	0.758492	0.780253

3.2.2 Cas de la centrale C2

De la même façon, la figure 3.6 donne les tracés pour le groupe A32 de la centrale C2.

Bien que l'évolution soit moins uniforme, des droites pourront représenter de façon satisfaisante l'évolution de ces facteurs. Les modèles de régression sont résumés dans le tableau 3.5.

Tableau 3.5 : Modèles de régression des facteurs de fonctionnement - Centrale C2

	Modèles	Coef.	Erreur	t	р	-95.00%	+95.00%
						Int. Conf.	Int. Conf.
Nb. Démarrages (a)	$0.0008 \times t$	0.000823	0.000022	36.73045	0.00	0.000778	0.000868
Charge cumulée (b)	0.89 × <i>t</i>	0.893120	0.012754	70.02633	0.00	0.867581	0.918660
Dormance cumulée (c)	$0.11 \times t$	0.106880	0.012754	8.380044	0.00	0.081340	0.132419
Régime (d)	0.84	0.839163	0.009398	89.29068	0.00	0.820336	0.857989



Figure 3.6 : Courbes réelles et de régressions des facteurs de fonctionnement de C2-A32

3.2.3 Cas de la centrale C3

Concernant la centrale C3, les régressions sont établies sur les données de fonctionnement des groupes A01 et A02. Les modèles sont résumés dans le tableau 3.6.

Tableau 3.6 : Modèles de régression des facteurs de fonctionnement - Centrale C3

	Modèles	Coef.	Erreur	t	р	-95.00%	+95.00%
						Int. Conf.	Int. Conf.
Nb. Démarrages (a)	$0.01 \times t$	0.012738	0.000060	211.0162	0.00	0.012619	0.012856
Charge cumulée (b)	$0.71 \times t$	0.714682	0.001245	574.0686	0.00	0.712240	0.717123
Dormance cumulée (c)	$0.29 \times t$	0.285318	0.001245	229.1822	0.00	0.282877	0.287760
Régime (d)	0.92	0.917862	0.004447	206.3892	0.00	0.909141	0.926582



Figure 3.7 : Courbes réelles et de régressions des facteurs de fonctionnement de C3-A01 et A02 La figure 3.7 montre qu'il y a plusieurs tracés pour un même facteur. Les droites donnent ici une moyenne sur les différentes courbes d'un même facteur.

3.2.4 Cas de la centrale C4

Ici aussi on dispose des données sur les 2 groupes A01 et A02 (figure 3.8). Les droites de régression donnent de la même manière une moyenne sur les différentes courbes du facteur de fonctionnement. Les modèles sont résumés dans le tableau 3.7.

	Modèles	Coef.	Erreur	t	р	-95.00%	+95.00%
						Int. Conf.	Int. Conf.
Nb. Démarrages (a)	$0.0028 \times t$	0.027990	0.000062	448.4256	0.00	0.027868	0.028112
Charge cumulée (b)	$0.58 \times t$	0.583604	0.001018	573.2387	0.00	0.581608	0.585600
Dormance cumulée (c)	$0.42 \times t$	0.416396	0.001018	409.0000	0.00	0.414400	0.418392
Régime (d)	0.75	0.754200	0.003166	238.2158	0.00	0.747993	0.760407

Tableau 3.7 : Modèles de régression des facteurs de fonctionnement - Centrale C4



Figure 3.8 : Courbes réelles et de régressions des facteurs de fonctionnement de C4-A01 et A02

3.2.5 Cas de la centrale C5



Concernant la centrale C5, la figure 3.9 montre que le groupe A01 est démarré moins fréquemment que le groupe A02.

Figure 3.9 : Courbes réelles et de régressions des facteurs de fonctionnement de C5-A01 et A02 Les charges cumulées, bien que moins importantes pour le groupe A01, restent assez proches. Les modèles de régression sont résumés dans le tableau 3.8.

	Modèles	Coef.	Erreur	t	р	-95.00% Int. Conf.	+95.00% Int. Conf.
Nb. Démarrages (a)	$0.017 \times t$	0.016600	0.000175	95.06198	0.00	0.016257	0.016942
Charge cumulée (b)	$0.65 \times t$	0.646539	0.002292	282.0715	0.00	0.642044	0.651034
Dormance cumulée (c)	$0.35 \times t$	0.353461	0.002292	154.2075	0.00	0.348966	0.357956
Régime (d)	0.78	0.783996	0.004128	189.9042	0.00	0.775900	0.792092

Tableau 3.8 : Modèles de régression des facteurs de fonctionnement - Centrale C5

3.2.6 Cas de la centrale C6

Pour cette centrale, un faisceau de courbes existe pour plusieurs des facteurs (figure 3.10 a, b, c) car les données sont disponibles pour les 6 groupes.



Figure 3.10 : Courbes réelles et de régressions des facteurs de fonctionnement de C6-A31 à A36 Pour représenter le faisceau en entier, il serait intéressant de borner la plage parcourue par un facteur, par des droites « mini, moyenne, et maxi ». Mais pour des considérations de simplicité seulement, la droite moyenne est utilisée dans la suite. Les modèles sont résumés dans le tableau 3.9.

	Modèles	Coef.	Erreur	t	р	-95.00%	+95.00%
						Int. Conf.	Int. Conf.
Nb. Démarrages (a)	$0.026 \times t$	0.025743	0.000048	538.2491	0.00	0.025649	0.025837
Charge cumulée (b)	$0.59 \times t$	0.587855	0.001319	445.6354	0.00	0.585269	0.590440
Dormance cumulée (c)	$0.41 \times t$	0.412145	0.001319	312.4355	0.00	0.409560	0.414731
Régime (d)	0.70	0.697651	0.001374	507.7744	0.00	0.694957	0.700344

Tableau 3.9 : Modèles de régression des facteurs de fonctionnement - Centrale C6

3.2.7 Récapitulatif des profils d'utilisation des centrales

En notant les valeurs des facteurs de fonctionnement pour la centrale *i* par :

- $z_{i1}(t)$: nombre de démarrages ;
- $z_{i2}(t)$: charge cumulée ;
- $z_{i3}(t)$: régime de fonctionnement ;
- $z_{i4}(t)$: dormance cumulée.

Le tableau 3.10 résume les modèles de régression des profils d'utilisation dans les centrales étudiées.

Tableau 3.10 : Récapitulatif des modèles de régression des facteurs de fonctionnement

Centrale	Formule de régression	Centrale	Formule de régression	Centrale	Formule de régression
C1	$\begin{cases} z_{11}(t) = 0.017t \\ z_{12}(t) = 0.66 t \\ z_{13}(t) = 0.77 \\ z_{14}(t) = 0.34t \end{cases}$	C2	$\begin{cases} z_{21}(t) = 0.0008t \\ z_{22}(t) = 0.89t \\ z_{23}(t) = 0.84 \\ z_{24}(t) = 0.11t \end{cases}$	C3	$\begin{cases} z_{31}(t) = 0.01t \\ z_{32}(t) = 0.71t \\ z_{33}(t) = 0.92 \\ z_{34}(t) = 0.29t \end{cases}$
C4	$\begin{cases} z_{41}(t) = 0.0028t \\ z_{42}(t) = 0.58t \\ z_{43}(t) = 0.75 \\ z_{44}(t) = 0.42t \end{cases}$	C5	$\begin{cases} z_{51}(t) = 0.017t \\ z_{52}(t) = 0.65t \\ z_{53}(t) = 0.78 \\ z_{54}(t) = 0.35t \end{cases}$	C6	$\begin{cases} z_{61}(t) = 0.26t \\ z_{62}(t) = 0.59t \\ z_{63}(t) = 0.70 \\ z_{64}(t) = 0.41t \end{cases}$

3.3 Génération d'un scénario de fonctionnement

Il est possible de générer un scénario de fonctionnement en utilisant ces modèles de régression.

Pour une projection sur les prochains 10 ans, les caractéristiques de fonctionnement de la centrale C1 par exemple seraient les suivantes :

 $- t = 10 \times 8760 = 87600 h;$

- nombre de démarrages $z_{11}(t) = 0.017 \times 87600 \cong 1489$;
- charge cumulée $z_{12}(t) = 0.66 \times 87600 = 57816 h$;
- régime $z_{13}(t) = 77\%$;
- dormance cumulée $z_{14}(t) = 0.34 \times 87600 = 29784 h$.

Si nous rapportons tous les facteurs de fonctionnement pour une centrale *i* à la charge cumulée, notée simplement $z_i(t)$, de coefficient de régression b_i et en gardant le même rapport entre les facteurs, nous pouvons écrire le nombre de démarrages $z_{i1}(t)$ et la période de dormance cumulée $z_{i4}(t)$ de cette façon :

$$\begin{cases} z_i(t) = b_i t \\ z_{i1}(t) = \frac{b_{i1} z_i(t)}{b_i} \\ z_{i4}(t) = (1 - b_i) z_i(t). \end{cases}$$
(3.10)

Pour simuler une augmentation de 50% de la charge cumulée pour la même centrale C1 de l'exemple précédent, on obtiendrait (figure 3.11) :

- $t = 10 \times 8760 = 87600 h$;
- charge cumulée $z_1(t) = 1.5 \times 0.66 \times 87600 = 86724 h$;
- nombre de démarrages $z_{11}(t) = \frac{0.017}{0.66} 86724 \approx 2233$;
- régime $z_{13}(t) = 77\%$;
- dormance cumulée $z_{14}(t) = 876 h$.



Figure 3.11 : Scénario avec une charge cumulée augmentée de 50% pour la centrale C1

3.4 Étude des données de défaillance des alternateurs

Il est important de souligner certaines caractéristiques relatives aux données de défaillance. Une caractéristique principale pour un échantillon concerné par une étude statistique, est le temps de début et de fin de la période d'observation. Un individu compris dans l'étude peut être mis en fonctionnement au début de la période c.à.d. à $t_0 = 0$ ou bien il se peut qu'il soit déjà en utilisation depuis une certaine durée. On parle dans ce cas de données tronquées à gauche. Quand un composant n'est pas observé jusqu'à la fin de l'étude, on parle dans ce cas de données tronquées à droite. Il peut aussi survivre après le temps de fin de l'étude. Dans ces cas, les événements défaillance ne sont pas observés. Les données recueillies sont alors dites incomplètes et de l'information utile est tirée de ces données par les méthodes appropriées.

Dans cette section, nous réalisons l'étude statistique des données sur les durées de vie des alternateurs afin d'apprécier les formes du taux de défaillance par estimation directe. Nous définirons aussi les facteurs susceptibles d'influencer le comportement du taux de défaillance de ces alternateurs. Pour exploiter les données avec les logiciels statistiques, certains facteurs qualitatifs ont été codés avec des chiffres. Nous avons basé la codification sur les fréquences.

3.4.1 Caractéristiques de l'échantillon d'alternateurs

Les données historiques des rénovations d'un ensemble de 90 alternateurs ont été collectées (tableau 3.11). Les rénovations consignées s'étalent de 1957 jusqu'à la fin de l'année 2006. Sur la période débutant en janvier 2002 et se terminant en décembre 2006, des données de fonctionnement des groupes correspondants ou de groupes similaires, étudiées dans la section précédente ont été mis en correspondance pour compléter le portrait de l'environnement d'utilisation de ces alternateurs.

Id	Centrale	Nb Groupes	Âge de la centrale (ans)	Nb. Observations
1-6	C1	6	56	9
7-44	C2	38	74	92
45-57	C3	12	12	12
58-70	C4	16	27	18
71-83	C5	12	24	13
84-90	C6	6	31	12

Tableau 3.11 : Identification de l'échantillon d'alternateurs

Les données de défaillance sont reportées de la façon suivante (tableau 3.12) : pour un alternateur de l'échantillon, la date de première mise en service est enregistrée. À la fin de la durée de vie utile, la date rénovation complète est considérée comme « fin de vie ».

Note : après la rénovation, l'alternateur remis à neuf, est repris dans l'étude comme un nouvel individu.

ID	Centrale	Groupe	Date Début	Date de fin	Durée (h)	Censure
1	C1	A01	1950-01-01	1983-01-01	289272	1
2	C1	A01	1983-01-01	2007-12-31	219120	0
3	C1	A02	1950-01-01	2007-12-31	508392	0
4	C1	A03	1950-01-01	1991-04-02	361584	1
5	C1	A03	1991-04-02	2007-12-31	146808	0
6	C1	A04	1950-01-01	1992-03-30	370296	1
7	C1	A04	1992-03-30	2007-12-31	138096	0
8	C1	A05	1950-01-01	2007-12-31	508392	0
9	C1	A06	1950-01-01	2007-12-31	508392	0
10	C2	A01	1932-01-01	1983-03-21	448968	1
11	C2	A01	1983-03-21	2000-01-12	147384	1
12	C2	A01	2000-01-12	2007-12-31	69840	0
13	C2	A02	1932-01-01	1985-01-28	465264	1

Tableau 3.12 : Extrait des durées de vie de l'échantillon d'alternateurs

Les durées de vie des alternateurs proviennent de l'historique des travaux majeurs de rénovations des groupes et donc des organes ayant été rénovés et ce jusqu'à la fin de l'année 2007. D'après les dates d'installation et des retraits successifs, les durées de vie pour chacun des alternateurs de l'échantillon sont calculées. L'information sur le type de censure des données est aussi ajoutée. Quand une défaillance est constatée, l'observation est « complète » (valeur 1). Sinon, l'information est « incomplète » car le groupe est encore en fonctionnement à fin 2007 (valeur 0).

3.4.2 Estimation directe du taux de défaillance des alternateurs

Sur la figure 3.12 sont tracés l'histogramme (a), la densité de probabilité estimée (b), la courbe de fiabilité non paramétrique (c) selon l'estimateur de Kaplan-Meier (Meeker & Escobar, 1998), ainsi que le taux de défaillance (d) des données correspondant au tableau 3.12.



Figure 3.12 : (a) Histogrammes. (b) densité. (c) fiabilité. (d) taux de défaillance observé de l'échantillon d'alternateurs

On remarque que le taux de défaillance observé est monotone (figure 3.12 d). Une approximation du taux de défaillance moyen observé sur tous les alternateurs a la forme suivante :

$$\lambda(t) = 4.9589 \, 10^{-7} \times exp(4.805 \, 10^{-6}t). \tag{3.11}$$

En distinguant les groupes par centrale, les estimations des taux de défaillances approchés des alternateurs sont représentées dans la figure 3.13 (a, b, c, d).



Figure 3.13 : Modèles des taux de défaillance approchés de l'échantillon d'alternateurs



Figure 3.14 : Comparaison des taux de défaillance approchés des alternateurs par centrale

Dans la figure 3.14, nous remarquons que les taux de défaillance des groupes de ces centrales diffèrent en caractéristiques. À 50 000 heures, les groupes dans la centrale C6 ont le taux de défaillance de la centrale C1 à 350 000 heures. Ces groupes vieillissent en quelque sorte plus rapidement que les autres.

3.4.3 Facteurs potentiellement influents sur les durées de vie des alternateurs

Cette section est une phase préparatoire aux sections ultérieures dans lesquelles la durée de vie d'un composant est étudiée au regard des facteurs de construction et de fonctionnement. Pour les alternateurs, chaque ligne du tableau 3.12 est complétée par un ensemble de données codifiées appartenant à ces deux catégories. Les facteurs de construction sont codés selon des plages tirées à partir des fréquences (voir figure 3.15 a, b, c) :

- la catégorie de puissance PU (a): $\begin{cases} 0 & PU \le 65MVA \\ 1 & 120 \le PU \le 220 \\ 2 & 370 \le PU \le 402 \end{cases}$ - le fabricant (b) : $\begin{cases} 0 & GE \\ 1 & ALSTOM \\ 2 & MARINE IND \\ 3 & Autres \end{cases}$



Figure 3.15 : Diagrammes de fréquences des facteurs de construction des alternateurs

Un extrait des données ainsi complétées est montré dans le tableau 3.13. :

Centrale	groupe	Durée	censure	puissance	fabricant	isolant
C1	A01	289272	1	1	1	1
C1	A01	219120	0	1	1	1
C1	A02	508392	0	1	1	1

Tableau 3.13 : Codage des facteurs de construction

Les facteurs de fonctionnement considérés et susceptibles d'influencer les durées de vie sont :

- le nombre d'arrêts/démarrages cumulés (a) : $\begin{cases} 0 \text{ NbDem} \leq 2000 \\ 1 \text{ NbDem} > 2000 \end{cases}$;
- la charge cumulée (b) : $\begin{cases} 0 \text{ CharCum} \le 2e5 \text{ (h)} \\ 1 \text{ CharCum} > 2e5 \text{ (h)} \end{cases}$
- le régime moyen de fonctionnement (c) : $\begin{cases} 0 & \text{Reg. Moy} \le 80\% \\ 1 & 80\% < \text{Reg. Moy} \le 85\% \\ 2 & \text{Reg. Moy} > 85\% \end{cases}$ de la puissance

nominale.

La figure 3.16 (a, b, c) montre les diagrammes des fréquences des facteurs de fonctionnement pour les alternateurs.



Figure 3.16 : Diagrammes de fréquences des facteurs de fonctionnement des alternateurs

3.5 Étude des données de défaillance des turbines

En adoptant la même démarche que pour les alternateurs, nous allons déduire des formes du taux de défaillance pour les turbines par estimation directe. Nous ferons aussi un état des facteurs susceptibles d'affecter le comportement du taux de défaillance.

3.5.1 Caractéristiques de l'échantillon de turbines

Les données de remplacement d'un ensemble de 90 turbines ont été étudiées (tableau 3.14). Les remplacements effectués, comme ceux des alternateurs, s'étalent de 1957 jusqu'à la fin de 2006. Nous utilisons les mêmes données de fonctionnement sur la période débutant en 2002 et se terminant en décembre 2006.

Les données de défaillance sont reportées de la même façon que pour les alternateurs.

Id	Centrale	Nb Groupes	Nb. Observations
1-6	C1	6	13
7-44	C2	38	83
45-57	C3	12	12
58-70	C4	16	17
71-83	C5	12	13
84-90	C6	6	6

Tableau 3.14 : Identification de l'échantillon de turbines

Les durées de vie des turbines sont aussi tirées de l'historique des travaux majeurs des groupes et donc des organes ayant été rénovés jusqu'à la fin de 2006. D'après les dates d'installation et des retraits successifs, les durées de vie pour chacune des turbines de l'échantillon sont calculées (extrait dans tableau 3.15). De la même façon, les observations sont marquées par 1 si elles sont complète et par 0 sinon.

Tableau 3.15 : Extrait des durées de vie de l'échantillon de turbines

ID	Centrale	Groupe	Code	Date Début	Date de fin	Durée (h)	Censure
1	C1	A01	0	1950-01-01	2007-12-31	508392	0
2	C1	A02	41 100	1950-01-01	1983-10-05	295920	1
3	C1	A02	0	1983-10-05	2007-12-31	212472	0
4	C1	A03	41 100	1950-01-01	1986-01-22	316080	1
5	C1	A03	41 100	1986-01-22	1991-04-02	45504	1
6	C1	A03	0	1991-04-02	2007-12-31	146808	0
7	C1	A04	41 100	1950-01-01	1984-01-01	298032	1

3.5.2 Estimation directe du taux de défaillance des turbines

Sur la figure 3.17 sont tracés l'histogramme (a), la densité de probabilité estimée (b), la courbe de fiabilité non paramétrique (c) selon l'estimateur de Kaplan-Meier, ainsi que le taux de défaillance (d) correspondant aux données du tableau 3.15.



Figure 3.17 : Histogramme, densité, fiabilité et taux de défaillance des turbines

En procédant à un lissage par spline, on distingue une partie croissante dans la fonction du taux de défaillance jusqu'à un certain point, ensuite on remarque une tendance vers la baisse.

En distinguant les groupes par centrale, l'estimation des taux de défaillance approchés des turbines sont représentés dans la figure 3.18 (a, b, c, d).



Figure 3.18 : Taux de défaillance approchés de l'échantillon de turbines

On remarque sur le tracé du taux de défaillance observé, qu'il est relativement plat sur les premières 300 000 heures. L'accroissement du taux est ensuite variable selon les centrales.

L'analyse par centrale montre que le taux varie par paliers concernant C1. Le manque de données pourrait expliquer cet aspect. Pour les autres centrales, bien qu'une tendance d'accroissement existe, elle n'est pas homogène. La variation entre centrales est aussi importante (voir figure 3.19). Une approximation du taux de défaillance moyen observé sur toutes les turbines a la forme suivante :

$$\lambda(t) = 2.35 \, 10^{-7} \times \exp(6.35 \, 10^{-6} t). \tag{3.12}$$



Figure 3.19 : Comparaison des taux de défaillance approchés des turbines par centrale

3.5.3 Facteurs potentiellement influents sur les durées de vie des turbines

Les données de durées de vie des turbines sont aussi complétées pour les sections ultérieures afin de les étudier au regard des facteurs de construction et de fonctionnement. Les facteurs de construction sont aussi codifiés selon des plages tirées à partir des fréquences (figure 3.20, a, b, c, d) :

puissance nominale (a) : $\begin{cases}
0 & PU \leq 60 \text{ MW} \\
1 & 116 < PU \leq 200 \text{MW}; \\
PU > 300 \text{MW}; \\
PU > 300 \text{MW}; \\
PU > 300 \text{MW}; \\
0 & DOMINION EW \\
1 & GE & ; \\
2 & Autres
\end{cases}$ Genre de turbine (c) : $\begin{cases}
0 & Francis \\
1 & Hélice; \\
1 & Hélic; \\
1 & Hélic;$



Figure 3.20 : Diagrammes de fréquences des facteurs de construction des turbines

De la même façon, la figure 3.21 (a, b, c, d) montre les diagrammes de fréquences des facteurs de fonctionnement pour les turbines.

- le nombre d'arrêts/démarrages cumulés (a);
- la charge cumulée (b);
- le régime moyen de fonctionnement (c).



Figure 3.21 : Diagrammes de fréquences des facteurs de fonctionnement des turbines
3.6 Étude des données de défaillance des systèmes d'excitation SE

En adoptant la même démarche que pour les alternateurs et les turbines, nous allons déduire des formes du taux de défaillance pour les SE par estimation directe. Nous ferons aussi un état des facteurs susceptibles d'affecter le comportement du taux de défaillance.

3.6.1 Caractéristiques de l'échantillon de SE

Les données de remplacement d'un ensemble de 90 SE ont été étudiées (tableau 3.16). Les remplacements effectués s'étalent aussi de 1957 jusqu'à la fin de 2006. Les données de défaillance sont reportées de la même façon que pour les alternateurs et les turbines.

Id	Centrale	Nb Groupes	Nb. Observations
1-6	C1	6	7
7-44	C2	38	60
45-57	C3	12	12
58-70	C4	16	52
71-83	C5	12	26
84-90	C6	6	9

Tableau 3.16 : Identification de l'échantillon de SE

Les durées de vie des ces composants sont aussi tirées de l'historique des travaux majeurs des groupes et donc des organes ayant été rénovés jusqu'à la fin de 2006. D'après les dates d'installation et des retraits successifs, les durées de vie pour chacun des SE de l'échantillon sont calculées. Les observations non censurées sont marquées par 1, et par 0 sinon.

3.6.2 Estimation directe du taux de défaillance des SE

Sur la figure 3.22 sont tracées l'histogramme (a), la densité de probabilité estimée (b), la courbe de fiabilité non paramétrique (c) selon l'estimateur de Kaplan-Meier, ainsi que le taux de défaillance (d) correspondants aux données des durées de vie des SE. On remarque qu'il y a 2 blocs distincts concernant la fiabilité. Cette particularité n'a pu être expliquée pour l'instant. Des données supplémentaires seront nécessaires pour étudier ce cas. Aussi, l'estimation du taux de défaillance de tous les SE n'a également pas pu être effectué.



Figure 3.22 : Histogramme, densité, fiabilité et taux de défaillance des SE

Les taux de défaillances estimés des SE pour chaque centrale sont représentés dans la figure 3.23 suivante :



Figure 3.23 : Modèles des taux de défaillance approchés de l'échantillon de SE

L'analyse par centrale montre que pour la centrale C6, le manque de données au delà de 100 000 heures pourrait expliquer cet aspect. La variation entre centrales est aussi importante (figure 3.24). Une forme approchée du taux de défaillance observé sur les centrales C4 et C5 est :

$$\lambda(t) = 7.9521 \, 10^{-7} exp(2.8277 \, 10^{-5} t). \tag{3.13}$$



Figure 3.24 : Comparaison des taux de défaillance approchés des SE par centrale

3.6.3 Facteurs potentiellement influents sur les durées de vie des SE

Pour les SE, et en l'absence de données technologiques, un seul facteur de construction est utilisé. C'est la puissance de l'alternateur du groupe (figure 3.25) :



Figure 3.25 : Diagrammes de fréquences du facteur de construction des SE

Les facteurs de fonctionnement durant la durée de vie sont les mêmes que pour le reste des composants (figure 3.26 a, b, c) :

- le nombre d'arrêts/démarrages cumulés (a);
- la charge cumulée (b);



- le régime moyen de fonctionnement (c).

Figure 3.26 : Diagrammes de fréquences des facteurs de fonctionnement des SE

3.7 Discussion

En procédant à un lissage par spline de la courbe du taux de défaillance des alternateurs (figure 3.27 a), on distingue nettement la présence d'une forme exponentielle dans la fonction du taux de défaillance. Les alternateurs ont tous la même fonction consistant à produire de l'électricité. Pouvoir les différencier du point de vue de leurs états d'usure revient à les caractériser sur la base de leurs propriétés technologiques et de leurs modes d'utilisation. Concernant les facteurs de construction, 3 fabricants, 3 gammes de puissances ainsi que 2 types d'isolants sont les candidats les plus significatifs. Pour les facteurs de fonctionnement, la majorité des groupes sont démarrés

environ 2000 fois durant la période d'exploitation dans une plage de régime entre 80 et 85%. Concernant les heures de production, une majorité de groupes produisent pendant 20,000 heures environ.

Concernant les turbines, on remarque aussi sur la figure 3.27 (b), que le taux de défaillance observé est monotone sur une plage seulement des durées de vie. En réalisant un lissage par spline, il apparait même une baisse du taux de défaillance dans la plage des durées de vie les plus grandes. Pour les facteurs de construction, la majorité des turbines sont du type Francis, caractérisant les centrales dites « au fil de l'eau » et proviennent de 2 fabricants. Les caractéristiques de fonctionnement sont similaires à celles des alternateurs.

Les taux de défaillance observés sur les SE et par centrale semblent monotones et ont une tendance croissante avec l'âge.



Figure 3.27 : Approximation par spline des taux de défaillances

CHAPITRE 4 MODÉLISATION DU TAUX DE DÉFAILLANCE D'UN GROUPE TA

L'amélioration des technologies de collecte, de transmission et de stockage de données sur les parcs de machines permet l'accès en temps réel à des volumes impressionnants d'informations historiques. Ces équipements sont même commandés à distance et transmettent l'état de leurs environnements à des serveurs distants qui centralisent et enregistrement diverses mesures.

Par contre, ce qu'aucun capteur ne donne de façon directe, c'est la mesure de l'état de vieillissement d'un système complexe. L'âge chronologique, les heures de vol accumulées et le kilométrage sont des indicateurs de vieillissement simple et très pratiques mais ils sont très approximatifs pour des systèmes comme les groupes TA ou les sources de stress sont multiples et variables. Ainsi, deux groupes identiques mis en exploitation au même moment pourraient vieillir différemment. De plus, les groupes TA sont de grands systèmes mécaniques très fiables par construction. Le temps chronologique est rarement utilisé comme indicateur du vieillissement.

Il y a aussi les opérations d'entretien réalisées régulièrement. Elles vont du simple nettoyage à la rénovation et au remplacement entier de certains organes. Ces opérations ont certainement un effet sur le potentiel « durée de vie restant » du système.

C'est une quantification de l'effet de cet ensemble de facteurs sur le taux de défaillance que nous allons proposer dans les sections suivantes. Sur la base des mesures historiques de fonctionnement et de réparation des organes d'un groupe, le travail entrepris se propose de formuler l'intensité de défaillance $\lambda(\cdot)$ des organes importants d'un groupe et de dériver un taux de défaillance global pour le groupe. Les courbes des taux de défaillances observés sur les alternateurs nous orientent vers un taux de défaillance contenant une forme exponentielle. Sur les turbines par contre, la baisse du taux de défaillance à un moment dans la période d'exploitation, renseigne sur l'influence des réparations effectuées sur les turbines. Une échelle de temps modifiée v(t) appelée âge virtuel, servira d'argument à l'intensité de défaillance sur les turbines. Nous considérons que les réparations qui sont effectuées sur la turbine affectent son intensité de défaillance selon le processus d'âge virtuel de type I (Kijima et al., 1988; Kijima & Nakagawa, 1992). Nous proposons une contribution théorique sous la forme d'une extension du modèle pour

des systèmes multicomposants, réparables. Nous dérivons par la suite la notion d'âge virtuel pour un système série.

Pour les turbines, nous considérons qu'à la suite d'une défaillance, les actions de maintenance sont de durées négligeables et permettent de remettre le système en fonctionnement. Les réparations considérées peuvent prendre 3 formes :

- aucune influence sur la durée de vie jusqu'au prochain arrêt ;
- une réparation « mineure » qui a pour effet un rajeunissement jusqu'à un certain degré ;
- une réparation « majeure » ou la turbine est complètement restauré à un état quasi neuf.

Le but recherché n'est pas de donner une description physique du mécanisme de réparation, mais il est plutôt de trouver des formes des taux de défaillance des organes majeurs exploitant le plus les observations réalisées et susceptibles de décrire le comportement du système en entier.

4.1 Variables dépendantes et indépendantes

Nous considérons un échantillon de groupes qui sont mis en fonctionnement à l'état neuf, à divers instants de la période d'observation. Après une période d'exploitation, ils sont mis à l'arrêt sur l'avis d'experts et nous considérons cet instant T comme variable de réponse que nous nommerons durée de vie du groupe. Nous voulons étudier cette variable dépendante dans le contexte de particularités technologiques et de fonctionnement.

Il est raisonnable de faire une différenciation car deux groupes mis en service à la même période, mais ayant eu des utilisations différentes, auront des valeurs différentes de la variable de réponse.

Dans un premier temps, nous étudions la variable de réponse sous l'influence de plusieurs variables indépendantes ou facteurs en lien avec l'environnement d'exploitation. L'adjonction de caractéristiques de construction et de fonctionnement nous permettra d'intégrer cet environnement dans l'explication de la réponse.

Dans un deuxième temps, nous pourrons intégrer l'historique des réparations effectuées sur les turbines pour compléter le portrait de l'état dans lequel se trouvent les groupes à un instant donné.

Pour décrire les variables indépendantes du composant *i* d'un groupe *j*, nous considérons le vecteur $\mathbf{Z}_{ij} = (w_{ij}^1 w_{ij}^2 \dots w_{ij}^r \dots, z_{ij}^1 z_{ij}^2 \dots z_{ij}^k \dots)$ contenant 2 familles de facteurs : ceux de

« construction » notés w_{ij}^r et ceux de « fonctionnement » notés z_{ij}^k en remarquant que les facteurs de fonctionnement sont communs à tous les organes d'un groupe.

4.1.1 Caractéristiques technologiques

Des machines aux fonctions similaires, peuvent comporter des éléments technologiques et des matériaux aux propriétés différentes. Un exemple typique sur les groupes TA est l'isolant sur les bobines d'alternateur. Les isolants de technologie ancienne sont à base d'asphalte/mica, tandis que les récentes machines utilisent des composés d'époxy/mica ayant de meilleures propriétés. L'influence sur le risque de défaillance a fait l'objet de recherches nombreuses (Montanari et al., 2002; Simoni, 1999). Ces travaux développent des modèles « phénoménologiques » et s'intéressent aux comportements physico-chimiques de ces matériaux sous l'influence de la température, des tensions et du stress mécanique. Ils s'appuient largement sur l'expérimentation pour la détermination des paramètres des modèles. Concernant les turbines, les facteurs influençant le taux de défaillance sont la composition métallique, le type de turbine et la disposition sur la rivière.

4.1.2 Environnement de fonctionnement

L'opération de démarrage et d'arrêt des groupes TA est délicate et nécessite un mode opératoire particulier. Plus le nombre d'arrêts/démarrages est grand, plus l'usure est accélérée sur certains organes. Ce fait est largement rapporté par le personnel technique. Nous considérons cette quantité comme premier facteur.

Nous nous intéressons aussi au régime de fonctionnement. C'est une proportion de la puissance nominale dans laquelle l'équipement fonctionne. Les heures de production cumulées, que nous désignerons par « charge », est une variable qui a aussi certainement un impact prépondérant sur l'usure des machines.

4.2 Modèle de défaillance à risques proportionnels PHM

4.2.1 Motivation

Les taux de défaillances observés pour les trois échantillons étudiés des composants des groupes TA dans la section 3.4 sont monotones et clairement croissants pour les alternateurs et les SE. Ils présentent en plus, une variation selon les centrales. Pour cet échantillon, un modèle de taux de défaillance à risques proportionnels noté PHM (proportional hazard model) ou une de ces variantes apparait comme un bon point de départ pour la modélisation. Pour ce faire, nous présentons une formalisation de la notion de PHM dans un système multicomposant.

4.2.2 Définition du modèle PHM

Le modèle PHM lie le taux de défaillance du composant *i* d'un groupe *j*, se trouvant dans un environnement décrit par Z_{ij} à un état de référence Z_{ij}^0 par :

$$\lambda_{ij}(t, \mathbf{Z}_{ij}) = \psi(\mathbf{Z}_{ij})\lambda_{ij}^0(t), \qquad (4.1)$$

avec $\psi(\mathbf{Z}_{ij}^0) = 1$. C'est une formulation largement utilisée pour la modélisation des systèmes à un seul composant en ingénierie. Le cas le plus usuel est le modèle de Cox (Cox & Oakes, 1984) où le taux de défaillance est le produit d'une fonction $\lambda_{ij}^0(t)$, appelée taux de défaillance de base, et d'une fonction exponentielle interprétée comme un « risque relatif » engendré par les éléments du vecteur de covariables \mathbf{Z}_{ij} , pondérées par des coefficients β_{ij}^k . Ainsi, l'équation (4.1) devient :

$$\lambda_{ij}(t, \mathbf{Z}_{ij}) = e^{\beta \mathbf{Z}_{ij}^{T}} \lambda_{ij}^{0}(t) = e^{\sum_{k=1}^{r} \beta_{ij}^{k} z_{ij}^{k}} \lambda_{ij}^{0}(t).$$

$$(4.2)$$

D'après les équations (3.5) et (4.1), la fonction de fiabilité prend la forme particulière suivante :

$$\bar{F}_{ij}(t, \mathbf{Z}_{ij}) = \bar{F}_{ij}^{0}(t)^{\psi(\mathbf{Z}_{ij})}.$$
(4.3)

Dans ce cas, si $\psi(\mathbf{Z}_{ij}) > 1$, alors la fiabilité du composant va diminuer avec le temps comparativement à l'état de référence (figure 4.1). Le modèle accélère le temps comme le cas où une utilisation sévère accélère le vieillissement.



Figure 4.1 : Accélération du temps par le modèle PHM

La caractéristique principale de ce modèle est la proportionnalité des taux de défaillance entre deux composants similaires fonctionnant dans deux états Z_{ij}^1, Z_{ij}^2 . En effet, le rapport :

$$\frac{\lambda_{ij}(t, \mathbf{Z}_{ij}^1)}{\lambda_{ij}(t, \mathbf{Z}_{ij}^2)} = \frac{\psi(\mathbf{Z}_{ij}^1)\lambda_{ij}^0(t)}{\psi(\mathbf{Z}_{ij}^2)\lambda_{ij}^0(t)} = \frac{\psi(\mathbf{Z}_{ij}^1)}{\psi(\mathbf{Z}_{ij}^2)},$$
(4.4)

ne dépend plus du taux de défaillance de base. Pour vérifier que le modèle représente l'ensemble de données disponibles, la relation suivante issue de (4.3) est utile :

$$\log\left(-\log\bar{F}_{ij}(t, \mathbf{Z}_{ij})\right) - \log\left(-\log\bar{F}_{ij}^{0}(t)\right) = \log\psi(\mathbf{Z}_{ij}).$$
(4.5)

Cette relation montre que les tracés de fiabilité correspondant aux états de référence et Z_{ij} sont équidistants (figure 4.2).



Figure 4.2 : Tracé log-log des fiabilités pour un modèle PHM

Quand le taux de défaillance de base $\lambda_{ij}^0(t)$ est connu, la méthode du maximum de vraisemblance est applicable pour l'estimation des paramètres de la fonction $\psi(\mathbf{Z}_{ij})$ (les coefficients β_{ij}^k pour le modèle de Cox). Par contre, s'il est inconnu, la procédure pour l'estimation des paramètres est la méthode dite de « vraisemblance partielle » (Cox & Oakes, 1984).

4.2.3 Estimation des paramètres du modèle PHM

Pour procéder à l'estimation, nous formons des échantillons de données non censurées correspondants aux instants de défaillances de familles de composants. Les alternateurs de toutes les centrales par exemple. Les *n* instants de défaillance $\tau_1 < \tau_2 < \cdots < \tau_n$ sont ordonnés de façon croissante. Avec δ_m l'indice de l'alternateur qui tombe en panne à l'instant τ_m , notons simplement par λ_m son taux de défaillance et \mathbf{Z}_m son état (figure 4.3). Cox et Oakes (Cox & Oakes, 1984) notent l'ensemble de survivants (ou population à risque) par $\Omega(\tau_m) =$ $\{s : t_s \ge \tau_m\}$ et l'historique des pannes par $\mathcal{H}_m = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_m; \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_{m-1}\}$ (d'après la définition de Ω, δ_m est un survivant à l'instant τ_m). Ils déterminent ensuite la fonction de vraisemblance en se basant sur une probabilité conditionnelle à l'historique \mathcal{H}_m . Sachant qu'un individu de l'ensemble $\Omega(\tau_m)$ tombe en panne à l'instant τ_m , ils cherchent alors la probabilité que ce soit l'individu dont l'indice est *s* (c.à.d. $\delta_m = s$)



Figure 4.3 : Méthode d'estimation des paramètres du modèle PHM

Cette probabilité est donnée par :

$$p(\delta_m = s | \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_{m-1}) = \frac{\lambda_s(\tau_m, Z_s)}{\sum_{l \in \mathcal{Q}(\tau_m)} \lambda_l(\tau_m, Z_l)} = \frac{\psi(Z_s)}{\sum_{l \in \mathcal{Q}(\tau_m)} \psi(Z_l)}.$$
 (4.6)

Ici, le taux de base se simplifie. Comme noté par les auteurs, cette probabilité ne dépend fonctionnellement que des indices *i*. Cette probabilité est égale à $p_m(s|s_1, s_2, ..., s_{m-1})$. Ils tirent alors la fonction de vraisemblance de la distribution conjointe du n-uplet $s_1, s_2, ..., s_n$ définie par :

$$p(s_1, s_2, \dots, s_n) = \prod_{m=1}^n p_m(s_m | s_1, s_2, \dots, s_{m-1}) = \prod_{m=1}^n \frac{\psi(z_m)}{\sum_{l \in \Omega(\tau_m)} \psi(z_l)}.$$
 (4.7)

Ils généralisent cette fonction pour l'estimation des paramètres dans le cas de données censurées à droite. Dans ce cas, il y a $d \le n$ temps de défaillances observés et la fonction de vraisemblance est dite alors partielle et est donnée par (Cox & Oakes, 1984) :

$$L\{\boldsymbol{\beta}\} = \prod_{m=1}^{d} \frac{\psi(Z_m)}{\sum_{l \in \mathcal{Q}(\tau_m)} \psi(Z_l)}.$$
(4.8)

De plus, dans le cas où q_m défaillances surviennent au même instant τ_m , la formulation suivante est proposée par Breslow (Breslow, 1974; Pham, 2003) :

$$L\{\boldsymbol{\beta}\} = \prod_{m=1}^{d} \frac{\psi(W_m)}{\left[\sum_{l \in \Omega(\tau_m)} \psi(Z_l)\right]^{q_m}},\tag{4.9}$$

avec $W_m = \sum_{q_m} Z_m$ le vecteur somme des variables indépendantes des composants ayant failli au même instant. En prenant le logarithme des deux membres de l'équation :

$$log(L\{\boldsymbol{\beta}\}) = \sum_{m=1}^{d} \left(log\psi(W_m) - q_m log\left[\sum_{l \in \Omega(\tau_m)} \psi(Z_l)\right] \right), \quad (4.10)$$

la maximisation de (4.10) est réalisée en annulant les premières dérivées partielles. Elle permet d'obtenir le vecteur des paramètres $\boldsymbol{\beta}$ (par une méthode numérique comme Newton-Raphson par exemple). Si un des éléments estimé du vecteur n'est pas significatif, cela veut dire que le facteur n'est pas influent. Dans ce cas, il faut éliminer ce facteur et reprendre la procédure.

Comme indiqué précédemment, l'hypothèse principale avec ce modèle est la proportionnalité des taux de défaillances. L'introduction de facteurs dépendant du temps, viole cette hypothèse et c'est le cas dans bien des situations. Des variantes des PHM sont formées alors pour inclure des covariables qui dépendent du temps (Cox & Oakes, 1984; Kalbfleisch & Prentice, 1981). Une des variantes avec un seul des facteurs de **Z** dépendant du temps ($z^k = z^k(t)$), est formée comme suit :

$$\lambda(t, \mathbf{Z}) = \psi(\mathbf{Z})\lambda^{0}(t), \ \mathbf{Z} = (z^{1} z^{2} \dots z^{k}(t) \dots).$$
(4.11)

Un choix judicieux de la forme de $z^k(t)$ permet de reporter la variabilité du facteur avec le temps dans la spécification des paramètres β . Dans un modèle à deux facteurs par exemple, les observations de défaillance sont réparties en 2 blocs : un bloc de référence où $Z^0 = (0,0)$ et un autre bloc tel que $Z = (1, t - \mu)$. Le ratio des taux de défaillance est alors :

$$\frac{\lambda(t, \mathbf{Z})}{\lambda(t, \mathbf{Z}^0)} = \frac{exp\{\beta^1 z^1 + \beta^2 z^2(t)\}}{exp\{\gamma^1 z_0^1 + \gamma^2 z_0^2\}} = exp\{\beta^1 + \beta^2(t-\mu)\} = exp\{\beta^1 + \bar{\beta}^2(t)\}.$$
(4.12)

Avec μ une constante qui est choisie proche de la moyenne des durées de vie. Selon les valeurs de β^2 , le ratio des taux de défaillance entre les deux blocs est alors croissant ou décroissant avec le temps. Un cas typique est celui où le potentiel de prédiction d'un facteur tend à s'annuler avec le temps. L'expression du facteur $z^k(t) = e^{-\mu t} z^k$ est souvent utilisée dans ce cas de figure.

4.2.4 Algorithmes d'estimation des paramètres

Les algorithmes utilisés pour l'ajustement d'un modèle de régression PHM proviennent de la librairie « Survival » du logiciel libre CRAN-R (The-R-Development-Core-Team, 2008). Ce sont principalement les routines « coxph » et « coxphf » qui ajustent le modèle de risques proportionnels de Cox dans le cas de convergence de la fonction de vraisemblance et en l'absence de convergence respectivement. Ils traitent notamment les données censurées et les variables dépendants du temps. Ils sont basés sur la formulation de Anderson et Gill (Andersen & Gill, 1982).

Les données de durées de vie et des facteurs sont organisées en colonnes et lues directement par le logiciel à partir de divers formats. Le modèle est spécifié selon la syntaxe suivante :

```
summary(coxph(Surv(dvie, censure)~w1 + w2 + w3, survalt))
```

Cette commande demande d'ajuster un modèle de régression PHM ou les durées de vie (colonne dvie) sont censurées (colonne censure) et où le modèle comprend 3 facteurs w1, w2, w3 indépendants du temps et les données sont dans la structure *survalt*.

Dans le cas où un facteur dépend du temps la syntaxe utilisée est la suivante :

summary(coxph(Surv(dvie, censure)~z1: dvie, survalt))

La syntaxe de la commande utilisée pour le test de l'hypothèse de proportionnalité du modèle de Cox est la suivante :

summary(cox.zph(coxph(Surv(dvie,censure)~z3,survalt)))

Ce test est basé sur la formulation de Grambsch et Therneau (Grambsch & Therneau, 1994).

Plusieurs tests statistiques pour évaluer le seuil de signification des variables indépendantes sont donnés. Ils comprennent principalement le coefficient de détermination R², le test des ratios de vraisemblances partielles, et le test de Wald (Hosmer & Lemeshow, 1999).

4.2.5 Application aux alternateurs

Les durées de vie des alternateurs sont étudiées en faisant l'hypothèse que le taux de défaillance est affecté par l'environnement d'utilisation. La variable dépendante durée de vie, est supposée être affectée par l'ensemble des variables indépendantes de construction préparées à la section 3.4.3:

- w_1 = catégorie de puissance ;
- $w_2 = \text{fabricant}$;
- w_3 = type d'isolant des stators,

ainsi que les variables indépendantes de fonctionnement :

- z_1 = nombre de démarrages ;
- z_2 = charge cumulée ;
- $z_3 = régime.$

Les deux sous-groupes de variables indépendantes sont testés séparément pour la vraisemblance.

4.2.5.1 Variables indépendantes de construction

Les observations sur les durées de vie des alternateurs sont analysées en supposant que les facteurs de construction expliquent en partie ces observations. Selon le modèle (4.2), les résultats de l'estimation des paramètres β des facteurs de construction sont résumés dans le tableau 4.1 suivant :

Facteurs	β	Écart type	Chi2	Lw 0.95	Up 0.95	p-value		
W_1 : Puissance	0.0509	0.228	0.223	0.673	1.64	8.2e-01		
W_2 : Fabricant	0.0246	0.124	0.198	0.804	1.31	8.4e-01		
W_2 : isolant 0.5106 0.109 4.670 1.345 2.06 3.0e								
$R^2 = 0.149 (max)$	possible=	0.962)						
Test ratio de vraisemblance = 25.2 avec 3 df, p= $1.38e-05$								
Test de Wald = 27.4 avec 3 df, p= $4.94e-06$								
Test logrank $= 3$	0.3 avec 3	df, p=1.20e-	-06					

Tableau 4.1 : Estimation des paramètres des facteurs de construction des alternateurs

Bien que l'ampleur du lien entre les variables indépendantes de construction et la réponse, exprimé par le coefficient de détermination R^2 soit faible, au moins un des facteurs est significativement associé aux durées de vie. En effet, la probabilité d'accepter à tort l'hypothèse nulle (le taux de défaillance correspondant aux durées de vie suit le modèle décrit par l'équation 4.2), est très faible (p = 1.38E - 05). Le facteur de construction le plus significatif selon le pvalue, est le type d'isolant dans l'alternateur. Les autres facteurs sont alors éliminés du modèle.

Nous utiliserons donc ce facteur de construction en combinaison avec les facteurs de fonctionnement retenus par le même procédé pour faire un choix des variables indépendantes les plus significatives.

4.2.5.2 Variables indépendantes de fonctionnement

Les données de durées de vie des alternateurs sont analysées en supposant que les facteurs de fonctionnement, expliquent en partie ces observations. De la même façon, les résultats de l'estimation des paramètres des facteurs de fonctionnement sont résumés dans le tableau 4.2 suivant :

Facteurs	β	Écart type	Lw 0.95	Up 0.95	Chi ²	p-value
z_1 : nb démarrages	-0.004447	7.20e-04	0.994	0.997	-6.18	6.4e-10
z_2 : charge cumulée	-0.000215	3.42e-05	1.000	1.000	-6.27	3.5e-10
z_3 : régime	-	-	-	-	-	-
R^2 = 0.922 (max poss Test ratio de vraisem Test de Wald Test Score (logrank)=	ible= 0.962) blance = 399 = 23.7 avec = 126 avec 2	avec 2 df, 2 df, p=7.00 df, p=0	p=0 6e-06			

Tableau 4.2 : Estimation des paramètres des facteurs de fonctionnement des alternateurs

La valeur de R^2 montre ici un lien très fort entre le nombre de démarrages et la charge avec la réponse. Mais, l'estimation de l'effet du régime n'a pas pu être réalisée à cause de la présence d'une matrice singulière rapportée par le logiciel. L'évaluation de l'effet de ce facteur seul donne un p-value de 0.68. L'effet du régime de fonctionnement ne semble donc pas significatif. Nous maintenons les facteurs restants.

4.2.5.3 Estimation des paramètres du modèle PHM pour les alternateurs

En testant tous les facteurs précédents ensemble, nous obtenons les résultats du tableau 4.3 suivant :

Facteurs	β	Écart type	Lw 0.95	Up 0.95	Chi ²	p-value			
w_3 : isolant	0.241332	1.67e-01	0.918	1.766	1.45	1.5e-01			
z_1 : nb démarrages	-0.004412	7.24e-04	0.994	0.997	-6.09	1.1e-09			
z_2 : charge cumulée	-0.000218	3.48e-05	1.00	1.000	-6.28	3.5e-10			
$R^2 = 0.922$ (max pos	sible= 0.962))							
Test ratio de vraisem	Test ratio de vraisemblance = 399 avec 2 df, p=0								
Test de Wald = 23.7 avec 2 df, p= $7.06e-06$									
Test Score (logrank)=	= 126 avec 2	df, p=0							

Tableau 4.3 : Paramètres du modèle PHM pour les alternateurs

En définitive, le facteur de construction devient non significatif comparativement aux facteurs de fonctionnement. Nous pouvons retenir le nombre de démarrages et la charge comme variables explicatives. De plus, la valeur du p-value de la charge étant plus faible, nous n'utiliserons que ce facteur par la suite comme variable indépendante explicative.

Le facteur de charge est de toute évidence dépendant du temps. Le test de proportionnalité est étudié en réalisant une régression linéaire généralisée des résidus de Schönfeld ajustés (Hosmer & Lemeshow, 1999). Une pente différente de zéro est une indication d'une violation de l'hypothèse de proportionnalité du PHM. Elle peut indiquer aussi la nature de la dépendance avec le temps.



Figure 4.4 : Test de proportionnalité des taux de défaillance des alternateurs

La figure 4.4 montre que le coefficient de z_2 varie avec le temps. Nous utiliserons une forme linéaire du coefficient dans les algorithmes d'estimation (tableau 4.4). Le taux de défaillance s'écrit :

$$\lambda_{ij}\{t, \mathbf{Z}_{ij}\} = \lambda_{ij}^0(t) \times \exp\left(\beta_{ij}(t)z_2\right) = \lambda_{ij}^0(t) \times \exp\left(\beta_{ij}^1 z_2 + \beta_{ij}^2 z_2 t\right).$$
(4.13)

Tableau 4.4 : Interaction du facteur charge avec le temps pour les alternateurs

Facteurs	β	Écart type	Lw 0.95	Up 0.95	Chi ²	p-value	
<i>Z</i> ₂	-3.10e-05	6.49e-06	0.99	0.99	39.45	3.36e-10	
z_2 : durée de vie	4.24e-11	1.60e-11	1.00	1.00	7.92	4.90e-03	
Test ratio de vraisemblance = 107.92 , 2 df, p=0, n=156							
Test de Wald $= 53.06, 2 \text{ df}, p = 2.99\text{e}-12$							

Il faut noter que l'équation (4.13) est similaire au taux de défaillance obtenu par la méthode d'estimation directe. En effet, pour un alternateur, cette équation s'écrit aussi :

$$\lambda_{ij}\{t, \mathbf{Z}_{ij}\} = \lambda_{ij}^{0}(t)e^{\beta_{ij}^{1}z_{2}} \cdot e^{\beta_{ij}^{2}z_{2}t} .$$
(4.14)

Mais la comparaison terme à terme exige que le risque de base ne dépende pas du temps. La définition complète du taux de défaillance est nécessaire pour les objectifs poursuivis tels la prévision du risque à travers le taux de défaillance et la planification des opérations de maintenance. Sa détermination nécessite de fixer une sous-population de référence parmi l'échantillon d'alternateurs dont le taux de défaillance de base est connu (par exemple en effectuant des tests accélérés). Par la suite, il s'agira d'exprimer les taux de défaillance des autres alternateurs relativement à cette sous-population de référence. Les facteurs sont alors recodés de façon à ce que la sous-population de référence ait des facteurs égaux à zéro.

Pour cette population de référence, si le risque de base PHM est constant :

$$\lambda_{ij}^0(t) = \vartheta. \tag{4.15}$$

Le taux de défaillance des autres alternateurs prend la forme :

$$\lambda_{ij}\{t, \mathbf{Z}_{ij}\} = \vartheta e^{\beta_{ij}^1 z_2} \cdot e^{\beta_{ij}^2 z_2 t}.$$
(4.16)

Ce modèle correspond bien au taux de défaillance estimé directement. Dans ce modèle, l'explication de la variation des taux de défaillance entre groupes est affectée en totalité à la charge. L'intérêt de ce modèle réside dans sa simplicité et la possibilité de faire des prévisions et de comparer des plans de maintenance en faisant varier la charge. En plus, la déduction des paramètres du modèle se fait de façon directe.

La littérature dans l'étude du vieillissement des alternateurs montre aussi l'utilisation d'un risque de base correspondant à une loi de Weibull de la forme :

$$\lambda_0(t) = \frac{\alpha}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\alpha - 1} = \vartheta t^{\alpha - 1}. \tag{4.17}$$

Des données plus importantes sur l'échantillon de référence sont alors nécessaires pour estimer les paramètres de ce taux de base. La forme du taux de défaillance d'un alternateur est encore plus complexe et prend la forme suivante :

$$\lambda_{ii}(t, \mathbf{Z}_{ii}) = \vartheta t^{\alpha - 1} e^{\beta_{ij}^1 z_2} \cdot e^{\beta_{ij}^2 z_2 t}.$$
(4.18)

4.2.5.4 Génération de scénarios de production pour l'alternateur

Nous voulons utiliser les caractéristiques du modèle (4.14) dans un nouveau contexte pour faire des prévisions : nous observons le même composant fonctionnant aujourd'hui dans un environnement Z_{ij}^1 par rapport à un environnement prévisionnel Z_{ij}^2 et déduisons un nouveau taux de défaillance prévisionnel de la forme :

$$\lambda_{ij}(t, \mathbf{Z}_{ij}^2) = \frac{\psi(\mathbf{Z}_{ij}^2)}{\psi(\mathbf{Z}_{ij}^1)} \lambda_{ij}(t, \mathbf{Z}_{ij}^1).$$

$$(4.19)$$

Étant donné un profil de production futur, nous avons ici un modèle simple et direct pour estimer le taux de défaillance prévisionnel correspondant. Selon (4.19), si le rapport $\psi(\mathbf{Z}_{ij}^2)/\psi(\mathbf{Z}_{ij}^1)$ est positif, les taux de défaillance dans les centrales sont « accélérés » avec un certain coefficient. Puisque l'explication de la variabilité du taux de défaillance dans le modèle (4.16) est affectée entièrement à la charge, nous utilisons les paramètres du taux de défaillance de la section 3.4.2, pour générer un scénario de fonctionnement. Nous l'appellerons scénario 2 (S2 dans la figure 4.5 a, b, c, d). Dans ce scénario, la charge accumulée est augmentée de 50%. Dans ce cas, $z_2^2 = 1.5z_2^1$ et pour l'alternateur de la centrale C2 par exemple:

$$\lambda_{21}\{t, \mathbf{Z}_{21}^1\} = 6.1723 \ 10^{-7} e^{4.811 \ 10^{-6} t},$$

et ainsi, le taux de défaillance avec le scénario 2 s'écrit :



$$\lambda_{21}\{t, \mathbf{Z}_{21}^2\} = e^{1.5} \cdot \lambda_{21}\{t, \mathbf{Z}_{21}^1\} = 6.1723 \ 10^{-7} e^{7.2165 \ 10^{-6} t}$$

Figure 4.5 : Taux de défaillance des alternateurs avec augmentation de 50% de la charge

4.2.6 Application aux turbines

Les durées de vie des turbines sont étudiées en faisant l'hypothèse que le taux de défaillance des turbines est affecté par l'environnement d'utilisation. La variable dépendante durée de vie, est supposée être affectée par l'ensemble des variables indépendantes de construction préparées à la section 3.5.3 :

- w_1 = puissance nominale ;
- w_2 = fabricant de la turbine ;
- w_3 = Genre de turbine ;
- w_4 = type de centrale.

4.2.6.1 Variables indépendantes de construction

Les données de durée de vie des turbines sont analysées en supposant que les facteurs de construction expliquent en partie ces observations. Selon le modèle (4.2) les résultats de l'estimation des paramètres des facteurs de construction sont résumés dans le tableau 4.5 suivant :

Facteurs	β	Écart type	Lw 0.95	Up 0.95	Chi ²	p-value	
<i>w</i> ₁ : puissance	-1.298	1.056	0.0345	2.164	-1.229	0.2200	
w_2 : fabricant	-0.632	0.232	0.3376	0.837	-2.730	0.0063	
w ₃ : Genre	1.682	1.126	0.5911	48.903	1.493	0.1400	
w_4 : type centrale	0.366	1.428	0.0878	23.709	0.256	0.8000	
$R^2 = 0.073$ (max po	ssible= 0	.937)		·			
Test ratio de vraisemblance = 10.9 avec 4 df, p= 0.0278							
Test de Wald = 9.68 avec 4 df, p= 0.0462							
Test logrank $= 9.23$	5 avec 4	df, p=0.055	1				

Tableau 4.5 : Estimation des paramètres des facteurs de construction des turbines

Le coefficient de détermination exprime ici aussi un très faible lien avec la réponse selon une régression linéaire. En regardant les p-value, à part le facteur fabricant, l'erreur sur l'estimation des autres paramètres est trop importante comparativement à la valeur estimée des coefficients des facteurs. Nous ne retenons alors que le fabricant comme facteur de construction. De plus, son p-value indique qu'il est significatif dans cette catégorie de facteurs. L'estimation avec ce facteur seul donne les résultats du tableau 4.6 :

Facteurs	β	Se (coef.)	Lw 0.95	Up 0.95	Chi ²	p-value	
w_2 : fabricant	-0.403	0.190	0.46	0.97	-2.12	0.034	
$R^2 = 0.03$ (max possible= 0.937)							
Test ratio de vi	aisembla	nce = 4.36 a	vec 1 df,	p=0.0368			
Test de Wald = 4.48 avec 1 df, p= 0.0343							
Test Score (logrank)= 4.53 avec 1 df, p= 0.0333							

Tableau 4.6 : Estimation du paramètre du facteur « fabricant » des turbines

Nous utiliserons ce facteur seulement en combinaison avec les facteurs de fonctionnement retenus par le même procédé pour faire un choix des variables indépendantes les plus significatives pour les turbines.

4.2.6.2 Variables indépendantes de fonctionnement

Les données de durées de vie des turbines sont analysées en supposant que les facteurs de fonctionnement expliquent en partie ces observations. Le test d'estimation ne converge pas quand tous les paramètres sont testés ensemble. Les résultats de l'estimation sont fournis pour chaque facteur de fonctionnement testé seul. Les résultats sont résumés dans le tableau 4.7 suivant :

Tableau 4.7 : Estimation des paramètres des facteurs de fonctionnement des turbines

Estimation par la méthode de maximum de vraisemblance								
Facteurs	β	Écart type	Lw 0.95	Up 0.95	Chi2	p-value		
z_1 : Nb. Dém	-0.000157	9.93e-05	1	1	-1.58	0.11		
z_2 : charge cumulée	-2.46e-05	3.11e-06	1	1	-7.89	3e-15		
z_3 : Régime	-1.16	4.35			-0.268	0.79		
$R^2 = 0.583$ (max poss	ible= 0.937)							
Test ratio de vraisemblance = 126 avec 1 df, p=0								
Test de Wald = 62.3 avec 1 df, p= $3e-15$								
Test Score (logrank)=	= 66.6 avec	l df, p=3.33	e-16					

C'est encore la charge qui est le facteur le plus significatif. Nous la retenons alors comme variable explicative.

4.2.6.3 Estimation des paramètres du modèle PHM pour les turbines

L'estimation des paramètres du modèle selon l'équation (4.2), est relancée avec les facteurs de construction et de fonctionnement pris ensemble. Les résultats sont résumés dans le tableau 4.8 ci-après :

Facteurs	β	Écart type	Lw 0.95	Up 0.95	Chi ²	p-value		
w_2 : fabricant	8.37e-01	2.51e-01	1.41	3.78	3.34	8.4e-04		
z_2 : charge cumulée	-3.00e-05	3.79e-06	1.00	1.00	-7.93	2.2e-15		
$R^2 = 0.616$ (max pos	sible= 0.937)						
Test ratio de vraisem	blance = 138	8 avec 2 df,	p=0					
Test de Wald = 63.5 avec 2 df, p= $1.65e-14$								
Test Score (logrank)= 67.9 avec 2 df, p= $1.78e-15$								

Tableau 4.8 : Paramètres du modèle PHM pour les turbines

Les deux facteurs sont significatifs au regard de leurs p-value. Nous retenons donc ces facteurs.

La même procédure de tests de proportionnalité des taux de défaillance, appliquée pour les alternateurs, est utilisée pour étudier les taux de défaillance des turbines.



Figure 4.6 : Test de proportionnalité des taux de défaillance pour les turbines

La pente de la courbe pour le facteur fabricant semble bien tendre vers zéro (figure 4.6). Cela indique que les taux de défaillances seraient proportionnels selon ce facteur. De facto, le facteur charge dépend du temps. Nous testons le modèle avec les interactions du facteur fabricant et déterminons si le résultat est significatif (tableau 4.9).

Facteurs	β	Écart type	Lw 0.95	Up 0.95	Chi2	p-value	
<i>W</i> ₂	-	-	-	-	-	-	
<i>Z</i> ₂	-6.21e-05	1.25e-05	0.99	0.99	45.66	1.40e-11	
z_2 : durée de vie	9.00e-11	2.73e-11	1.00	1.00	13.69	2.15-04	
Test de ratios de vraisemblance = 134.7544 avec 2 df, p=0, n=144							
Test de Wald = 67.29028 avec 2 df, p = $2.442491e-15$							

Tableau 4.9 : Interaction des facteurs du modèle PHM des turbines avec le temps

Les résultats montrent que le facteur charge ainsi que l'interaction avec le temps sont significatifs. Par contre, l'algorithme n'a pas pu mesurer l'effet du facteur fabricant. Sur la base de la valeur du p-value la plus faible, il est raisonnable de ne considérer que la charge comme facteur explicatif prépondérant. La forme du taux de défaillance par estimation directe nous oriente aussi dans ce sens.

Nous adoptons alors cette forme simplifiée du PHM pour les turbines, en considérant que c'est seulement la charge qui explique la variation du taux de défaillance :

$$\lambda_{ij}(t, \mathbf{Z}_{ij}) = \lambda_{ij}^0(t) e^{\beta_0 z_2} \cdot e^{\beta_1 z_2 t}.$$

$$(4.20)$$

Pour le taux de défaillance de base des turbines, les mêmes remarques que pour les alternateurs prévalent. Nous faisons alors les hypothèses d'un risque de base du modèle PHM de la forme :

$$\lambda_{ij}^0(t) = \theta. \tag{4.21}$$

Avec des risques relatifs proportionnels, l'équation (4.20), pour la turbine, prend la forme :

$$\lambda_{ij}(t, \mathbf{Z}_{ij}) = \theta e^{\beta_0 z_2} \cdot e^{\beta_1 z_2 t}.$$
(4.22)

4.2.6.4 Génération de scénarios de production pour les turbines

Avec le modèle (4.22), et les valeurs des paramètres issus de l'estimation directe, les taux de défaillance des turbines sont accélérés avec un facteur de 0.5. L'explication de l'augmentation du taux étant affectée à la charge, nous supposons donc que celle-ci a augmenté de 50% (figure 4.7).



Figure 4.7 : Modèles des taux de défaillance des turbines avec augmentation de 50% de la charge

4.2.7 Application aux SE

Aucune donnée de construction n'a pu être ramassé sur les SE. Une seule variable indépendante de construction est prise en compte. C'est la puissance de l'alternateur sur lequel est branché électriquement le système d'excitation qui est utilisée. Alors, la variable dépendante durée de vie des SE est supposée être affectée par cette puissance ainsi que par les facteurs de fonctionnement préparés à la section 3.6.3.

4.2.7.1 Variables indépendantes de construction

Les données de durée de vie des SE sont analysées en supposant que la puissance explique en partie ces observations. Les résultats montrent que ce facteur pris seul est très significatif (tableau 4.10).

Facteurs	ß	Écart type	Lw 0.95	Up 0.95	Chi2	p-value	
<i>w</i> ₁ : puissance	1.83	0.227	3.98	9.7	8.03	1e-15	
$R^2 = 0.451$ (max possible= 0.977)							
Test ratio de vra	aisembl	ance = 99.5 a	avec 1 df,	p=0			
Test de Wald = 64.5 avec 1 df, p=1e-15							
Test Score (logrank)= 108 avec 1 df, p=0							

Tableau 4.10 : Estimation du paramètre du facteur de construction des SE

4.2.7.2 Variables indépendantes de fonctionnement

Les données de durée de vie des SE sont analysées en supposant que les facteurs de fonctionnement expliquent en partie ces observations. Le test d'estimation ne converge pas quand tous les paramètres sont testés ensemble. Les résultats de l'estimation sont fournis pour le nombre de démarrages seul et la charge et le régime ensemble. Les résultats sont résumés dans le tableau 4.11 suivant :

Tableau 4.11 : Estimation des paramètres des facteurs de fonctionnement des SE

Facteurs	β	Écart type	Lw 0.95	Up 0.95	Chi ²	p-value	
z_1 : nb. Dém.	8.58e-05	4.75e-05	1.00	1.00	1.81	0.071	
z_2 : charge cumulée	-0.000514	7.16e-05	1.00	1.00	-7.18	7.1e-13	
z_3 : régime	50.274802	1.09e+01	3.7e+12	1.26e+31	4.62	3.9e-06	
$R^2 = 0.937$ (max pos	sible= 0.977)						
Test ratio de vraisem	blance $= 458$	avec 1 df, 1	0= 0				
Test de Wald = 59.3 avec 1 df, p= $1.37e-14$							
Test Score (logrank)=	= 97.4 avec 1	df, p=0					

Le nombre de démarrages n'est pas significatif au regard de son p-value. La charge et le régime montrent un p-value très faible.

Pour des considérations de simplicité des modèles, nous ne retiendrons dans la suite que la charge comme variable de fonctionnement explicative.

4.2.7.3 Estimation des paramètres du modèle PHM pour les SE

L'estimation du modèle est relancée avec les facteurs de construction et de fonctionnement ensemble. Les résultats sont résumés dans le tableau 4.12.

Facteurs	β	Écart type	Lw 0.95	Up 0.95	Chi ²	p-value			
w_1 : puissance	-2.537300	6.69e-01	0.0213	0.293	-3.79	1.5e-04			
z_2 : charge cumulée	-0.000466	6.25e-05	0.9994	1.000	-7.45	9.4e-14			
$R^2 = 0.943$ (max possible= 0.977)									
Test ratio de vraisemblance = 476 avec 2 df, p=0									
Test de Wald = 56.1 avec 2 df, p= $6.45e-13$									
Test Score (logrank)= 119 avec 2 df, p=0									

Tableau 4.12 : Paramètres du modèle PHM pour les SE

Pour les systèmes d'excitation, la puissance et la charge sont significatifs. Les tests de proportionnalité des deux facteurs sont sur la figure 4.8.



Figure 4.8 : Test de proportionnalité des taux de défaillances

Cette figure suggère que le facteur puissance ne varie pas avec le temps. L'estimation de la charge avec interaction avec le temps n'a réussi qu'en utilisant une fonction log des durées de vie. Les résultats sont donnés dans le tableau 4.13 suivant :

Tableau 4.13 : Résultats de l'estimation avec interactions avec le temps

Facteurs	β	Écart type	Lw 0.95	Up 0.95	Chi ²	p-value				
<i>Z</i> ₂	0.003014	6.09e-04	1.00	1.00	4.95	7.6e-07				
z_2 : log(dvie)	-0.000284	5.36e-05	1.00	1.00	-5.30	1.1e-07				
$R^2 = 0.948$ (max possible= 0.977)										
Test ratio de vraisemblance = 490 avec 2 df, p=0										
Test de Wald = 44.6 avec 2 df, p= $2.08e-10$										
Test Score (logrank)= 114 avec 2 df, $p=0$										

Finalement, le modèle PHM pour un SE a la forme suivante :

$$\lambda_{ii}(t, \mathbf{Z}_{ii}) = \lambda_{ii}^{0}(t)e^{\gamma_{1}w_{1} + \beta_{0}z_{2}} \cdot e^{\beta_{1}z_{2}log(t)}.$$
(4.23)

Les mêmes remarques que pour les turbines et les alternateurs s'appliquent aussi ici. Si nous faisons l'hypothèse que la variation vient essentiellement du facteur charge et que le taux de défaillance de base est une constante, nous pourrons utiliser les taux de défaillance estimés par la méthode directe pour représenter les taux de défaillance des SE.

4.2.7.4 Génération de scénarios de production pour les SE

De la même façon, dans le scénario 2, les taux de défaillance dans les SE sont accélérés avec un facteur de 0.5. L'explication de l'augmentation du taux étant affectée à la charge seulement, nous supposons donc que celle-ci a augmenté de 50% (figure 4.9).



Figure 4.9 : Modèles des taux de défaillance des SE avec augmentation de 50% de la charge

4.3 Modèle de défaillance basé sur l'âge virtuel

4.3.1 Motivation

En analysant de près l'allure du taux de défaillance observé de l'échantillon de turbines de la section 3.5.2, figure 3.17, ce dernier n'est monotone que dans partie de la plage de durées de vie. Le taux de défaillance présente clairement une chute nette de la trajectoire pour les durées de vie les plus longues. Cette baisse est attribuable aux réparations successives réalisées sur les turbines. En général, ces réparations font suite à la détérioration causée par le phénomène de cavitation (Bajic, 2003). La réparation consiste à traiter les zones affectées par l'ajout d'une meilleure matière (alliage spécial). Pour cet échantillon de turbines, le modèle d'âge virtuel de type I ou modèle de Kijima apparait comme un bon candidat pour la modélisation. Quand une turbine tombe en panne, deux types de réparations seulement sont envisagés : une réparation dite minimale, comme le nettoyage ou le réglage, qui ont une influence négligeable sur le taux de défaillance. Ces interventions remettent la turbine dans l'état où elle se trouvait juste avant son arrêt. Le second type est la réparation mineure : ces interventions ont pour effet de rajeunir la turbine, avec un certain degré $0 < \xi \leq 1$. La figure 4.10 illustre l'évolution de l'âge virtuel par rapport à l'âge chronologique avec un facteur de rajeunissement distribué selon une loi uniforme.



Figure 4.10 : Illustration de l'évolution de l'âge virtuel avec taux de rajeunissement aléatoire

4.3.2 Processus d'âge virtuel VAP

Durant le séjour de durée aléatoire entre la réparation *n* et *n*+1, notons le taux de défaillance par $\lambda_n(t)$, $t_n \leq t < t_{n+1}$. La figure 4.11 montre le tracé de deux courbes du taux de défaillances d'une turbine. Le premier, en pointillé, correspond a une loi de *Weibull*(1.35*e*5, 2.30) (Kahle, 2007) où des réparations minimales seulement sont considérées. Dans l'autre, l'influence des réparations successives à la suite de chacune des réparations, est représentée par des chutes instantanées d'amplitudes constantes dans le taux de défaillance.



Figure 4.11 : Influence des réparations sur le taux de défaillance

Puisque les réparations successives induisent des rajeunissements, « l'âge effectif » v(t, n) d'une turbine va varier différemment de l'âge chronologique t. Après une réparation, la turbine est fonctionnellement « plus récente ». Cet âge effectif prend en compte l'âge virtuel juste après la réparation n, noté v_n , ainsi que :

- la durée écoulée depuis la dernière réparation $t t_n$, $t_n \le t \le t_{n+1}$;
- le nombre cumulé des réparations effectuées n ;
- les durées des séjours précédents entre les réparations pondérées par le coefficient de rajeunissement.

Définition 4.1

Après une réparation minimale effectuée à l'arrêt n, l'âge virtuel est donné par :

$$v_n = v_{n-1} + t_n - t_{n-1}. \tag{4.24}$$

Définition 4.2

Après une réparation mineure, effectuée à l'arrêt *n*, avec un facteur de rajeunissement $0 < \xi < 1$, l'âge virtuel est donné par (figure 4.12) :



$$v_n = v_{n-1} + \xi_n (t_n - t_{n-1}). \tag{4.25}$$

Figure 4.12 : Calcul de l'âge virtuel

Suivant la définition 4.2, l'âge virtuel du système, après *n* réparations est donné par :

$$v_n = v_0 + \sum_{i=1}^n \xi_i (t_i - t_{i-1}). \tag{4.26}$$

L'étude du taux de rajeunissement de turbines hydrauliques similaires réalisée dans (Kahle, 2007), conclue que l'action de réparation dépend nécessairement de l'état général du système en appui aux conclusions tirées de l'expérience des ingénieurs en maintenance des turbines. Ceci implique une dépendance du degré de rajeunissement du séjour actuel. Le facteur de rajeunissement proposé dans (Kahle, 2007) est donné par :

$$\xi_n = 1 - \Phi[\log(r_n) - \mu], \tag{4.27}$$

où r_n est la durée aléatoire de la réparation n, Φ la fonction de répartition de loi normale centrée réduite et $\mu = E[\log(r_n)]$. Cette formulation permet d'obtenir des réparations minimales pour de petites durées d'intervention et des réparations mineures pour de plus longues durées de réparations.

4.3.2.1 Calcul du taux de défaillance basé sur l'âge virtuel

Nous allons introduire l'effet des réparations mineures dans la formulation du taux de défaillance en utilisant le processus d'âge virtuel de la façon suivante :

$$\lambda_n(t) = \lambda[v(t,n)], \quad t_n \le t < t_{n+1}. \tag{4.28}$$

Avec l'âge effectif v(t,n) représentant la transformation de l'échelle du temps chronologique faisant intervenir l'âge virtuel d'un composant.

Définition 4.3

À l'instant t et après n réparations, l'âge effectif d'une turbine est donné par :

$$v(t,n) = t - t_n + v_n. (4.29)$$

Proposition 4.1

Après une réparation à l'arrêt n, le taux de défaillance jusqu'au prochain arrêt n + 1 est donné par :

$$\lambda_n(t) = \lambda[v(t,n)] = \lambda(t - t_n + v_n), \quad t_n \le t < t_{n+1}.$$
(4.30)

En particulier, pour une réparation minimale :

$$\lambda_{n}(t) = \lambda(t - t_{n} + v_{n})$$

$$= \lambda(t - t_{n} + (v_{n-1} + 1[t_{n} - t_{n-1}]))$$

$$= \lambda(t - t_{n-1} + v_{n-1})$$

$$= \lambda_{n-1}(t), \quad t_{n} \le t < t_{n+1}.$$
(4.31)

En effet, l'état du composant est aussi bon que l'état juste avant la réparation.

Après une réparation mineure à l'arrêt *n*, avec un facteur de rajeunissement $0 < \xi < 1$, le taux de défaillance jusqu'au prochain arrêt *n*+1 est donné par :

$$\lambda_{n}(t) = \lambda(t - t_{n} + v_{n})$$

$$= \lambda(t - t_{n} + (v_{n-1} + \xi_{n}[t_{n} - t_{n-1}]))$$

$$= \lambda(t - t_{n} + v_{n-1} + \xi_{n}[t_{n} - t_{n-1}])$$

$$< \lambda_{n-1}(t), \quad t_{n} \le t < t_{n+1},$$
(4.32)

en considérant que le taux de défaillance est strictement monotone. Les réparations ayant un effet rajeunissant sur la turbine, ce dernier est abaissé.

En utilisant l'équation (4.26), le taux de défaillance après *n* réparations est donné par :

$$\lambda_n(t) = \lambda(t - t_n + \nu_n)$$

= $\lambda(t - t_n + \nu_0 + \sum_{i=1}^n \xi_i [t_i - t_{i-1}]).$ (4.33)

Si le taux de défaillance sans réparations suit le taux d'un processus de Weibull de la forme:

$$\lambda(t) = \beta \alpha^{\beta} t^{\beta-1}, \ \alpha, \beta > 0.$$
(4.34)

Après n réparations, le taux de défaillance dans le prochain séjour s'écrit :

$$\begin{split} \lambda_n(t) &= \lambda (t - t_n + v_n) \\ &= \beta \alpha^{\beta} (t - t_n + v_n)^{\beta - 1} \\ &= \beta \alpha^{\beta} (t - t_n + v_0 + \sum_n \xi_n [t_n - t_{n-1}])^{\beta - 1}, \ t_n \leq t < t_{n+1}, \ \alpha, \beta > 0. \ (4.35) \end{split}$$

4.3.2.2 Contribution théorique au calcul de l'âge virtuel d'un système en série

L'application de la notion d'âge virtuel à un système série a été motivé par l'existence de pratiques de réparations particulières sur certains organes du groupe TA. Un exemple est le remplacement d'une seule bobine du stator de l'alternateur qui peut en contenir plusieurs dizaines. Il sera utile de considérer alors un système série où les composants ont des facteurs de rajeunissement différents.

Considérons un groupe TA comme un système comportant *I* composants indépendants au sens stochastique. Nous supposons que chaque composant *i* a un taux de défaillance $\lambda^i(t)$. Définissons de la même façon un taux de défaillance $\lambda^s(t)$ pour le système série.



Figure 4.13 : Processus multivariable de réparation du système série

Les réparations sur le système surviennent selon un processus par points T_m défini sur (Ω, \Im, p) (figure 4.13). Les réalisations de la suite de variables aléatoires $T_1, T_2, ..., T_m$ sont générées par les réparations effectuées sur les *I* composants du système série. De cette façon, le nombre total de réparations effectuées sur le système à un instant *t*, est donné par le processus de comptage :

$$N^{s}(t) = \sum_{i=1}^{I} N^{i}(t).$$
(4.36)

L'observation de la suite $T_1, T_2, ..., T_m$ ne renseigne pas sur le composant ayant généré l'incident. Soit $(W_m, m \ge 1)$ une séquence de variables aléatoires à valeurs dans $\{1, 2, ..., I\}$ enregistrant le numéro du composant à l'origine de la réparation. Pour tout composant $i, 1 \le i \le I$ et tout $t \ge 0$, les processus de comptages $N^i(t)$, décrivant le nombre de réparation sur le composant en question, sont des processus par points bi-variables déduits à partir de la relation (Brémaud, 1981) :

$$N^{i}(t) = \sum_{i=1}^{I} 1(T_{m} \le t) 1(W_{m} = i).$$
(4.37)



 $W_1 = 2 W_2 = 1, W_3 = 1, W_4 = 2, W_5 = 1, W_6 = 2, W_7 = 2, W_8 = 2$

Figure 4.14 : Réalisations typique du processus bivariable

La figure 4.14 montre une réalisation de la trajectoire du processus $N^{s}(t)$. Les points en cercles représentent les séquences des deux variables aléatoires T_m , W_m , m = 1..8, et les points en carrés et triangles, deux des quelques processus constituants. La variable T_1 est engendrée par une réparation du composant 2 alors $W_1 = 2$ et ainsi de suite. Nous avons donc :

$$\forall t \ge T_1 \begin{cases} N^1(t) = 1 \ (W_1 = 1) = 0\\ N^2(t) = 1 \ (W_1 = 2) = 1\\ \dots\\ N^I(t) = 1 \ (W_1 = I) = 0. \end{cases}$$
(4.38)

À un instant donné t, le nombre de réparations réalisées sur le système série est $m = \sum_{i=1}^{l} n^{i}$ (équation 4.37). La contribution à ce nombre par le composant i est $n_{m}^{i} = \sum_{m \ge 1} 1(W_{m} = i)$ L'âge virtuel à l'instant t du composant i après m réparations est :

$$v^{i}(t) = t - t_{m} + v^{i}(t_{m}), \qquad (4.39)$$

avec $v^i(t_m)$ l'âge virtuel du composant juste après la réparation m. Il est donné par :

$$v^{i}(t_{m}) = v^{i}(t_{m-1}) + \xi_{i,m}(t_{m} - t_{m-1})$$

= $v^{i}(t_{m-2}) + \xi_{i,m-1}(t_{m-1} - t_{m-2}) + \xi_{i,m}(t_{m} - t_{m-1})$
= $v^{i}_{0} + \sum_{j=1}^{m} \xi_{i,j}(t_{j} - t_{j-1})$
(4.40)

Par exemple, l'âge virtuel du composant 1 (en carrés rouges) sur la figure 4.14 à l'instant *t* quand le système série compte déjà 8 réparations est donné par :

$$\begin{aligned} v^{1}(t) &= t - t_{8} + v^{1}(t_{8}) \\ &= t - t_{8} + v_{0}^{1} + \sum_{j=1}^{8} \xi_{1,j} (t_{j} - t_{j-1}) \\ &= t - t_{8} + v_{0}^{1} + \xi_{1,1} (t_{1} - t_{0}) + \xi_{1,2} (t_{2} - t_{1}) + \xi_{1,3} (t_{3} - t_{2}) + \dots + \xi_{1,8} (t_{8} - t_{7}) \\ &= t - t_{8} + v_{0}^{1} + 1 (t_{1} - t_{0}) + \xi_{1,2} (t_{2} - t_{1}) + \xi_{1,3} (t_{3} - t_{2}) + \dots + 1 (t_{8} - t_{7}) \end{aligned}$$

Dans ce qui suit, nous voulons choisir un modèle de calcul de l'âge effectif du groupe TA $v^{s}(t,m)$, que nous noterons simplement $v^{s}(t)$, en utilisant les âges effectifs de ses composants. Si nous définissons successivement :

Définition 4.4

L'âge virtuel du système série ayant subi m réparations est donnée par :

$$v^{s}(t) = t - t_{m} + v_{m}^{s}. ag{4.41}$$

Définition 4.5

Après *m* réparations, l'âge virtuel du système série satisfait la relation :

$$\lambda_m^s(t) = \lambda^s[v^s(t)], \ t_m \le t < t_{m+1}.$$
(4.42)

Nous proposons de calculer l'âge effectif du groupe TA à partir de la relation suivante :

Proposition 4.2

Après *m* réparations, l'âge virtuel du système série satisfait la relation :

$$\sum_{i=1}^{l} \lambda^{i} [v^{s}(t)] = \sum_{i=1}^{l} \lambda^{i} [v^{i}(t)].$$
(4.43)

Dans cette expression, l'âge effectif du groupe est calculé par pondération des âges effectifs des composants.


Figure 4.15 : Taux de défaillance d'un système série à 2 composants

Cette relation utilise l'expression du taux de défaillance résultant d'un système série. Entre les réparations m et m + 1, il est donné par :

$$\lambda_m^s(t) = \lambda_{n^1}^1(t) + \lambda_{n^2}^2(t) + \dots + \lambda_{n^l}^l(t)$$

$$= \sum_{i=1}^l \lambda_{n^i}^i(t).$$
(4.44)

Pour $t_m \leq t \leq t_{m+1}$, $m = \sum_{i=1}^{l} n^i$. De plus :

$$\lambda_{m}^{s}(t) = \lambda^{s}[v^{s}(t)] = \sum_{i=1}^{I} \lambda_{n^{i}}^{i}(t) = \sum_{i=1}^{I} \lambda^{i}[v^{i}(t)].$$
(4.45)

Mais, pour le système série, nous avons toujours (voir figure 4.15) :

$$\lambda^{s}(t) = \sum_{i=1}^{I} \lambda^{i}(t) \Rightarrow \lambda^{s}[v^{s}(t)] = \sum_{i=1}^{I} \lambda^{i}[v^{s}(t)], \qquad (4.46)$$

d'où l'égalité (4.43). Celle-ci est utilisée pour obtenir la relation suivante :

Théorème 4.1

L'âge virtuel du système série constitué de *I* composants, est donné par :

$$v^{s}(t) = \frac{\sum_{i=1}^{I} v^{i}(t) \lambda^{i'} [v^{i}(t)]}{\sum_{i=1}^{I} \lambda^{i'} [v^{i}(t)]}$$
(4.47)

Dans la somme pondérée des âges virtuels des composants, les facteurs de pondération font intervenir les dérivées des taux de défaillances. Dans le cas particulier d'un taux de défaillance constant, l'âge virtuel du système série est égal à l'âge chronologique *t*.

Cette relation est déduite par récurrence. En considérant 2 composants en série, nous avons d'après (4.43) :

$$\lambda^{1}[v^{s}(t)] + \lambda^{2}[v^{s}(t)] = \lambda^{1}[v^{1}(t)] + \lambda^{2}[v^{2}(t)],$$

d'ou :

$$\frac{\lambda^1[v^s(t)] - \lambda^1[v^1(t)]}{v^s(t) - v^1(t)} = -\frac{v^s(t) - v^2(t)}{v^s(t) - v^1(t)} \times \frac{\lambda^2[v^s(t)] - \lambda^2[v^2(t)]}{v^s(t) - v^2(t)}$$

En supposant que les taux de défaillances sont composés de morceaux monotones croissants, nous pouvons déduire que :

$$\lambda^{1'}[v^{1}(t)] = -\frac{v^{s}(t) - v^{2}(t)}{v^{s}(t) - v^{1}(t)} \times \lambda^{2'}[v^{2}(t)]$$

Alors :

$$v^{s}(t) = \frac{v^{1}(t)\lambda^{1'}[v^{1}(t)] + v^{2}(t)\lambda^{2'}[v^{2}(t)]}{\lambda^{1'}[v^{1}(t)] + \lambda^{2'}[v^{2}(t)]}$$

Supposons maintenant que (4.47) est vrai pour le système en série de I composants et montrons qu'elle est aussi vrai pour m + 1 composants, c.à.d. que :

$$v^{s}(t)|_{I+1} = \frac{\sum_{i=1}^{I+1} v^{i}(t) \lambda^{i'} [v^{i}(t)]}{\sum_{i=1}^{I+1} \lambda^{i'} [v^{i}(t)]}$$

La déduction est faite en utilisant la même approximation que pour 2 composants en considérant le système à *I* composants comme une seule entité mise aussi en série avec le composant I + 1. Alors :

$$\begin{split} v^{s}(t)|_{I+1} &= \frac{v^{I+1}(t)\lambda^{(I+1)'}[v^{I+1}(t)] + v^{s}(t)|_{I}\lambda^{s'}[v^{s}(t)|_{I}]}{\lambda^{(I+1)'}[v^{I+1}(t)] + \lambda^{s'}[v^{s}(t)|_{I}]} \\ &= \frac{v^{I+1}(t)\lambda^{(I+1)'}[v^{I+1}(t)] + v^{s}(t)|_{I}\sum_{i=1}^{I}\lambda^{i'}[v^{s}(t)|_{I}]}{\lambda^{(I+1)'}[v^{I+1}(t)] + \sum_{i=1}^{I}\lambda^{i'}[v^{s}(t)|_{I}]} \\ &= \frac{v^{I+1}(t)\lambda^{(I+1)'}[v^{I+1}(t)] + \sum_{i=1}^{I}v^{i}(t)\lambda^{i'}[v^{i}(t)]}{\lambda^{(I+1)'}[v^{I+1}(t)] + \sum_{i=1}^{I}\lambda^{i'}[v^{i}(t)]} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^{I+1}v^{i}(t)\lambda^{i'}[v^{i}(t)]}{\sum_{i=1}^{I+1}\lambda^{i'}[v^{i}(t)]}, \end{split}$$

en utilisant successivement (4.43), (4.44) et en notant que :

$$\lambda^{s'}[v^s(t)|_{\mathrm{I}}] = \left(\sum_{i=1}^{I} \lambda^i [v^s(t)|_{\mathrm{I}}]\right)' = \sum_{i=1}^{I} \lambda^{i'} [v^s(t)|_{\mathrm{I}}].$$

Ceci complète la démonstration de la relation (4.47).

4.3.3 Application à un groupe TA

Nous considérons l'alternateur, la turbine et le SE d'un groupe TA avec les modèles de taux de défaillance des sections 3.4.2, 3.5.2 et 3.6.2 ainsi que les données suivantes :

	Alternateur	Turbine	SE	Groupe TA
<i>t</i> (h)	10 ⁵	10 ⁵	10 ⁵	10 ⁵
n ⁱ , m	2	1	1	4
$t_{n^i}(h)$	2 10 ⁴ , 6 10 ⁴	8 10 ⁴	5 10 ⁴	2 10 ⁴ , 5 10 ⁴ ,
				$610^4, 810^4$
ξ ⁱ	0.74, 0.85	0.90	0.4	
$\lambda^i(t)$	$4.96\ 10^{-7}e^{4.8\ 10^{-6}t}$	$2.35\ 10^{-7}e^{6.35\ 10^{-6}t}$	$7.95\ 10^{-7}e^{2.83\ 10^{-5}t}$	
$\lambda^{i'}(t)$	$2.3810^{-12}e^{4.810^{-6}t}$	$1.49\ 10^{-12}e^{6.35\ 10^{-6}t}$	$2.25 \ 10^{-11} e^{2.83 \ 10^{-5} t}$	
$v^{i}(t)$	=(10-6+0.74*2+0.85*4)	$=(10-8+0.9*8)10^4$	$=(10-5+0.4*5)10^4$	
(h)	*10 ⁴	=92000	= 70000	
	= 88800			

$$v^{s}(10^{5}) = \frac{v^{1}(10^{5})\lambda^{1'}[v^{1}(10^{5})] + v^{2}(10^{5})\lambda^{2'}[v^{2}(10^{5})]}{\lambda^{1'}[v^{1}(10^{5})] + \lambda^{2'}[v^{2}(10^{5})]}$$

= $\frac{8.88 \times 2.38e^{0.48} + 9.2 \times 1.49e^{0.63} + 7.0 \times 22.5e^{2.83}}{2.38e^{0.48} + 1.49e^{0.63} + 22.5e^{2.83}} 10^{4}$
= 70345h



Figure 4.16 : Taux de défaillance d'un TA basé sur le modèle d'âge virtuel

L'âge virtuel du groupe TA est proche de l'âge virtuel du système d'excitation. Bien que l'alternateur et la turbine soient virtuellement plus anciens, le taux de défaillance du SE l'emporte sur la caractérisation du groupe TA, puisqu'il est en croissance plus prononcée (figure 4.16).

CHAPITRE 5 STRATÉGIES DE MAINTENANCE D'UN PARC DE GROUPES TA

Une stratégie de maintenance d'un parc de systèmes complexes est la généralisation de la notion de stratégie de maintenance qui est définie dans les ouvrages de référence en maintenance pour un système seul. Donc, pour un équipement seul, cette stratégie de maintenance donne un bilan chiffré basé sur les périodicités des arrêts pour réaliser les opérations de maintenance en considérant un horizon généralement assez grand. Si les intervalles entre ces arrêts sont égaux, la stratégie est du type périodique, et son attrait principal est la facilité de mise en œuvre. Sinon, elle est dite apériodique. Les défaillances imprévues survenant aléatoirement, la périodicité optimale de maintenance d'un seul équipement est la solution du problème qui consiste à équilibrer les coûts consécutifs à des retraits imprévus, aux coûts des retraits planifiés pour les entretiens, les réparations et les remplacements.

Une stratégie de maintenance d'un parc de systèmes revient finalement à dresser un bilan chiffré basé sur la coordination des périodicités des arrêts de chacun des équipements du parc. Une périodicité « coordonnée » d'un équipement en particulier n'étant pas nécessairement sa périodicité optimale s'il était considéré seul. Dans le contexte d'un parc de groupes TA, une difficulté supplémentaire provient du fait qu'un groupe lui même comprend des composants pouvant être maintenus différemment.

Un point central dans la caractérisation mathématique d'une stratégie de maintenance est la manière de définir les intervalles entre les événements défaillance et l'action qui suit cet événement. Nous allons étudier les cas suivants :

- Dans le premier, les intervalles entre les défaillances correspondent à la mise en service d'un groupe et la date de fin de vie utile. Cette dernière date correspond à une défaillance « majeure » et nécessite la remise à l'état neuf du groupe. Cet événement est suivi par un remplacement de chacun des composants. Nous étudions dans ce cas la stratégie de remplacement ;
- Dans le second, les intervalles entre les défaillances correspondent aux durées enregistrées entre tous les types de pannes, sauf celles du type précédent (fin de vie utile).
 Suite à ces défaillances, des réparations minimales ou mineures ont lieu sur le composant

défaillant en attendant le remplacement du groupe TA (à la fin de sa vie utile). Nous étudions dans ce cas la stratégie de réparation.

Pour le calcul des coûts de chacune de ces stratégies, nous nous limiterons aux coûts définis ciaprès.

- Le coût de remplacement d'un composant d'un groupe est le montant comprenant les heures de mains d'œuvre, de pièces, de matériaux et d'outillage. Des composants faisant partie d'une même famille de sous-systèmes ont les mêmes coûts de remplacement. Le coût de remplacement préventif est noté c_p et celui d'un remplacement à la suite d'une défaillance est noté c_f avec $c_f > c_p$;
- Le coût de la réparation minimale d'un composant c_m est un montant par unité de temps nécessaire pour remettre le groupe en fonctionnement à cause de la panne du composant en question. Ce coût est en grande partie constitué du coût de main d'œuvre ;
- Le coût de la réparation mineure d'un composant c_l est un montant par unité de temps nécessaire pour remettre le groupe en fonctionnement. Il comporte les coûts de main d'œuvre et des matériaux, avec $c_m < c_l < c_p$;
- En négligeant le coût de démontage d'un groupe pour accéder à chacun des composants, le coût de remplacement d'un groupe est de fait la somme des coûts de remplacement des composants. De même, le coût de réparation par unité de temps est la somme des coûts de réparations par unité de temps de chacun des composants.

De plus, dans chacune des stratégies, le taux d'inflation anticipé noté α (taux d'actualisation composé en continu) est tel qu'un coût *c* à l'instant *t*, a une valeur $ce^{-\alpha t}$ actuellement.

Voici les éléments communs aux différentes stratégies :

- Les groupes comportent *I* composants chacun ;
- Les réparations successives d'un composant constituent un processus de renouvellement ;
- Quand il s'agira de distinguer les spécifications d'un composant *i* du groupe *j* nous le caractériserons par les indices *ij*;
- Dans les développements qui vont suivre, nous étudierons les stratégies dans le cas d'un composant quelconque et déduirons par la suite une formulation de la stratégie pour un groupe au complet.

5.1 Stratégie de remplacement d'un groupe TA

Nous considérons que les composants du groupe sont remplacés selon une stratégie périodique basée sur l'âge que l'on notera SR0.

Un échantillon de groupes est observé sur une longue période de temps et seules les défaillances majeures sont enregistrées. Ces défaillances nécessitent le remplacement du groupe c.à.d. le remplacement de tous ses composants. Toutes les autres défaillances et actions de maintenance sans remplacement sont négligées.

Nous définissons la stratégie de remplacement périodique d'un groupe de l'échantillon de la façon suivante : un groupe est remplacé préventivement à chaque $k \times \tau_j$, k = 1,2,3 ...unité de temps ou bien à la suite d'une défaillance majeure d'un de ses composants.

Les défaillances majeures d'un composant du groupe sont décrites par une loi de probabilité connue ayant une fonction de répartition $F_{ij}(\cdot)$. Un coût c_{ij}^p est encouru à chaque remplacement préventif du composant et un coût $c_{ij}^f > c_{ij}^p$ est encouru à sa défaillance.

5.1.1 Expression du coût de maintenance moyen

En supposant qu'un groupe va être remplacé indéfiniment, de façon préventive à chaque τ_j unité de temps ou bien à la défaillance, la théorie du renouvellement permet d'évaluer le coût total moyen par unité de temps de maintenance d'un composant sur un horizon considéré comme infini. La durée moyenne d'un cycle de remplacement de durée τ_j d'un composant *i* du groupe est donnée par la relation :

$$l_i(\tau_j) = \int_0^{\tau_j} u dF_{ij}(u) + \tau_j \int_{\tau_j}^{\infty} dF_{ij}(u) = \int_0^{\tau_j} \bar{F}_{ij}(u) du.$$
(5.1)

Le coût moyen sur un cycle est donné par :

$$C_i(\tau_j) = c_{ij}^f F_{ij}(\tau_j) + c_{ij}^p \overline{F}_{ij}(\tau_j).$$
(5.2)

Le coût moyen par unité de temps sur un horizon infini est :

$$J_i(\tau_j) = \frac{C_i(\tau_j)}{l_i(\tau_j)}.$$

(5.3)

Dans un problème de planification sans contraintes de la maintenance avec la stratégie SR0, le coût minimal de remplacement d'un composant est atteint pour une valeur optimale τ_{ij}^{∞} solution de l'équation :

$$\frac{dJ_i(\tau_j)}{d\tau_j} = 0 \iff \lambda_{ij}(\tau_j) \int_0^{\tau_j} \overline{F}_{ij}(u) du - F_{ij}(\tau_j) = \frac{c_{ij}^p}{c_{ij}^f + c_{ij}^p}.$$
(5.4)

où $\lambda(\cdot)$ est le taux de défaillance. (Illustration dans la figure 5.1).

Définition 5.1

Avec une stratégie de remplacement, le coût moyen de maintenance par unité de temps d'un groupe *j* sur un horizon infini est donné par :

$$J(\tau_{j}) = \sum_{i=1}^{I} J_{i}(\tau_{j}) = \sum_{i=1}^{I} \frac{c_{ij}^{f} F(\tau_{j}) + c_{ij}^{p} \overline{F}(\tau_{j})}{\int_{0}^{\tau_{j}} \overline{F}_{ij}(u) du}.$$
(5.5)

Pour trouver la périodicité optimale de remplacement d'un groupe, pourvu qu'elle existe, nous recherchons τ_i^* dans $[0, \infty]$ solution de :

$$\min_{\tau_i} J(\tau_j). \tag{5.6}$$



Figure 5.1 : Périodicités optimales avec une stratégie SR0 pour les composants

Dans le cas d'un groupe à plusieurs composants, la figure 5.1 illustre les courbes des coûts moyens par unité de temps en fonction de la périodicité pour chacun des composants et la résultante pour le groupe.

Quand l'horizon considéré est fini, comme dans le cas où les composants d'un groupe d'une certaine technologie deviennent obsolètes au delà d'une période de temps prédéterminée notamment grâce à l'amélioration des matériaux, il serait utile de planifier les remplacements sur un horizon fini. L'expression du coût de maintenance dans ce cas est plus difficile à évaluer. La recherche d'une périodicité optimale est plus laborieuse car la périodicité de remplacement optimale dépendra de la longueur h de l'horizon. Quand cet horizon est trop petit, aucun remplacement préventif n'est prévu et le coût moyen encouru pour un composant sur l'horizon est $c_f E[N_f(t)]$, avec $E[N_f(t)]$ l'espérance du nombre de défaillance jusqu'à l'instant t. Quand l'horizon h augmente jusqu'à une première limite h_1 , un remplacement préventif serait nécessaire à la période $\tau(h) = \tau_1$. Ensuite, à une deuxième limite h_2 , deux remplacements préventifs seraient nécessaires à la période τ_2 et ainsi de suite. Le coût moyen sur un horizon est une fonction en morceaux définie sur les intervalles [τ_i, τ_{i+1}]. Soit $C_n(h, \tau)$ le coût moyen encouru sur l'horizon h quand n remplacements prennent place à chaque τ unités de temps. Quand seulement un remplacement a lieu, nous avons :

$$C_1(h,\tau) = \begin{cases} c_f F(h) & h \le \tau \\ c_f F(\tau) + c_r \overline{F}(\tau) & h > \tau. \end{cases}$$
(5.7)

Pour *n* remplacements qui prennent place sur l'horizon :

$$C_{n+1}(h,\tau) = \begin{cases} \int_0^h [c_f + C_n(h-u,\tau)] \, dF(u) & h \le \tau \\ \int_0^\tau [c_f + C_n(h-u,\tau)] \, dF(u) + [c_r + C_n(h-\tau,\tau)] \bar{F}(\tau) \, h > \tau. \end{cases}$$
(5.8)

On démontre dans (Barlow et al., 1996) que la suite de fonctions $\{C_n(h, \tau)\}$ converge vers la fonction $C(h, \tau)$ et que cette dernière est continue en τ dans l'intervalle [h/i + 1, h/i], i = 1, 2, ... excepté au point h / i (Illustration dans la figure 5.2).



Figure 5.2 : Coût et périodicités optimales en fonction de l'horizon

Quand F(t) est continue, une périodicité optimale τ^* existe et est obtenue en résolvant le problème :

$$min_{\tau} C(h,\tau) = \int_0^{\tau} [c_f + C(h-u,\tau)] dF(u) + [c_r + C(h-\tau,\tau)] \overline{F}(\tau) \quad (5.9)$$

L'équation (5.9) est une équation intégrale avec convolution. Il n'y a pas de solution connue de cette équation et la résolution numérique est longue et onéreuse. Une approximation de la périodicité optimale sur un horizon fini est obtenue en corrigeant la périodicité optimale sur un horizon infini par la fonction suivante (Legat et al., 1996) :

$$\tau^*(h) = \frac{h}{1 + \left[\frac{h - \tau_{\infty}^*}{\tau_{\infty}^*} + \kappa\right]} + 1, 0 \le \kappa \le 1.$$
(5.10)

Avec les crochets représentant la partie entière et κ un coefficient dépendant de la distribution, et τ_{∞}^* la périodicité optimale pour une stratégie avec un horizon infini.

Pour la distribution de Weibull, les auteurs dans (Legat et al., 1996) recommandent une valeur de $\kappa = 0.67$. Pour d'autres distributions, la valeur du paramètre est obtenue par simulation. Pour diverses valeurs de κ , la périodicité obtenue par (5.4) est injectée dans (5.10) pour un horizon donné pour lequel la périodicité optimale est connue. Le coefficient est alors choisi de façon à minimiser l'erreur relative sur le coût moyen.

5.1.2 Expression du coût de maintenance actualisé

Faisons abstraction des indices pour un composant donné. En supposant qu'un groupe est remplacé de façon préventive à chaque τ unité de temps ou bien à la défaillance, le coût total moyen actualisé de maintenance d'un composant sur le premier cycle de remplacement de durée τ commençant à l'instant *t* est donné par :

$$c_f e^{-\alpha(t+T)} I_{(T \le \tau)} + c_p e^{-\alpha(t+\tau)} I_{(T > \tau)}.$$
 (5.11)

C'est avec une probabilité dF(t) et un coût actualisé c_f qu'une défaillance aura lieu dans l'intervalle $[t, t + dt], 0 \le t \le \tau$. Se rajouteront ensuite les coûts futurs actualisés $C(\tau)$. S'il n'y a pas de défaillance dans $[0, \tau]$, un remplacement prend place à un coût actualisé c_p plus les coûts futurs actualisés $C(\tau)$. Le coût total moyen actualisé est la somme des coûts moyens sur chacun des cycles. La relation de récurrence suivante permet de déterminer le coût total actualisé :

$$C(\tau) = \int_0^\tau [c_f + C(\tau)] e^{-\alpha \tau} dF(t) + [c_p + C(\tau)] e^{-\alpha \tau} \overline{F}(\tau).$$
(5.12)

Alors :

$$C(\tau) = \frac{c_f \int_0^{\tau} e^{-\alpha t} dF(t) + c_p e^{-\alpha \tau} \overline{F}(\tau)}{1 - \int_0^{\tau} e^{-\alpha t} dF(t) - e^{-\alpha \tau} \overline{F}(\tau)} = \frac{c_f \int_0^{\tau} e^{-\alpha t} dF(t) + c_p e^{-\alpha \tau} \overline{F}(\tau)}{1 - e^{-\alpha \tau} F(\tau) + \int_0^{\tau} e^{-\alpha t} F(t) dt - e^{-\alpha \tau} (1 - F(\tau))}$$
$$= \frac{c_f \int_0^{\tau} e^{-\alpha t} dF(t) + c_p e^{-\alpha \tau} \overline{F}(\tau)}{1 - e^{-\alpha \tau} F(\tau) + \alpha \int_0^{\tau} e^{-\alpha t} F(t) dt} = \frac{c_f \int_0^{\tau} e^{-\alpha t} dF(t) + c_p e^{-\alpha \tau} \overline{F}(\tau)}{\alpha \int_0^{\tau} e^{-\alpha t} \overline{F}(t) dt}.$$

Finalement :

$$C(\tau) = \frac{c_f \int_0^\tau e^{-\alpha t} dF(t) + c_p e^{-\alpha \tau} \overline{F}(\tau)}{\alpha \int_0^\tau e^{-\alpha t} \overline{F}(t) dt}.$$
(5.13)

Notons que $\lim_{\alpha\to 0} C(\tau)$ tend vers le coût total moyen par unités de temps de l'équation (5.5), c'est à dire sans actualisation de la valeur de l'argent. Pour de petites valeurs de α , il est alors plus simple d'utiliser (5.5).

Définition 5.2

Avec une stratégie de remplacement, le coût total moyen actualisé d'un groupe *j* sur un horizon infini est donné par :

$$J_{\alpha}(\tau_{j}) = \sum_{i=1}^{I} J_{i}^{\alpha}(\tau_{j}) = \sum_{i=1}^{I} \frac{c_{ij}^{f} \int_{0}^{\tau_{j}} e^{-\alpha u} dF_{ij}(u) + c_{ij}^{p} e^{-\alpha \tau_{j}} \overline{F}_{ij}(\tau_{j})}{\alpha \int_{0}^{\tau_{j}} e^{-\alpha u} \overline{F}_{ij}(u) du}.$$
(5.14)

De la même façon, en résolvant le problème :

 $min_{\tau_j} J_{\alpha}(\tau_j), \tag{5.15}$

la périodicité optimale τ_j^* de remplacement du groupe, pourvu qu'elle existe, dans $[0, \infty[$ pourra être déterminée.

5.2 Stratégies de réparation d'un groupe TA

Pour l'étude de stratégies de réparation, l'échantillon de groupes est observé sur une longue période de temps et toutes les défaillances sont enregistrées. Quand un composant du groupe tombe en panne, 2 types de réparations sont envisageables. D'abord les réparations dites minimales, qui ont une influence négligeable sur le taux de défaillance. Ces interventions remettent le composant défaillant dans l'état où il se trouvait juste avant son arrêt.

Le second type est la réparation mineure : ces interventions ont pour effet de rajeunir un composant du groupe jusqu'à un certain degré ξ .

En général, la fréquence de ces réparations étant croissante, il est utile de prévoir une périodicité limite τ où il faudra remplacer le groupe sans regard à l'état de ses composants.

Nous définissons alors les deux modes opératoires des stratégies de réparation pour un composant d'un groupe :

 la stratégie notée SRI : lors d'une défaillance, une réparation minimale seulement est effectuée en attendant le remplacement préventif qui a lieu à chaque τ unité de temps ; la stratégie notée SRII : lors d'une défaillance, une réparation minimale est effectuée en attendant une réparation mineure préventive qui a lieu chaque τ unité de temps de façon à ce que la périodicité de remplacement du groupe soit de π × τ, π = 1,2,3 ...

Étant donné que tous les types de défaillances sont pris en compte, nous allons distinguer la « sévérité » de la défaillance par le type d'intervention qu'elle nécessite pour remettre l'ensemble du groupe en état de fonctionner. Le premier type de défaillance est celui qui nécessite une réparation minimale du composant ayant causé l'anomalie. Le processus stochastique décrivant les arrivées de cette défaillance est le processus de Poisson non homogène NHPP. De ce fait, après réparation, le taux de défaillance du composant n'est pas perturbé.

Le deuxième type de défaillance est celui qui nécessite des réparations mineures. Nous utilisons le processus d'âge virtuel VAP pour décrire la variation du taux de défaillance après une réparation mineure d'un composant. Adoptons les notations suivantes :

- T_{xi} est la variable aléatoire des instants d'occurrence du processus NHPP ayant un taux $x_i(t)$ sur le composant *i* d'un groupe. Le nombre d'occurrences dans [0, t] pour un groupe est $X(t) = \sum_{i=1}^{l} X_i(t)$ avec un taux de défaillance $x(t) = \sum_{i=1}^{l} x_i(t)$;
- De même, T_{yi} la variable aléatoire des instants d'occurrence du processus VAP, et le nombre d'occurrence dans [0, t] pour le groupe est $Y(t) = \sum_{i=1}^{I} Y_i(t)$ de taux $y(t) = \sum_{i=1}^{I} y_i(t)$.

5.2.1 Stratégie de réparation SRI

Selon cette stratégie, une réparation minimale seulement est effectuée lors de la défaillance d'un composant au coût c_i^m , en attendant un remplacement préventif à chaque τ_j unités de temps au coût c_i^p . La périodicité de remplacement optimale permet d'équilibrer les coûts des réparations minimales et des remplacements planifiés.

Pour un composant, $X_i(t)$ défaillances surviennent dans [0, t] ainsi que $\overline{X}_i(t)$ remplacements préventifs. La périodicité de remplacement est choisie avec la relation :

$$\min_{\tau_j} \lim_{t \to \infty} \left\{ c_i^m \frac{E[X_i(t)]}{t} + c_i^p \frac{E[\bar{X}_i(t)]}{t} \right\}.$$
(5.16)

Le deuxième terme sous la limite tend vers c_i^p/τ_j quand $t \to \infty$. De plus, $X_i(t)$ étant un processus NHPP, nous avons $E[X_i(t)] = \int_0^t x_i(u) du$.

Finalement, le coût moyen par unité de temps pour un composant est donné par :

$$J_{i}(\tau_{j}) = \frac{c_{i}^{m} \int_{0}^{\tau_{j}} x_{i}(u) du + c_{i}^{p}}{\tau_{j}}.$$
(5.17)

Définition 5.3

Avec une stratégie de réparation SRI, le coût moyen par unité de temps pour un groupe *j* sur un horizon infini est donné par :

$$J(\tau_j) = \sum_{i=1}^{l} J_i(\tau_j) = \sum_{i=1}^{l} \frac{c_{ij}^m \int_0^{\tau_j} x_{ij}(u) du + c_{ij}^p}{\tau_j}.$$
(5.18)

En résolvant :

$$\min_{\tau_i} J(\tau_j), \tag{5.19}$$

la périodicité optimale τ_j^* de remplacement du groupe, pourvu qu'elle existe, dans [0,∞[pourra être déterminée.

5.2.2 Stratégie de réparation SRII

Avec cette stratégie, lors d'une défaillance, une réparation minimale est effectuée au coût c_i^m en attendant une réparation mineure préventive au coût c_i^p qui a lieu chaque τ_j unités de temps de façon à ce que la périodicité de remplacement d'un composant du groupe soit de $\pi_j \times \tau_j$, $\pi = 1,2,3...$ Considérons un cycle de retrait d'un groupe (et ainsi de chacun de ses composants) de périodicité $\pi_j \tau_j = \pi \tau$ sous la stratégie SRII. Le coût total moyen de maintenance du composant *i*, en considérant les réparations minimales et mineures, est donné par :

$$C_i(\pi,\tau) = E[c_i^p + \int_0^{\pi\tau} c_i^m dX_i(t) + \int_0^{\pi\tau} c_i^l dY_i(t)].$$
(5.20)

La durée moyenne d'un cycle étant $\pi\tau$, le coût total moyen par unité de temps sur un horizon infini est :

$$J_{i}(\pi,\tau) = \frac{E[c_{i}^{p} + \int_{0}^{\pi\tau} c_{i}^{m} dX_{i}(t) + \int_{0}^{\pi\tau} c_{i}^{l} dY_{i}(t)]}{\pi\tau}.$$
(5.21)

Le coût des réparations mineures $\int_0^{\pi\tau} c_i^l dY_i(t)$ jusqu'au remplacement est $(\pi - 1)c_i^l$. Entre les réparations mineures n et n+1, des réparations minimales prennent place pour un coût $\int_{v(n,\tau)}^{v(n,\tau)+\tau} c_i^m x_{n+1}(t) dt$. Au remplacement, le coût total est $\sum_{n=0}^{\pi} \int_{v(n,\tau)}^{v(n,\tau)+\tau} c_i^m x_{n+1}(t) dt$.

Finalement :

$$J_{i}(\pi,\tau) = \frac{c_{i}^{m} \sum_{n=0}^{\pi} \int_{\nu(n,\tau)}^{\nu(n,\tau)+\tau} x_{n+1}(t) dt + (\pi-1)c_{i}^{l} + c_{i}^{p}}{\pi\tau},$$
(5.22)

avec $v(n,\tau) = v_0 + \tau \sum_{k=1}^n \xi_k$.

Par exemple, en considérant un taux de défaillance correspondant à une loi de Weibull pour l'arrivée des défaillances nécessitant des réparations minimales, de façon à ce que :

$$x(t) = \beta \alpha^{\beta} t^{\beta-1}, \ \alpha, \beta > 0,$$

ainsi qu'un taux de rajeunissement constant, lors des réparations mineures, alors :

$$x_{n+1}(t) = \beta \alpha^{\beta} (t - n\tau + v_0 + n\xi\tau)^{\beta - 1}, \ n\tau \le t < (n+1)\tau, \ \alpha, \beta > 0.$$

La stratégie optimale est obtenue en minimisant $J_i(\pi, \tau)$:

$$J_{i}(\pi,\tau) = \frac{\beta \alpha^{\beta} c_{i}^{m} \sum_{n=0}^{\pi} \int_{\nu_{0}+n\xi\tau}^{\nu_{0}+(n+1)\xi\tau} (t-n\tau+\nu_{0}+n\xi\tau)^{\beta-1} dt + (\pi-1)c_{i}^{l} + c_{i}^{p}}{\pi\tau} \quad (5.23)$$

Cette stratégie étant à 2 variables, l'optimum est obtenu pour (π^*, τ^*). L'algorithme numérique dans (Nakagawa, 1986; Seo & Bai, 2004) permet de les obtenir de manière itérative.

Définition 5.4

Avec une stratégie de réparation SRII, le coût moyen par unité de temps pour un groupe *j* sur un horizon infini est donné par :

$$J(\tau_j) = \sum_{i=1}^{I} J_i(\pi_j, \tau_j).$$
(5.24)

La résolution du problème :

$$\min_{\pi_j,\tau_j} J(\pi_j,\tau_j), \tag{5.25}$$

permettra de déterminer les valeurs optimales pourvu qu'elles existent (π_j^*, τ_j^*) qui sont le nombre de réparations minimales à réaliser jusqu'au remplacement d'un groupe à la périodicité optimale.

CHAPITRE 6 PLANIFICATION DE LA MAINTENANCE D'UN PARC DE GROUPES TA

Le planificateur des rénovations des groupes TA doit décider du nombre de groupes et le moment de l'arrêt de production pour procéder à la rénovation. Les décisions de retraits doivent contribuer à optimiser une fonction sur un horizon prédéfini.

Nous considérons un parc de n groupes sur horizon de h périodes. La taille du problème est de ce fait de $n \times h$ variables. Les groupes comportent I composants chacun.

6.1 Planification par programmation non linéaire

La forme générale du problème de programmation non linéaire (NLP) :

$$\begin{cases} \min_{s,\hat{a}} J(\boldsymbol{\tau}) \\ g_m(\boldsymbol{\tau}) \le 0, m = 1, 2, \dots \\ h_l(\boldsymbol{\tau}) = 0, l = 1, 2, \dots \\ \boldsymbol{\tau} \in \Theta \end{cases}$$

$$(6.1)$$

Avec $J, g_1, g_2, ..., h_1, h_2, ...$ des fonctions définies sur \mathbb{R}_n , Θ un sous ensemble de \mathbb{R}_n , et τ un vecteur de n éléments. Dans ce problème, l'objectif est de minimiser la fonction $J(\tau)$ tout en respectant les restrictions exprimées par les contraintes d'inégalités g_m et les contraintes d'égalité h_l . Un vecteur $\tau \in \Theta$ satisfaisant les contraintes est dit une solution faisable et l'ensemble des solutions faisables $\overline{\Theta}$ est la région faisable avec $\overline{\Theta} \subset \Theta$. La solution optimale du problème τ^* est le vecteur tel que $J(\tau^*) \leq J(\tau), \forall \tau \in \overline{\Theta}$.

Pour la formulation du problème de planification, nous considérons le cas où la même stratégie de maintenance est appliquée à tous les composants d'un groupe à la même période. Si des stratégies différentes sont appliquées pour les divers composants du groupe, la formulation du problème de planification reste semblable au programme (6.1) en notant que le vecteur $\boldsymbol{\tau}$ puisse comprendre plus de variables que le nombre de groupes et que la fonction $J(\boldsymbol{\tau})$ contienne plus de termes distincts correspondants aux différentes stratégies.

6.1.1 Programme avec la stratégie SR0

Pour rappel, le coût total moyen par unité de temps sur un horizon infini, pour un groupe avec une stratégie SR0 appliquée aux composants, est donné par :

$$J(\tau_{j}) = \sum_{i=1}^{I} J_{i}(\tau_{j}) = \sum_{i=1}^{I} \frac{c_{ij}^{f} F(\tau_{j}) + c_{ij}^{p} \overline{F}(\tau_{j})}{\int_{0}^{\tau_{j}} \overline{F}_{ij}(u) du}.$$
(6.2)

Selon la formulation (6.1), le vecteur $\boldsymbol{\tau}$ de dimension égale au nombre de groupes à planifier, a pour éléments les périodicités τ_j de remplacements de chaque groupe en considérant un ensemble de contraintes. La fonction $J(\boldsymbol{\tau})$ est donnée par :

$$J(\boldsymbol{\tau}) = \sum_{j=1}^{n} J(\tau_j) = \sum_{j=1}^{n} \sum_{i=1}^{l} J_i(\tau_j), \qquad (6.3)$$

et le problème NLP de planification avec la stratégie SR0 s'écrit alors :

$$\begin{cases} \min_{s,\hat{a}} \sum_{j=1}^{n} \sum_{i=1}^{l} \frac{c_{ij}^{f} F(\tau_{j}) + c_{ij}^{p} \overline{F}(\tau_{j})}{\int_{0}^{\tau_{j}} \overline{F}_{ij}(u) du} \\ g_{m}(\tau) \leq 0, m = 1, 2, ... \\ h_{l}(\tau) = 0, l = 1, 2, ... \\ \tau \in \Theta \end{cases}$$

$$(6.4)$$

Ce problème NLP a une structure particulière car la fonction objectif est dite « séparable ». Cette forme facilite le calcul de la fonction objectif surtout en considérant ses intégrales.

6.1.2 Programme avec la stratégie SRI

Le coût total moyen par unité de temps sur un horizon infini, pou un groupe avec une stratégie SRI, est donné par :

$$J(\tau_j) = \sum_{i=1}^{l} J_i(\tau_j) = \sum_{i=1}^{l} \frac{c_{ij}^m \int_0^{\tau_j} x_{ij}(u) du + c_{ij}^p}{\tau_j}.$$
(6.5)

Le problème NLP de planification avec la stratégie SRI s'écrit dans ce cas :

$$\begin{cases} \min_{s,\hat{a}} \sum_{j=1}^{n} \sum_{i=1}^{l} \frac{c_{ij}^{m} \int_{0}^{\tau_{j}} x_{ij}(u) du + c_{ij}^{p}}{\tau_{j}} \\ g_{m}(\boldsymbol{\tau}) \leq 0, m = 1, 2, \dots \\ h_{l}(\boldsymbol{\tau}) = 0, l = 1, 2, \dots \\ \boldsymbol{\tau} \in \Theta \end{cases}$$

$$(6.6)$$

6.1.3 Programme avec la stratégie SRII

La stratégie SRII étant à deux variables, le nombre de variable du problème NLP est doublé. Le coût total moyen par unité de temps sur un horizon infini, pour un groupe avec une stratégie SRII, est donné par :

$$J_{i}(\pi_{j},\tau_{j}) = \frac{c_{i}^{m} \sum_{r=0}^{\pi_{j}} \int_{\nu(r,\tau_{j})}^{\nu(r,\tau_{j})+\tau_{j}} x_{r+1}(t) dt + (\pi_{j}-1)c_{i}^{l} + c_{i}^{p}}{\pi_{j}\tau_{j}}.$$
(6.7)

Et :

$$v(r,\tau_j) = v_0 + \tau_j \sum_{k=1}^r \xi_k.$$
 (6.8)

Le problème NLP de planification avec la stratégie SRII s'écrit dans ce cas :

$$\begin{cases} \min_{\substack{s:a \\ s:a \\ s:a \\ s:a \\ s:a \\ s:a \\ r=1}} \sum_{i=1}^{n} \frac{c_i^m \sum_{r=0}^{\pi_j} \int_{v(r,\tau_j)}^{v(r,\tau_j)+\tau_j} x_{r+1}(t) dt + (\pi_j - 1)c_i^l + c_i^p}{\pi_j \tau_j} \\ g_m(\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\tau}) \le 0, m = 1, 2, ... \\ h_l(\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\tau}) = 0, l = 1, 2, ... \\ \boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\tau} \in \Theta. \end{cases}$$

$$(6.9)$$

6.2 Planification par programmation biobjectif

La satisfaction du critère de minimisation des coûts de maintenance est souvent accompagné d'une exigence de maintenir un certain niveau de fiabilité des équipements. Ces critères divergent surtout dans le cas qui nous concerne. Maintenir un niveau de fiabilité important exige des remplacements fréquents ce qui augmente de façon importante les coûts. De plus, si la différence entre les coûts de réparations ceux de remplacement et grande, les périodicités vont s'étaler dans le temps entrainant une baisse de la fiabilité.

Dans ce contexte, il faut chercher un compromis entre ces deux critères. Mais une solution unique et simultanément optimale pour les 2 critères n'existe pas en général. L'optimisation biobjectif cherche plutôt un compromis entre les 2 critères.

La forme du problème biobjectif que nous considérons a la forme suivante :

$$\begin{cases} \min_{s,\hat{a}} \left(J(\boldsymbol{\tau}), R(\boldsymbol{\tau}) \right) \\ g_m(\boldsymbol{\tau}) \le 0, m = 1, 2, \dots \\ h_l(\boldsymbol{\tau}) = 0, l = 1, 2, \dots \\ \boldsymbol{\tau} \in \Theta \end{cases}$$

(6.10)

Nous construisons le critère de fiabilité $R(\tau)$ comme suit : la fiabilité moyenne $R(\tau_j)$ des d_j groupes restant en exploitation à l'instant correspondant à τ_j (moment du retrait de $n - d_j$ groupes) est calculée en considérant qu'un groupe est un système série constitué par l'alternateur, la turbine et le système d'excitation. De plus, étant donné que les capacités de production en MW \bar{g}_j peuvent varier de façon importante d'un groupe à l'autre, nous introduisons des pondérations par les capacités de production pour obtenir :

$$R(\tau_{j}) = \frac{\sum_{k=1}^{a_{j}} \bar{g}_{k} \prod_{i=1}^{l} \bar{F}_{ik}(\tau_{j})}{\sum_{k=1}^{d_{j}} \bar{g}_{k}}.$$
(6.11)

Le critère $R(\tau)$ est alors donné par la fiabilité moyenne calculée en prenant la moyenne des $R(\tau_j)$ en considérant $r = card\{\tau_j, \tau_k: j \neq k\}$ retraits distincts sur l'horizon.

$$R(\boldsymbol{\tau}) = \frac{\sum_{\tau_j} R(\tau_j)}{r}.$$
(6.12)

Toutes les fiabilités sont calculées à partir des lois de défaillance qui ont été affectées à l'alternateur, à la turbine et le SE.

6.3 Contraintes du problème de planification

Les contraintes du problème sont variées et apparaissent à divers niveaux de l'exploitation des groupes. Elles concernent :

- le groupe en lui même. Ce sont des contraintes sur les fenêtres temps de réfection de comme la date de début, la continuité et l'achèvement de la réfection ;
- la centrale pouvant comporter plusieurs groupes. Ce sont des contraintes de capacité de production, sur les priorités de réfection, d'équilibre de l'offre et de la demande, le maintien de la réserve ainsi que les groupes pour la remise sous tension du réseau ;
- le réseau en entier. En plus des contraintes des niveaux précédents, la solution doit satisfaire les capacités de réalisation des opérations (équipes et matériel), la disponibilité des pièces de rechange (capacité des manufacturiers), les budgets annuels, etc. Aussi, la période d'amortissement comptable des composants des groupes doit être atteinte.

Dans la suite nous utilisons la variable indicatrice x_{it} pour indiquer l'état d'un groupe comme suit :

$$x_{it} = \begin{cases} 0 \text{ groupe } i \text{ en réfection à la période } t \\ 1 \text{ sinon} \end{cases}$$
(6.13)

6.3.1 Fenêtres de maintenance

Cette contrainte spécifie les intervalles de temps dans l'année où la maintenance peut être effectuée. Elle comprend les périodes de temps de faibles apports hydrauliques, d'indisponibilité pour le transport, en profitant des arrêts pour la maintenance des postes et des lignes d'électricité.

$$x_{it} = 1$$
, lorsque $t < e_i \text{ ou } t > l_i + d_i$. (6.14)

L'équation (6.14) exprime que le groupe est disponible avant la date de début au plus tôt e_i et après la dernière période pour la maintenance l_i .

6.3.2 Début de la maintenance

Spécifie pour chaque groupe, la période s_i pour débuter l'exécution des opérations de maintenance :

$$x_{it} \in \{0,1\}, \ s_i \le t \le l_i + d_i. \tag{6.15}$$

6.3.3 Durée et continuité de la maintenance

Spécifie que le groupe est en arrêt continu pendant toute la durée de maintenance :

$$x_{it} = 0, \ s_i \le t \le s_i + d_i. \tag{6.16}$$

6.3.4 Achèvement de la maintenance

Requiert que la maintenance soit réalisée au moins une fois durant l'horizon de planification :

$$\sum_{t=1}^{H} (1 - x_{it}) > 0, \ \forall i.$$
(6.17)

6.3.5 Capacité de production

Borne supérieure de la limite de production de chaque groupe. Cette borne est notamment sensible au niveau de l'eau dans le réservoir ou hauteur de chute. Nous faisons l'hypothèse qu'il y a en tout temps la quantité d'eau suffisante pour délivrer la capacité maximale.

$$g_{it} \le \bar{g}_{it}.\tag{6.18}$$

6.3.6 Priorité de la maintenance

Requiert un ordre de réalisation séquentiel des retraits pour la maintenance. Elles sont du type : la maintenance du groupe p doit être réalisée avant le groupe q de façon à ce que :

$$x_{pt} - x_{qt} > 0, \ \forall t.$$
 (6.19)

6.3.7 Équilibre de l'offre et de la demande

La demande est répartie par zone hydrique. Soit Φ_z l'ensemble de groupes dans la zone z. Équilibrer la production de la zone à celle demandée W_{zt} :

$$\sum_{i \in \Phi_z} (1 - x_{it}) g_{it} \ge W_{zt}, \ \forall t.$$
(6.20)

6.3.8 Maintien de la réserve

Quantité de puissance disponible en réserve. Soit \bar{g}_{zt} la capacité maximale de la zone z et γ_{zt} la proportion de la capacité en réserve :

$$\sum_{i \in \Phi_z} (1 - x_{it}) \,\bar{g}_{zt} > (1 + \gamma_{zt}) \mathsf{W}_{zt}, \,\,\forall t.$$

$$(6.21)$$

Un certain nombre critique de groupes doit être disponible en tout temps pour remettre sous tension le réseau en cas de panne complète. Ne pas prévoir le retrait en même temps de ces groupes.

- minimum 4 groupes disponibles sur 6 de la centrale C6

$$\sum_{i \in C6} (1 - x_{it}) \le 2, \ \forall t.$$
(6.22)

- minimum 8 groupes disponibles sur 12 de C5

$$\sum_{i \in C5} (1 - x_{it}) \le 4, \ \forall t.$$
(6.23)

- minimum 4 groupes disponibles sur 16 de C4

$$\sum_{i \in C4} (1 - x_{it}) \le 12, \ \forall t.$$
(6.24)

- minimum 20 groupes disponibles sur 38 de C2

$$\sum_{i \in C2} (1 - x_{it}) \le 18, \ \forall t.$$
(6.25)

6.3.10 Équipes et ressources de maintenance

Le retrait d'un groupe nécessite la disponibilité d'une équipe multidisciplinaire. De plus cette contrainte requiert qu'une équipe ne soit affectée qu'à un groupe en même temps. Un groupe *i* requiert donc une quantité r_{ik} de la ressource *k* pour la maintenance. La ressource disponible pendant la période *t* est β_{kt} :

$$\sum_{i} (1 - x_{it}) r_{ik} \le \beta_{kt}, \ \forall j. \tag{6.26}$$

6.3.11 Lissage des débours de maintenance

C'est une contrainte stipulant que les débours annuels soient du même ordre de grandeur. De façon générale, des enveloppes budgétaires b sont allouées annuellement pour les opérations de maintenance. Les montants annuels moyens sur l'horizon de planification sont obtenus en multipliant le coût total moyen par unité de temps $J(\tau)$ avec le nombre de périodes dans l'année m.

$$m \times J(\tau) \le b. \tag{6.27}$$

6.3.12 Période d'amortissement

Pour chaque catégorie de composant d'un groupe, une période d'amortissement comptable ρ_i est définie. Des pénalités importantes sont subies si le retrait est effectué avant cette période. Nous limitons le début des retraits au-delà de cette période.

$$x_{it} = 1, \, s_i \le \rho_i \,, \forall t. \tag{6.28}$$

6.4 Algorithmes de résolution

L'évaluation des fonctions objectifs des programmes mathématiques non linéaires (6.4), (6.6), (6.9), et (6.10) possède une forte composante numérique qui consiste dans le calcul des différentes intégrales. Il s'agit de codes numériques qui évaluent aussi certaines contraintes. C'est un contexte idéal pour les algorithmes dits de recherche directe qui n'utilisent que les évaluations de fonctions pour trouver la meilleure solution. Nous utilisons la librairie NOMAD (Abramson et al., 2009) qui implémente divers algorithmes de recherche directe telle que MADS (Mesh Adaptive Direct Search) et dont le code source est public. La librairie peut résoudre aussi les problèmes biobjectifs.

Nous disposons aussi en appui, de la librairie commerciale LINDO API v5.0 qui offre une multitude de solveurs. De plus, elle s'intègre à travers une interface, à divers environnements de programmation.

6.4.1 La librairie NOMAD

L'algorithme MADS implémenté dans la librairie NOMAD est un solveur désigné pour l'optimisation dite de boîte noire. Ce type d'optimisation traite des fonctions qui sont en général données par des codes informatiques et dont les dérivées sont inconnues. L'algorithme itératif permet de trouver la meilleure solution en réalisant le moins d'itérations possibles. Les méthodes de recherche directe utilisent seulement les évaluations des fonctions en des points générés sur un treillis (maillage) pour guider l'exploration du domaine des variables.

6.4.1.1 Description de l'algorithme

L'algorithme évalue des points d'essais par la boîte noire générés sur un maillage de structure discrète défini par :

$$M_k = \bigcup_{x \in V_k} \{ x + \Delta_k^m Dz \colon z \in \mathbb{N}^{n_D} \}.$$
(6.29)

Avec Δ_k^m la taille d'une maille et D une matrice représentant les directions de maillage avec un ensemble fini de n_D directions. V_k est un ensemble de points où la fonction objectif et les contraintes ont été évaluées à l'itération k. V_0 est le point de départ. Chaque itération comprend 3 étapes : la sonde, la recherche et la mise à jour (poll, search, update).

La sonde explore un ensemble de « points d'essais de sonde » sur le maillage autour de l'itéré courant x_k à moins d'une distance $\Delta_k^p \ge \Delta_k^m$ définis par :

$$P_k = \{x_k + \Delta_k^m d: \ d \in D_k\} \subset M_k. \tag{6.30}$$

où D_k est l'ensemble des directions de sonde.

L'étape de recherche est très flexible et permet la génération de points d'essais n' importe où sur le maillage. Plusieurs stratégies de recherches sont prédéfinies comme celle basée sur l'échantillonnage hypercube latin.

Ces deux étapes produisent toutes les deux des points d'essais sur le maillage et les fonctions boites noires sont évaluées en ces points. L'algorithme détermine si une itération est un succès ou non selon un certain nombre de règles. Finalement, à la fin de l'itération k, l'étape de mise à jour détermine le statut de l'itération (succès ou échec) ainsi que le prochain itéré x_{k+1} . C'est le succès le plus prometteur ou bien l'itéré actuel x_k . La taille du maillage est aussi mise à jour en la réduisant à la suite d'un échec et possiblement augmentée en cas de succès.

La structure générale de l'algorithme est donnée dans la figure 6.1 suivante.

L'algorithme MADS

- INITIALISATION : Soit x₀ ∈ V₀ un point de départ. Définir Δ^m₀, Δ^p₀ et le compteur des itérations k ← 0.
- RECHERCHE ET SONDE : Effectuer les 2 étapes jusqu'à ce qu'un meilleur point du maillage x_{k+1} est trouvé sur M_k ou bien tous les points d'essais ont été visités.
- MISE À JOUR : Mettre à jour $\Delta_{k+1}^m, \Delta_{k+1}^p$ et V_{k+1} . Poser $k \leftarrow k+1$ et revenir à l'étape de recherche et de sonde.

Figure 6.1 : Description sommaire de l'algorithme MADS

6.4.1.2 Traitement des contraintes

NOMAD prend en charge les contraintes de type inégalités en plus des contraintes de bornes. Il ne prend pas en charges les contraintes d'égalité. Des contraintes de type barrière extrême EB sont définies pour les contraintes non relaxables. Celles-ci doivent être définies en premier car l'algorithme rejette les points d'essais qui ne satisfont pas ces contraintes. Les contraintes relaxables de type barrière progressive (PB) (Audet & Dennis, 2009) peuvent être violée durant l'exécution (une mesure de violation de la contrainte est calculé). Dans ce cas, un point infaisable avec une faible violation de contrainte peut être un bon candidat pour l'étape de sonde.

6.4.1.3 L'algorithme BIMADS

Pour l'optimisation biobjectif, l'algorithme itératif BIMADS (Audet et al., 2008b) utilise une série de résolutions de problèmes à un seul objectif grâce à l'algorithme MADS pour arriver à un ensemble de points constituant les meilleurs compromis selon un critère de sélection Pareto. Cette méthode essaye de trouver un ensemble de solutions pour les lesquelles les vecteurs $(J(\tau), R(\tau))$ correspondants ne sont « dominés » par aucun autre point sur le plan à deux dimensions défini par ces deux objectifs (De Weck, 2004). Cet ensemble constitue le front Pareto. Les solutions du front Pareto étant toutes des compromis valables, il revient au décideur de réaliser le choix final de la solution.

6.4.2 La librairie LINDO API

Cette interface de programmation d'application (API) permet d'intégrer une série de solveurs puissants pour l'optimisation de problèmes programmés dans un environnement personnalisé. La version 5.0 de cette API fournit à l'utilisateur un ensemble complet de routines pour la formulation, la résolution et la modification de modèles non linéaires.

6.4.2.1 Solveur non linéaire standard

Le solveur non linéaire de l'API LINDO emploie la programmation linéaire successive (SLP) et la méthode de réduction des gradients généralisée (GRG). Le solveur non linéaire renvoie une solution optimale locale pour le problème considéré. Si l'optimalité locale ne peut pas être atteinte, une solution réalisable est reportée si elle a été trouvée. En cas d'absence de solutions réalisables, ou le problème est non borné ou des problèmes numériques ont été rencontré, un message est renvoyé à l'utilisateur. L'API de LINDO peut linéariser automatiquement un certain nombre de relations non linéaires grâce à l'ajout de contraintes et des variables entières, de façon à ce que le modèle linéaire transformé est mathématiquement équivalent au modèle non linéaire.

6.4.2.2 Solveur global

Le solveur non linéaire standard renvoie une solution optimale locale du problème NLP. Toutefois, dans de nombreuses situations pratiques, les modèles non linéaires sont non convexes et ont plus d'une solution optimale locale. Dans notre application, nous cherchons à trouver une solution optimale globale.

Le solveur global disponible dans l'API LINDO utilise la méthode branch-and-cut pour décomposer un problème NLP en plusieurs sous-régions convexes et tente de produire une solution optimale globale sans toutefois pouvoir le garantir.

6.4.2.3 Solveur à démarrages multiples

Ce solveur génère une séquence de candidats pour les points de départ dans l'ensemble des solutions du NLP. Le solveur standard est alors appelé avec chaque point de départ pour trouver un optimum local. Pour les modèles NLP non convexes, la qualité de la meilleure solution trouvée par ce solveur tend à être supérieure à celle de la solution unique d'un solveur NLP traditionnel. Un paramètre réglable par l'utilisateur détermine le nombre maximal de démarrages à effectuer.

CHAPITRE 7 PLANIFICATION DES RETRAITS DE 90 GROUPES TA

Dans ce chapitre, la planification des retraits de 90 groupes TA de 6 centrales différentes est proposée. Près de la moitié sont très anciens (figure 7.1 et tableau 7.1). À travers la résolution d'une série de problèmes non linéaires, décrivant chacun un contexte particulier, les décisions de retraits sont planifiées sur un horizon de 50 ans en intégrant certaines contraintes pour lesquelles des données suffisantes de terrain ont été rassemblées. Tous les problèmes comprennent 90 variables et 7 contraintes dont 2 sont des contraintes de bornes. Les autres contraintes sont traitées comme des contraintes non linéaires. Les planifications ne comprennent que les groupes dont les dates des retraits sont comprises entre le 01/07/2007 et le 01/07/2057.

Diverses quantités sont calculées pour caractériser les plans obtenus. En premier lieu, nous évaluons les coûts annuels « équivalents » à partir du coût total moyen par unité de temps sur un horizon infini selon les stratégies de maintenance. Ensuite, nous calculons la moyenne des fiabilités des groupes concernés par un retrait sur la période de 50 ans au moment de leurs retraits, ainsi que la moyenne des fiabilités des groupes restant en exploitation lors de chacun des retraits. Pour cela, nous formons 2 indices de fiabilité : le premier, noté IMFGr, est calculé pour chaque groupe et désigne sa fiabilité au moment du retrait. Cet indice exprime le potentiel d'exploitation restant. Un deuxième indice, noté IMF, décrit l'état des autres groupes restant en exploitation au moment du retrait de chacun des groupes en utilisant la fonction $R(\tau)$ telle que définie dans la section 6.2. Ces indices sont calculés à partir des lois de défaillance affectées aux composants du groupe TA. Comme il peut arriver que tous les groupes ne soient pas retrés dans l'horizon de 50 ans, ces indices peuvent différer des moyennes des fiabilités caractérisant les plans. Finalement, nous indiquons l'âge moyen des groupes au retrait ainsi que le temps de résolution utilisé par l'algorithme pour générer une solution.

Dans un des problèmes, l'effet de la modification dans l'exploitation des groupes par l'augmentation de la charge, est abordé. Deux scénarios de fonctionnement sont considérés, pour l'élaboration des plans :

- scénario 1 : la charge sur les groupes est similaire à la durée recensée dans l'historique de fonctionnement. Le taux de défaillance est le taux estimé par la méthode directe ;

 scénario 2 : en considérant que c'est la charge seulement qui affecte le taux de défaillance, le risque relatif, défini selon le modèle PHM, est augmenté de 50% (équivalent à augmenter de 50% la charge).



Figure 7.1 : Années de mise en services des groupes TA à planifier

Zone	Code Centrale	Année	Nb groupes
12	C1	1950	6
11	C2	1932	38
5	C3	1994	12
5	C4	1979	16
5	C5	1982	12
2	C6	1975	6
		Total	90

Tableau 7.1 : Identification des centrales hydroélectriques

7.1 Systèmes d'information pour la planification

À notre connaissance aucune solution informatique prête à l'emploi ne possède la flexibilité nécessaire pour réaliser la planification poursuivie selon les modélisations réalisées. Nous présentons dans ce qui suit l'environnement informatique qui a été conçu pour réaliser la planification. L'architecture du programme (figure 7.2) est organisée autour d'une source de données connectée au serveur SQL Interbas SMP (CodeGear, 2009b) et de sous-programmes écrits en langages orientés objet (Delphi® 2009, C++Builder® 2009 (CodeGear, 2009a)). La machine utilisée est un pc Intel® CoreTM2 Quad CPU Q93000 à 2.50 GHz, 8 Go de mémoire vive avec Microsoft® Windows VistaTM Entreprise.

Les structures dénommées « classes » sont des entités comportant des « champs » et des « méthodes » permettant de représenter un alternateur ou une turbine avec tous leurs paramètres, de constituer un groupe TA et de calculer ses paramètres et finalement de dupliquer la structure d'un groupe pour constituer le parc et de calculer aussi certaines caractéristiques. Ces objets permettent de lire et de manipuler les informations chargés à partir de la base de données, se connecter à d'autres objets pour former d'autres entités et compiler des résultats. Finalement une interface graphique permet l'interaction avec l'utilisateur.



Figure 7.2 : Architecture du système d'information

7.1.1 Interface graphique utilisateur GUI

Dans sa configuration actuelle, l'interface permet de lancer les différentes parties du programme et s'il y a lieu de présenter les résultats sous forme de graphe ou de texte (figure 7.3).



Figure 7.3 : Interface utilisateur du programme principal avec la fenêtre de saisie des données

7.1.2 Programme principal

Dans le programme principal se déroule la déclaration et l'initialisation des entités permettant le lancement des sous programmes qui réalisent les calculs. Il y a trois parties distinctes : les interfaces utilisateurs qui gèrent les entrées et les sorties, les classes d'objets qui sont le cœur du programme et les programmes utilitaires.

Au lancement, le programme initialise le module de données, crée l'interface graphique principale et la présente à l'écran. Les fonctionnalités actuelles réalisent tout ce qui est lié à la préparation des données sur les profils de fonctionnement, les données sur les durées de vie à partir des historiques en ajoutant les codes des facteurs technologiques pour chaque type de composant du groupe. Le reste est dédié à la préparation du problème NLP, du solveur NOMAD ou LINDO API et à la résolution du problème. Des utilitaires permettent de sortir les plans sous forme de digrammes.

Les principales classes d'objets sont : la classe d'objets caractérisant le réseau (TParc), celle caractérisant le groupe (TGroupe) et finalement celle dédiée aux composants (TComposant).

Classe TComposant : Une fois initialisé, un objet de cette classe représente un composant du groupe avec toutes les caractéristiques disponibles. Une fois les caractéristiques affectés

notamment la stratégie de maintenance, la loi de défaillance et la structure du coût, des méthodes de la classe calculent les coûts, les risques, la fiabilité pour la valeur de la variable de la stratégie affectée à l'objet.

Classe TGroupe : Classe d'objets pour remplir et alimenter la classe TParc. Une fois initialisée, un objet de cette classe représente un groupe. Elle crée une instance en mémoire d'une liste dynamique comprenant tous les composants du groupe avec leurs caractéristiques.

Classe TParc : C'est une classe de type collection pour l'enregistrement et la manipulation d'objets avec des fonctionnalités de base pour l'ajout, l'insertion et la mise à jour. Une fois initialisé, un objet de cette classe représente toutes les centrales, les groupes et composants majeurs avec leurs caractéristiques. Elle implémente aussi la fonction objectif et les contraintes du problème de planification des retraits.

Classe TDataModule : réalise une interface bidirectionnelle entre le programme et la base de données. Ce module prépare et envoie les requêtes SQL au serveur et récupère les résultats. Il permet aussi de lancer les procédures qui résident sur le serveur.

7.1.3 Base de données

Le schéma suivant donne une vue sommaire des tables et des champs principaux qui stockent les entrées nécessaires au programme de planification. Elles sont conçues sur le concept tables maître/détail pour éviter la redondance et produire des ensembles de données complexes.



Figure 7.4 : Aperçu des tables de la base de données

L'échantillon de groupes est défini dans une table qui contient les 90 enregistrements (tableau 7.2 et SAMPLE sur la figure 7.4). Chaque entrée définit un groupe par le code de centrale et le symbole du groupe (exemple C1, A01) ainsi que le nombre de composants qu'il contient. Les données techniques sur les groupes comprennent les éléments pour les préparations des modèles de taux de défaillances (fabricant, puissance, etc. issus des tables SUBNET et TECHDATA). Des listes des rénovations (table TRAVMAJ) sont tirées les informations concernant les historiques des durées de vie. Ces informations pour tous les composants des groupes sont complétées en calculant la durée entre la date d'installation et la date de retrait, l'état de la censure (0,1), les variables indépendantes de construction et de fonctionnement (table SURVIVAL). Les types de stratégies de maintenances, les lois de défaillance, les coûts pour chacun des composants sont renseignées dans SUBGRPS (tableau 7.3). Ces types correspondent à des structures nécessitant plusieurs valeurs. Ces valeurs sont renseignées dans SUBGRPS(tableau 7.4). Ces tableaux donnent respectivement des extraits des tables "SAMPLE", "SUBGRPS" (3x90 enregistrements), et "SUBGRPSDETAILS".

Tableau 7.2 : Organisation des données sur l'échantillon de gr	roupes TA
--	-----------

CENTRALE	GROUPE	ID	NBSUBGRPS
C1	A01	1	3
C1	A02	2	3
C1	A03	3	3
C1	A04	4	3
C1	A05	5	3
C1	A06	6	3
C2	A01	7	3
C2	A02	8	3
C2	A03	9	3

Tableau 7.3 : Données sur les caractéristiques des composants des groupes TA

GRID	SUB	SUBGRP	POLICY	POLICY	FAILURE	FAILURE	COST	COSTSNB	COSTSNB
UKID	GRPID	NAME	ID	NBVARS	LAW	NBPARAMS	STRUCT	COLUMNS	ROWS
1	1	A01A	0	1	4	2	0	2	4
1	2	A01T	0	1	4	2	0	2	4
1	3	A01E	0	1	4	2	0	2	4
2	1	A02A	0	1	4	2	0	2	4
2	2	A02T	0	1	4	2	0	2	4
2	3	A02E	0	1	4	2	0	2	4

GRID	CMPTID	PARAMTYPE	PARAMNO	PARAMVAL
1	1	1	0	2.66E-06
1	1	1	1	3.17E-06
1	1	2	0	0
1	1	2	1	0
1	1	2	2	10
1	1	2	3	20
1	1	2	4	0.02
1	1	2	5	0.02
1	1	2	6	0.02
1	1	2	7	0.02
1	1	5	0	436800
1	1	6	0	860000
1	2	1	0	1.60E-06
1	2	1	1	7.42E-06

Tableau 7.4 : Détails des caractéristiques des composants des groupes TA

7.2 Hypothèses supplémentaires pour les résolutions

Nous avons besoin de poser des hypothèses supplémentaires pour l'agrégation de certaines données dont :

- Le retrait d'un groupe signifie le remplacement de tous ses composants ;
- L'historique des retraits montre des dates différentes d'installation des composants de certains groupes. La date de mise en service d'un groupe est prise comme la date d'installation du composant le plus ancien ;
- Comme les composants d'un groupe ont des périodes d'amortissement différentes, la période la plus grande est ici respectée (50 ans = 50 * 8760 h= 438 000 heures);
- Des coûts approximatifs de remplacement des composants nous ont été fournis : alternateur : 15M\$, turbine 10M\$, SE 0.25M\$. Nous faisons l'hypothèse que ce coût est une moyenne entre le coût de remplacement préventif et de remplacement correctif. Nous considérons aussi que le coût de remplacement correctif est 2 fois plus grand que le coût de remplacement préventif pour les alternateurs et 1.5 fois pour les turbines et les SE. Les coûts pour les alternateurs, turbines, SE seront respectivement (10, 20), (8, 12), (0.2, 0.3) M\$;
- La stratégie de maintenance appliquée à tous les composants d'un groupe.

Pour chacun des groupes, les données nécessaires sont chargées de la base de données. Un exemple de données par groupe est représenté dans la figure 7.5.

Groupe A01 de la centrale C1. Mise en service (selon l'organe le plus ancien) 1950/01/01 Nombre variables de décision = 1. Bornes sur variables de décision : var(1)Liminf = 436800.00 LimSup = 860000.00*Composant A01A installé en 1983/01/01 sous stratégie SR0. Nombre variables de la stratégie = 1 Bornes sur variables de la stratégie : var(1)Liminf = 436800.00 LimSup = 860000.00 Loi de défaillance = Gompertz (a, b) Nombre de paramètres de la loi = 2Paramètres de la loi = 2.66E-006, 3.17E-006 Paramètres de coûts = 2 Matrice des coûts = $4x^2$ $0.00 \quad 0.00 \quad 0.00 \quad 0.00 \quad 10.00 \quad 0.02 \quad 20.00 \quad 0.02$ *Composant A01T installé en 1950/01/01 sous stratégie SR0. Nombre variables de la stratégie = 1 Bornes sur variables de la stratégie : var(1)LimInf = 436800.00 LimSup = 860000.00 Loi de défaillance = Gompertz (a, b) Nombre de paramètres de la loi = 2Paramètres de la loi = 1.60E-006, 7.42E-006 Paramètres de coûts = 2 Matrice des coûts = $4x^2$ 0.00 0.02 0.00 0.02 8.00 0.02 12.00 0.02

Figure 7.5 : Préparation des données pour la résolution pour un groupe

De plus, pour tous les problèmes qui suivent, les sept contraintes qui sont prises en compte sont les suivantes :

- Contraintes de bornes :
 - o durée et continuité de chaque retrait en semaines égale à 38 ;
 - périodes d'amortissement en années des composants : [alternateur, turbine, SE] ≥ [50, 50, 30] années;
- Contraintes non linéaires
 - o capacité retirée \leq 700.00 MW par période ;
 - centrales de base du réseau intégré : retrait de 2 groupes parmi (C2, C4, C5) à la même période ;
 - o ressources humaines : nombre d'équipes ≤ 3 ;

- nombre de retraits simultanés par centrale limité par la capacité du pont de levage ≤2;
- o débours de maintenance annuels équivalents ≤ 250 M\$.

7.3 Planification avec la stratégie SR0

Dans cette section une série de 3 problèmes est résolue pour trouver des plans de retraits des groupes TA sur un horizon de 50 ans dans différents contextes. La stratégie de maintenance pour tous les composants est la stratégie SR0. Les taux de défaillance utilisés sont les taux de défaillance estimés par la méthode directe. La densité et la fiabilité sont calculées à partir d'une loi de Gompertz ayant comme taux de défaillance le taux estimé par la méthode directe.

7.3.1 Plan de départ

Un plan de départ pour la recherche d'une solution optimale (figure 7.6) est établi à partir des périodicités de remplacement correspondant à la durée d'amortissement comptable du groupe. Elle correspond dans ce cas à 50 ans : la durée d'amortissement la plus longue des composants (détails tableau 7.18 en annexe 1). Ce plan a les caractéristiques du tableau 7.5 suivant :

	Plan de départ	Valeur cible	Valeur obtenue
Objectife	$J(\tau)$ (k\$/h)	Min	7.712
Objectils	$R(\tau)$ (%)	-	66.79
	Durée de réfection (sem)	= 38	-1
	Périodes d'amortissement (ans)	\geq [50, 50, 30]	-1
Contraintes	Nombre d'équipes	≤ 3	19
(satisfaite si égale à -1)	Nombre de ponts	≤ 2	1
	Réseau intégré		1
	Capacité retirée (MW)	≤ 700	1001
	Débours annuels (M\$)	≤ 250	67.56
	Moyenne IFMGr % 50 ans	-	26.60
Indices	Moyenne IFM % 50 ans	-	66.79
	Âge moyen du groupe (ans)	-	50
	Temps de résolution	-	-

Tableau 7.5 : Caractéristiques du plan de départ du problème I

Comme attendu, le tableau 7.5 montre que ce plan est infaisable. Le nombre de retraits simultanés atteint 19 groupes. La capacité retirée dépasse la quantité permise (1001 MW). De plus, le potentiel d'exploitation restant au retrait des groupes est important (26.6%).


Figure 7.6 : Diagramme du plan de départ avec la stratégie SR0

7.3.2 Problème I : Minimisation des coûts de maintenance avec scénario 1

Dans une première résolution, l'objectif est de minimiser le coût total moyen par unité de temps de maintenance des 90 groupes. Le coût total moyen par unité de temps d'un groupe est la somme des coûts par unité de temps de maintenance de ces composants comme défini dans la section 6.1.1.

La résolution est d'abord tentée avec le solveur NOMAD. Après 10000 évaluations en 3.53 mn, aucune solution réalisable n'est trouvée. Le nombre d'évaluations de fonctions est augmenté à 500000. Après 9.23 mn aucune solution n'est trouvée.

L'opération est relancée alors avec le solveur Lindo API v5.0. La résolution du problème I avec le scénario 1, se termine avec le statut 5 correspondant à un problème faisable (statut 1 pour solution optimale et 8 pour localement optimale) et produit le plan de la figure 7.7. Ce plan a les caractéristiques du tableau 7.6 suivant :

	Problème I	Valeur cible	Valeur obtenue
Objectify	$J(\tau)$ (k\$/h)	Min	7.709
Objectifs	$R(\tau)$ (%)	-	45.68
	Durée de réfection (sem)	= 38	-1
	Périodes d'amortissement (ans)	\geq [50, 50, 30]	-1
Contraintes	Nombre d'équipes	≤ 3	-1
(satisfaite si égale	Nombre de ponts	≤ 2	-1
-1)	Réseau intégré		-1
	Capacité retirée (MW)	≤ 700	-1
	Débours annuels (M\$)	≤ 250	67.53
	Moyenne IFMGr % 50 ans	-	3.20
T. 1	Moyenne IFM % 50 ans	-	35.71
malces	Âge moyen du groupe (ans)	-	81
	Temps de résolution Lindo API (mn)	-	3.92

Tableau 7.6 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème I



Figure 7.7 : Diagramme des retraits pour le problème I

Bien que la solution de départ ne soit pas faisable, l'optimisation a produit une solution réalisable. Le tableau 7.19 en annexe 1, donne la planification détaillée des retraits sur 50 ans avec le scénario 1. Selon le plan généré, la moyenne des fiabilités des groupes lors de leurs retraits est de 3.20% et celle du reste des groupes en exploitation est à 35.71%. Ces indices indiquent que les groupes sont retirés à la limite de la défaillance complète. Leur potentiel est utilisé au maximum.

La solution trouvée est ensuite utilisée comme solution de départ pour l'algorithme NOMAD. Un gain supplémentaire est obtenu sur la fonction objectif. Celle-ci est améliorée de 143\$/h pour un coût total moyen par unité de temps de 7566\$/h. Les caractéristiques, diagramme et détails de ce plan sont donnés sur le tableau 7.7, la figure 7.8 et le tableau 7.20 en annexe 1. Ce gain n'est par contre obtenu qu'au prix de 50000 évaluations de fonctions en 33 mn (figure 7.9).

Problème I		Valeur cible	Valeur obtenue
Objectifs	$J(\tau)$ (k\$/h)	Min	7.566
	$R(\tau)$ (%)	-	59.74
	Durée de réfection (sem)	= 38	-1
	Périodes d'amortissement (ans)	\geq [50, 50, 30]	-1
Contraintes	Nombre d'équipes	≤ 3	-1
(satisfaite si	Nombre de ponts	≤ 2	-1
égale -1)	Réseau intégré		-1
	Capacité retirée (MW)	≤ 700	-1
	Débours annuels (M\$)	≤ 250	66.28
	Moyenne IFMGr % 50 ans	-	9.82
Indices	Moyenne IFM % 50 ans	-	57.52
	Âge moyen du groupe (ans)	-	66
	Temps de résolution NOMAD (mn)	-	33.00

Tableau 7.7 : Caractéristiques du plan de retraits amélioré pour le problème I



Figure 7.8 : Diagramme des retraits amélioré pour le problème I



Figure 7.9 : Amélioration de l'objectif du problème I par le solveur NOMAD

La figure 7.9 montre que l'algorithme fait la plus grande partie des gains sur la fonction objectif sur les premières 20000 évaluations de fonctions. Par la suite une stagnation apparait et l'algorithme ne fait plus d'améliorations majeures. Si le temps de résolution est un facteur à prendre en compte pour un nombre de groupes plus importants, ce test est une façon de choisir un compromis entre nombre d'évaluation de fonctions et l'amélioration de l'objectif.

De plus, le plan a les caractéristiques supplémentaires suivantes :

- Un total de 38 groupes supplémentaires apparaît dans le plan de 50 ans. Les retraits sont mieux répartis sur l'horizon ;
- Les groupes ne vont pas jusqu'en fin de vie utile. La moyenne de la fiabilité des groupes au retrait est plus grande à 9.82% ;
- La fiabilité moyenne des groupes restant en exploitation IFM est aussi plus grande à 57.52%.

Ce plan est le meilleur plan de retrait sur 50 ans avec le scénario 1.

7.3.3 Problème II : Minimisation des coûts de maintenance avec scénario 2

Dans ce problème, nous illustrons l'effet sur la planification d'un changement dans l'exploitation des groupes causé par l'augmentation de la charge. Nous choisissons aussi comme point de départ pour la résolution, la meilleure solution du problème I pour montrer les modifications qui surviennent sur un plan qui a déjà été mis en place par exemple.

Le solveur NOMAD est lancé en premier lieu. Après 10000 évaluations de fonctions en 2.86mn, aucune solution réalisable n'est trouvée.

Le solveur LINDO API v5.0 est utilisé en second lieu en partant du même point de départ. La résolution du problème avec le scénario 2 a produit le plan de la figure 7.10 en 6.17mn. Ce plan a les caractéristiques du tableau 7.8 suivant :

	Problème II	Valeur cible	Valeur obtenue
Objectify	$J(\boldsymbol{\tau})$ (k\$/h)	Min	9.799
Objectils	$R(\tau)$ (%)	-	38.36
	Durée de réfection (sem)	= 38	-1
	Périodes d'amortissement (ans)	\geq [50, 50, 30]	-1
Contraintes	Nombre d'équipes	≤ 3	-1
(satisfaite si égale	Nombre de ponts	≤ 2	-1
-1)	Réseau intégré		-1
	Capacité retirée (MW)	≤ 700	-1
	Débours annuels (M\$)	≤ 250	85.84
	Moyenne IFMGr % 50 ans	-	0.97
T 1'	Moyenne IFM % 50 ans	-	31.69
maices	Âge moyen du groupe (ans)	-	71
	Temps de résolution Lindo API (mn)	-	6.17

Tableau 7.8 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème II

L'optimisation s'est terminée avec le statut 5 correspondant à un problème faisable. Le tableau 7.21 en annexe 1 donne les résultats détaillés du plan.



Figure 7.10 : Diagramme des retraits pour le problème II

De la même façon, la solution trouvée est utilisée comme solution de départ pour l'algorithme NOMAD. Un gain supplémentaire est aussi obtenu sur la fonction objectif. Celle-ci est améliorée en 28.4 mn de 237\$/h (figure 7.12), pour un coût total moyen par unités de temps de 9562\$/h. Les caractéristiques, diagramme et détails du plan obtenu sont sur le tableau 7.9, figure 7.11 et le tableau 7.22 en annexe 1.

Problème II		Valeur cible	Valeur obtenue
Objectifa	$J(\boldsymbol{\tau})$ (k\$/h)	Min	9.562
Objectiis	$R(\tau)$ (%)	-	52.35
	Durée de réfection (sem)	= 38	-1
	Périodes d'amortissement (ans)	\geq [50, 50, 30]	-1
Contraintes	Nombre d'équipes	≤ 3	-1
(satisfaite si	Nombre de ponts	≤ 2	-1
égale -1)	Réseau intégré		-1
	Capacité retirée (MW)	≤ 700	-1
	Débours annuels (M\$)	≤ 250	83.76
	Moyenne IFMGr % 50 ans	-	10.58
Indices	Moyenne IFM % 50 ans	-	52.35
	Âge moyen du groupe (ans)	-	55
	Temps de résolution NOMAD (mn)	-	28.40

Tableau 7.9 : Caractéristiques du plan de retraits amélioré pour le problème II



Figure 7.11 : Diagramme amélioré des retraits pour le problème II

Le plan a les caractéristiques supplémentaires suivantes :

- Le total des 90 groupes apparaît dans le plan de 50 ans. Les retraits sont encore mieux répartis sur l'horizon ;
- Les groupes ne vont pas jusqu'en fin de vie utile. La moyenne de la fiabilité des groupes au retrait IMFGR est plus grande à 10.58% ;
- La fiabilité moyenne des groupes restant en exploitation IFM est aussi plus grande à 52.35%.



Figure 7.12 : Amélioration de l'objectif du problème II par le solveur NOMAD

Les gains les plus importants réalisés par l'algorithme NOMAD sont obtenus dans ce cas au bout de 10000 évaluations seulement (figure 7.12).

7.3.4 Comparatif des plans des problèmes 1 et 2

Le tableau 7.10 montre que les retraits sont prématurés en moyenne d'une dizaine d'années, advenant le doublement de la charge sur les groupes. Bien que la moyenne des fiabilités des groupes au retrait reste stable, l'indice IFM pour les groupes restant en exploitation baisse de

5.17%. Pour maintenir le même indice IFM que pour le scénario 1, il faut relaxer l'une des contraintes.

Comparatif scénarios 1 et 2		Valour aible	Valeur obtenue	Valeur obtenue	Variation
		valeur cible	scénarios 1	scénarios 2	v ai iation
Objectife	$J(\boldsymbol{\tau})$ (k\$/h)	Min	7.566	9.562	1.995
Objectils	$R(\tau)$ (%)	-	59.74	52.35	-7.39
Indices	Moyenne IFMGr % 50 ans	-	9.82	10.58	0.76
	Moyenne IFM % 50 ans	-	57.52	52.35	-5.17
	Âge moyen du groupe (ans)	-	66	55	-11
	Temps de résolution NOMAD (mn)	-	33.00	28.40	

Tableau 7.10 : Variation entre les plans pour les problèmes I et II

Une possibilité est d'augmenter les ressources pour réaliser les rénovations par exemple. Un plan de retraits avec 6 équipes et 4 ponts est donné dans la figure 7.13. En augmentant le nombre d'équipes à 6, (en supposant que l'ajout d'équipes supplémentaires n'a pas d'incidence sur les coûts du modèle SR0), l'objectif reste stable à environ 9500\$/h (tableau 7.11) mais il n'y a pas de changement majeurs dans les indices : (11.71%, 49.79%, 54 ans). Il faudra relaxer plus de 2 contraintes pour espérer augmenter le taux IFM.

Tableau 7.11 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème II avec relaxation de contraintes

Problème II avec 6 équipes et 4 ponts		Valeur cible	Valeur obtenue
Objectife	$J(\tau)$ (k\$/h)	Min	9.554
Objectiis	$R(\tau)$ (%)	-	49.61
	Durée de réfection (sem)	= 38	-1
	Périodes d'amortissement (ans)	\geq [50, 50, 30]	-1
Contraintes	Nombre d'équipes	<u>≤ 6</u>	-1
(satisfaite si	Nombre de ponts	<u>≤</u> 4:	-1
égale - 1)	Réseau intégré		-1
	Capacité retirée (MW)	≤ 700	-1
	Débours annuels (M\$)	≤ 250	83.69
	Moyenne IFMGr % 50 ans	-	11.71
Terdiana	Moyenne IFM % 50 ans	-	49.79
malees	Âge moyen du groupe (ans)	-	54
	Temps de résolution NOMAD (mn)	-	27.70



Figure 7.13 : Diagramme des retraits pour le problème II avec 3 équipes et 2 ponts supplémentaires

7.3.5 Problème III : Maximisation de la fiabilité

Dans cette résolution, l'objectif de maximiser la fiabilité en utilisant l'indice IFM des groupes en exploitation par période de retrait. Le point de départ non réalisable de la section 7.3.1 est utilisé. La résolution avec le solveur LINDO API a produit une solution avec le statut 8 correspondant à une solution localement optimale. Le plan a les caractéristiques suivantes (tableau 7.12) :

	Problème III	Valeur cible	Valeur obtenue
Objectify	$J(\tau)$ (k\$/h)	-	7.752
Objectils	$R(\tau)$ (%)	Max	44.61
	Durée de réfection (sem)	= 38	-1
	Périodes d'amortissement (ans)	\geq [50, 50, 30]	-1
Contraintes	Nombre d'équipes	≤ 3	-1
(satisfaite si égale	Nombre de ponts	≤ 2	-1
-1)	Réseau intégré		-1
	Capacité retirée (MW)	≤ 700	-1
	Débours annuels (M\$)	≤ 250	67.91
	Moyenne IFMGr % 50 ans	-	1.19
Indices	Moyenne IFM % 50 ans	-	34.84
	Âge moyen du groupe (ans)	-	88
	Temps de résolution Lindo API (mn)	-	1.68

Tableau 7.12 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème III

La qualité de la solution où l'algorithme s'est arrêté, est médiocre comparativement à celle du problème I. Quand cette solution est reprise par le solveur NOMAD, aucune solution faisable n'est trouvée après 50000 évaluations. L'algorithme est alors relancé avec la meilleure solution du problème I. Le plan de la figure 7.14 est obtenu. Ce plan a les caractéristiques suivantes :

Tableau 7.13 : Caractéristiques du plan de retraits amélioré pour le problème III

	Problème III	Valeur cible	Valeur obtenue
Objectifs	$J(\tau)$ (k\$/h)	-	7.723
Objectils	$R(\tau)$ (%)MaxDurée de réfection (sem)= 38Périodes d'amortissement (ans) \geq [50, 50, 30]Nombre d'équipes \leq 3Nombre de ponts \leq 2Réseau intégré \leq 2	62.59	
	Durée de réfection (sem)	= 38	-1
	Périodes d'amortissement (ans)	\geq [50, 50, 30]	-1
Contraintes	Nombre d'équipes	<u>≤</u> 3	-1
(satisfaite si égale - 1)	Nombre de ponts	≤ 2	-1
	Réseau intégré		-1
	Capacité retirée (MW)	≤ 700	-1
	Débours annuels (M\$)	≤ 250	67.65
	Moyenne IFMGr % 50 ans	-	3.20
Indiaas	Moyenne IFM % 50 ans	-	57.86
malces	Âge moyen du groupe (ans)	-	74
	Temps de résolution NOMAD (mn)	-	17.85



Figure 7.14 : Diagramme des retraits pour le problème III

Bien que moins de groupes soient compris dans le plan de 50 ans, l'indice IFM a augmenté de 40.3% (figure 7.15). La moyenne des indices IFM sur l'horizon des 50 ans a lui aussi progressé de 66%.



Figure 7.15 : Amélioration de l'objectif du problème III par le solveur NOMAD

7.3.6 Problème IV : Planification multicritère avec la stratégie SR0

L'objectif dans cette situation est de trouver un compromis entre la minimisation sur le long terme du coût total moyen par unité de temps de maintenance des 90 groupes et la maximisation de la fiabilité moyenne des groupes en exploitation par période de retrait. Les deux objectifs sont donnés dans la section 6.2. Les taux de défaillance utilisés sont les taux de défaillance estimés par la méthode directe. La stratégie de maintenance pour tous les composants est la stratégie SR0.

Le solveur BIMADS de NOMAD est lancé avec la meilleure solution du problème I, scénario 1 comme plan de départ. Le front Pareto obtenu est tracé sur la figure 7.16 et représente les points de compromis entre les deux objectifs. Chaque point correspond à un plan Pareto-optimal.



Figure 7.16 : Front Pareto-optimal pour le problème IV

La variation des coûts de maintenance sur le front Pareto est très faible et n'est que l'ordre du dollar par heure. Le plan Pareto-optimal le plus intéressant est celui représenté sur la figure 7.16 correspondant au plan avec le meilleur indice IFM. Le diagramme et les caractéristiques du plan sont donnés dans la figure 7.17, le tableau 7.14 et le tableau 7.24 en annexe 1.

Problème IV		Valeur cible	Valeur obtenue
Objectifs	$J(\tau)$ (k\$/h)	Min	7.577
	$R(\tau)$ (%)	Max	60.55
	Durée de réfection (sem)	= 38	-1
	Périodes d'amortissement (ans)	\geq [50, 50, 30]	-1
Contraintes	Nombre d'équipes	≤ 3	-1
(satisfaite si	Nombre de ponts	≤ 2	-1
égale -1)	Réseau intégré		-1
	Capacité retirée (MW)	≤ 700	-1
	Débours annuels (M\$)	≤ 250	66.38
	Moyenne IFMGr % 50 ans	-	8.76
Indices	Moyenne IFM % 50 ans	-	51.50
	Âge moyen du groupe (ans)	-	68
	Temps de résolution NOMAD (mn)	-	30.03

Tableau 7.14 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème IV



Figure 7.17 : Diagramme des retraits Pareto-optimal pour le problème IV

7.4 Planification avec la stratégie SRI

Dans ce problème, l'objectif est de minimiser sur le long terme le coût total moyen par unité de temps de maintenance des 90 groupes pour lesquels une stratégie de réparation du type SRI est appliquée à tous les composants. Les taux de défaillance utilisés sont les taux de défaillance correspondants à des lois de Weibull de paramètres d'échelle η et de forme β . Des lois sont attribuées à chaque type de composant (alternateur, turbine et SE) et pour les différentes centrales. Le rapport c_i^p/c_i^m est pris égal à 200 (représentant 50,000\$ pour une réparation sur un alternateur par exemple).

7.4.1 Plan de départ

La solution infaisable correspondant aux périodicités d'amortissement les plus grandes des composants des groupes, est utilisée comme point de départ.

7.4.2 Problème V : Minimisation des coûts de réparation

La résolution avec le solveur Lindo API v5.0 du problème II a produit une première solution localement optimale qui est relancée avec le solveur NOMAD. Le plan de la figure 7.18 et tableau 7.25 en annexe 1 est obtenu. Ce plan a les caractéristiques suivantes :

Problème V		Valeur cible	Valeur obtenue
Objectifs	$J(\boldsymbol{\tau})$ (k\$/h)	Min	4.050
	$R(\tau)$ (%)	-	27.77
	Durée de réfection (sem)	= 38	-1
	Périodes d'amortissement (ans)	\geq [50, 50, 30]	-1
Contraintes	Nombre d'équipes	≤ 3	-1
(satisfaite si	Nombre de ponts	≤ 2	-1
égale -1)	Réseau intégré		-1
	Capacité retirée (MW)	≤ 700	-1
	Débours annuels (M\$)	≤ 250	35.48
	Moyenne IFMGr % 50 ans	-	0.00
Indices	Moyenne IFM % 50 ans	-	1.19
	Âge moyen du groupe (ans)	-	70
	Temps de résolution NOMAD (mn)	-	12.98

Tableau 7.15 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème V



Figure 7.18 : Diagramme des retraits pour le problème V

Les coûts de maintenance moyens avec la stratégie SRI sont plus faibles comparativement aux plans générés avec la stratégie SR0. Les réparations sont privilégiées et les remplacements n'interviennent qu'après une longue période d'exploitation (70 ans en moyenne). Cela se traduit par un indice IFM très faible des groupes en tout temps.

7.4.3 Problème VI : Planification multicritère avec la stratégie SRI

La stratégie de maintenance appliquée à tous les composants étant la stratégie de réparation SRI, l'objectif dans ce problème est de trouver aussi un compromis entre la minimisation sur le long terme du coût total moyen par unité de temps de réparation des 90 groupes et la maximisation de la fiabilité moyenne des groupes en exploitation par période de retrait.

Le solveur BIMADS de NOMAD est lancé avec la meilleure solution du problème V. Le front Pareto de la figure 7.19 est obtenu.



Figure 7.19 : Front Pareto-Optimal pour le problème VI

La variation des coûts de réparation et de l'indice IFM est respectivement de 21\$/h et de 4.28% entre les points extrêmes du front. Le plan avec le meilleur indice de fiabilité est donné dans le tableau 7.16, et tableau 7.26 en annexe 1, et la figure 7.20. Le potentiel d'un groupe est utilisé au maximum de sorte que la moyenne des indices IFM soit aussi très faible.

	Problème VI	Valeur cible	Valeur obtenue
Objectifs	$J(\tau)$ (k\$/h)	Min	3.680
	$R(\tau)$ (%)	Max	10.86
	Durée de réfection (sem)	= 38	-1
	Périodes d'amortissement (ans)	\geq [50, 50, 30]	-1
Contraintes	Nombre d'équipes	≤ 3	-1
(satisfaite si	Nombre de ponts	≤ 2	-1
égale -1)	Réseau intégré		-1
	Capacité retirée (MW)	≤ 700	-1
	Débours annuels (M\$)	≤ 250	32.23
	Moyenne IFMGr % 50 ans	-	0.00
Indiana	Moyenne IFM % 50 ans	-	0.54
multes	Âge moyen du groupe (ans)	-	94
	Temps de résolution NOMAD (mn)	-	15.83

Tableau 7.16 : Caractéristiques du plan de retraits pour le problème VI



Figure 7.20 : Diagramme des retraits pour le problème VI

7.5 Discussion

La résolution des problèmes proposés dans ce chapitre a montré les diverses possibilités d'analyse offertes par les modèles ainsi que les limites imposés par les algorithmes en terme de recherche d'un plan optimal pour effectuer les retraits des groupes TA. D'abord, des plans de retraits à un seul critère de décision ont été calculés. L'analyse des plans correspondant à 2 scénarios d'exploitation des groupes TA ont montré les effets sur l'état des groupes et les budgets annuels de maintenance. Ensuite, en utilisant une stratégie de réparation au lieu d'une stratégie de remplacement, ces mêmes effets ont été calculés. L'observation principale est que l'application d'une stratégie de réparation, bien qu'elle diminue les coûts annuels de maintenance de moitié, réduit l'état global des groupes de six fois.

Finalement, des plans avec 2 critères de décisions ont été générés dans les mêmes contextes.

Bien que la librairie Lindo trouve toujours un plan réalisable même en partant d'un plan infaisable, cette solution est toujours un optimum local. Ces plans sont souvent améliorés par l'algorithme NOMAD mais au prix d'un grand nombre d'évaluations de fonctions (tableau 7.17).

	Optimisation	Solveur	Stratégie	Scénario	Faisable	Obj. 1 (k\$/h)	Obj. 2 (%)	Âge moyen (ans)	IFMGR (%)	IFM (%)
Depart	-		SR0	1	non	7.712	66.79	50	26.60	66.79
וחת	min ohi 1	Lindo	SR0	1	oui	7.709	45.68	81	3.20	35.71
F DI	nimi obj. 1	Nomad	SR0	1	oui	7.566	59.74	66	9.82	57.52
DDII	min ohi 1	Lindo	SR0	2	oui	9.799	38.36	71	0.97	31.69
PBII	niii ooj. 1	Nomad	SR0	2	oui	9.562	52.35	55	10.58	52.35
DDIII	max obj. 2	Lindo	SR0	1	oui	7.752	44.61	88	1.19	34.84
FDIII		Nomad	SR0	1	oui	7.723	62.59	74	3.20	57.86
PBIV	min obj. 1 max obj. 2	Nomad	SR0	1	oui	7.577	60.55	68	8.76	51.50
DDV	min ohi 1	Lindo	SRI	1	oui	3.769	4.38	90	0.00	0.60
1 DV	niin ooj. 1	Nomad	SRI	1	oui	4.050	27.77	70	0.00	1.19
PBVI	min obj. 1 max obj. 2	Nomad	SRI	1	oui	3.680	10.86	94	0.00	0.54

Tableau 7.17 : Récapitulatif des caractéristiques des plans de retraits

CONCLUSION

Dans cette thèse de doctorat, une nouvelle méthodologie de planification de la maintenance d'un parc de turbines-alternateurs a été présentée et testée afin d'offrir un outil d'aide à la décision aux gestionnaires de la maintenance des centrales hydro-électriques leur permettant d'obtenir une vue globale de l'état de leur matériel, et d'offrir les meilleures avenues pour la réalisation des retraits de leurs actifs à partir du choix du mode de réalisation des activités de maintenance.

Supporté par un ensemble de données industrielles d'un échantillon de groupes turbinesalternateurs d'un réseau de production existant, une de nos contributions est la formulation du problème de la planification de la maintenance d'un parc de machines complexes en s'appuyant sur la programmation mathématique non linéaire.

Ce problème est complexe à plusieurs niveaux. D'abord, le groupe est une structure comportant des centaines de composants dont la technologie, l'environnement et les fonctions diffèrent énormément. Un choix de décomposition a été proposé et trois organes les plus significatifs ont été retenus pour la planification.

Ensuite, les intrants dans la prise de décision des retraits étant aussi très nombreux, la conception du programme mathématique a été centrée sur les intrants en lien avec la maintenance uniquement. Deux modèles de base pour la planification ont été construits : le premier utilise les données sur les historiques de fonctionnement pour décrire les taux de défaillance des composants en tenant compte des scénarios de production des groupes, et des réparations effectuées sur les composants et le second traduit une mesure quantitative du mode de réalisation des opérations de maintenance. C'est la stratégie de maintenance des composants qui permet d'évaluer l'opportunité du retrait dans une période donnée. Les rénovations étant par contre réalisées au niveau du groupe, une autre contribution a été de proposer une méthode d'agrégation des modèles pour ressortir l'opportunité de retrait d'un groupe à une période donnée.

Le programme mathématique de planification a été conçu dans le but d'évaluer plusieurs fonctions selon les choix des stratégies de maintenance des composants et ceci sous diverses catégories de contraintes technologiques, économiques et de ressources humaines. Des problèmes à un objectif et biobjectif ont été implémentés et résolus avec succès en tenant compte dans une des situations, de profils de production réels et dans une autre de la modification importante de la

charge sur les groupes. Une autre contribution a été de montrer une autre utilisation possible du modèle des taux de défaillance proportionnels pour faire cette fois-ci des prévisions de l'accélération de la dégradation.

Pour décrire la « performance » d'un plan, un ensemble d'indices calculés à partir des fonctions de fiabilité ont été proposés afin de réaliser des comparaisons. Nous les avons utilisés pour explorer des moyens d'améliorer la performance d'un plan en modifiant l'état d'une des contraintes. Dans une situation donnée, nous avons montré comment chercher un meilleur indice de fiabilité des groupes restants en exploitation en ajoutant plus de ressources pour la maintenance.

Enfin, il ressort aussi que les stratégies de maintenance influent de façon significative sur les budgets annuels de maintenance calculés à partir du coût moyen par unité de temps. Ces montants sont moindres avec une stratégie de réparation mais cela se fait au détriment de la fiabilité globale des groupes restant en exploitation. Un bon compromis entre ces deux objectifs est obtenu en utilisant une stratégie de remplacement des composants basée sur l'âge.

Bien que cette méthodologie ait été appliquée à la planification des retraits d'un échantillon de 90 groupes sur un horizon de 50 ans, il est bien évident que les développements proposés ici et les résultats obtenus montrent clairement la faisabilité d'un tel programme pour l'ensemble de tous les groupes du réseau hydroélectrique. Le système d'information de la planification développé spécifiquement pour résoudre ce type de problème n'est limité que par la capacité des solveurs non linéaires. La conception modulaire est facilement reproductible sur l'ensemble de tous les groupes d'un parc de production. Bien évidement, le temps de résolution dépendra des moyens informatiques déployés.

Des hypothèses non contraignantes et des choix de modélisation ont été pris afin de pouvoir compléter le développement et le test de cette méthodologie. L'effet de ces hypothèses et les choix de modélisation sur la production des plans de retraits optimaux devraient être examinées dans un développement futur.

Le déploiement industriel de ce projet de recherche est entrepris à l'initiative de l'unité Fiabilité et performance, de l'entreprise Hydro-Québec pour disposer d'un système d'information pour la planification sur le long terme des retraits majeurs pour l'ensemble des groupes du parc. Les axes de développements suivants sont considérés :

- Les modèles des taux de défaillance sont conçus sur des données statistiques. L'élaboration de modèles de vieillissement plus performants conçus sur l'étude des phénomènes physico-chimiques ayant lieu dans l'isolation statorique sous l'action de la chaleur et des tensions électriques ou bien la propagation des fissures et la cavitation prenant place dans les turbines permettraient une meilleure appréciation de la durée de vie des 3 composants majeurs d'un groupe et ainsi permettraient de mieux prédire l'état d'un groupe sur l'horizon de planification ;
- Seules les stratégies SR0 et SRI ont été implémentée dans ce projet. Pour la stratégie basée sur le processus d'âge virtuel, nous avons proposé une contribution concernant les développements mathématiques nécessaires pour le calcul de l'âge virtuel d'un système série. L'analyse en profondeur de l'influence des réparations sur les durées de vie pour déterminer les taux de rajeunissement nécessitent des données précises et détaillées par composants. Bien qu'une formulation du taux de rajeunissement existe dans la littérature pour des turbines, un travail similaire pourrait être entrepris pour les alternateurs les systèmes d'excitation ;
- Les coûts utilisés pour évaluer les stratégies de maintenance influent de façon importante sur les fonctions objectifs utilisées dans la planification. Sur l'avis des responsables actuels de la planification, des coûts réels moyens ont été utilisés. Mais un travail rationnel sur la structure des coûts de maintenance devrait être complété à ce sujet. Les coûts de démontage ont été négligés dans les calculs par exemple. L'avis des experts en rénovation devrait être considéré à ce niveau afin de mieux estimer les coûts pour accéder à un organe défaillant ;
- Concernant le modèle de planification, certaines contraintes ont été formulées dans la description des contraintes mais elles n'ont pas été implémentées lors de l'optimisation faute de données suffisantes. C'est le cas par exemple de la satisfaction de la demande en énergie électrique. L'information sur la charge dévolue à une centrale n'était pas disponible au moment de la résolution des problèmes du chapitre 6. De plus, cette contrainte est liée au réseau dans sa globalité et aux stratégies d'opération qui dépassent l'échantillon des 90 groupes considérés ;

Finalement, concernant le système d'information, beaucoup de travail reste à faire au niveau de l'intégration aux systèmes existants. Il s'agit du partage des données historiques, la conception de modules de saisie des paramètres du modèles de planification, d'affichage et surtout un module d'aide à la décision présentant tous les critères de choix pour la génération d'un plan de retraits optimal.

BIBLIOGRAPHIE

- Abdel-Hameed, M. S. (1986). Optimum Replacement of a System Subject to Shocks. *Journal of Applied Probability*, 23(1), 107-114.
- Abramson, M. A., Audet, C., Couture, G., Dennis, J. E. J., & Le Digabel, S. (2009). NOMAD A Black Box Optimization Software.
- Abramson, M. A., Audet, C., & Dennis, J. E., Jr. (2006). Nonlinear programming by mesh adaptive direct searches. In S. I. O. Views-and-News (Ed.).
- Amjady, N., & Ehsan, M. (1999). Evaluation of power systems reliability by an artificial neural network. *IEEE Transactions on Power Systems*, 14(1), 287-292.
- Andersen, P., & Gill, R. (1982). Cox's regression model for counting processes, a large sample study. *Annals of Statistics*, 10, 1100-1120.
- Anon. (2003). *Rapport annuel L'état des équipements de production*: Association Canadienne de l'électricité.
- Assaf, D., & Shanthikumar, G. (1987). Optimal group maintenance policies with continuous and periodic inspections. *Management Science*, *33*(11), 1440-1452.
- Audet, C., Béchard, V., & Le Digabel, S. (2008a). Nonsmooth optimization through Mesh Adaptive Direct Search and Variable Neighborhood Search. *Journal of Global Optimization*, 41(2), 299-318.
- Audet, C., & Dennis, J. E. J. (2002). Analysis of generalized pattern searches. SIAM journal on optimization, 13(3), 889-903 (electronic) (2003).

- Audet, C., & Dennis, J. E. J. (2006). Mesh Adaptative Direct Search Algorithms for Constrained Optimization. *SIAM journal on optimization*, *17*(1), 188-217.
- Audet, C., & Dennis, J. E. J. (2009). A progressive barrier for derivative-free nonlinear programming. SIAM journal on optimization, 20(1), 445-472.
- Audet, C., Savard, G., & Zghal, W. (2008b). Multiobjective Optimization Through a Series of Single-Objective Formulations. SIAM Journal on Optimization, 19(1), 188-210.
- Aven, T., & Jensen, U. (1999). Stochastic Models in Reliability. New York: Springer.
- Bajic, B. (2003). Cavitation diagnostics and monitoring. *International Water Power and Dam Construction*, 55(2), 32-35.
- Barlow, R. E., & Hunter. (1960). Optimal preventive maintenance policies. *Operation research*, *8*, 90-100.
- Barlow, R. E., & Proschan, F. (1967). Mathematical theory of reliability. New York: Wiley.
- Barlow, R. E., Proschan, F., & Hunter, L. C. (1996). Mathematical theory of reliability. Philadelphia: SIAM.
- Barros, A., Grall, A., & Berenguer, C. (2002). Maintenance policies for a two-units system: A comparative study. *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering*, 9(2), 127-149.
- Benders, J. F. (1962). Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems. *Numerische Mathematik, 4*, 238-252.
- Bergman, B. (1980). On the optimality of stationary replacement strategies. 17(1. Mar), 178-186.

- Billinton, R., & Allan, R. N. (1984). Reliability evaluation of power systems. In N. A. Roy Billinton and Ronald (éd.). New York: Plenum Press.
- Billinton, R., Chen, H., & Zhou, J. (1997). Generalized n+2 state system Markov model for station-oriented reliability evaluation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 12(4), 1511-1517.
- Black, M., Brint, A. T., & Brailsford, J. R. (2005). A semi-Markov approach for modelling asset deterioration. *Journal of the Operational Research Society*, *56*(11), 1241-1249.
- Block, H. W., Borges, W. S., & Savits, T. H. (1988). A general age replacement model with minimal repair. *Naval Research Logistics*, *35*(5), 365-372.
- Bono, R., Alexander, R., Dorman, A., Kim, Y.-J., & Reisdorf, J. (2004). Analyzing reliability A simple yet rigorous approach. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 40(4), 950-957.
- Brémaud, P. (1981). Point Processes and Queues, Martingales Dynamics. New York: Springer.
- Breslow, N. E. (1974). Analysis of Survival Data under the Proportional Hazards Model. International Statistical Review, 43(1), 13.
- Brown, R. E., Frimpong, G., & Willis, H. L. (2004). Failure rate modeling using equipment inspection data. *IEEE Transactions on Power Systems*, 19(2), 782-787.
- Chan, G. K., & Asgarpoor, S. (2006). Optimum maintenance policy with Markov processes. *Electric Power Systems Research*, 76(6-7), 452-456.
- Chattopadhyay, D. (1998). Practical maintenance scheduling program: mathematical model and case study. *IEEE Transactions on Power Systems*, *13*(4), 1475-1480.

- Chen, L.-N., & Toyoda, J. (1988). New approach to maintenance scheduling based on incremental reliability. *Electrical Engineering in Japan (English translation of Denki Gakkai Ronbunshi)*, 108(3), 55-63.
- Chen, Z., & Zheng, S. (2005). Lifetime distribution based degradation analysis. *IEEE Transactions on Reliability*, 54(1), 3-10.
- Chhikara, R. S. F. J. L. (1989). The inverse Gaussian Distribution. New York.
- Chiodo, E., & Mazzanti, G. (2006). Bayesian reliability estimation based on a weibull stressstrength model for aged power system components subjected to voltage surges. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 13(4), 935-937.
- Cho, D. I., & Parlar, M. (1991). A survey of maintenance models for multi-unit systems. European Journal of Operational Research, 51(1), 1-23.

Clarke, F. H. (1990). Optimization and Nonsmooth Analysis. Philadelphia.

- Codegear. (2009a). *CodeGear™ RAD Studio 2009* Version 12.0.3170.16989 [Delphi® 2009, C++Builder® 2009, UML Modeling,]: Embarcadero Technologies, Inc.
- Codegear. (2009b). Interbase SMP Version 9.0.2.369 [SQL Server]: Embarcadero Technologies. Inc.
- Coolen, F. P. A., & Dekker, R. (1995). Analysis of a 2-phase model for optimization of condition-monitoring intervals. *IEEE Transactions on Reliability*, 44(3), 505-511.
- Cox, D. R., & Oakes, D. (1984). Analysis of Survival Data. Cambridge: Chapman and Hall Ltd.

Dagpunar, J. S. (1996). A maintenance model with opportunities and interrupt replacement options. *Journal of the Operational Research Society*, *47*(11), 1406-1409.

Multiobjective Optimization: History and Promise. Kanazawa, Japan. (2004).

- Dekker, R. (1996). Applications of maintenance optimization models: a review and analysis. *Reliability Engineering & System Safety, 51*(3), 229-240.
- Dekker, R., & Roelvink, I. F. K. (1995). Marginal cost criteria for preventive replacement of a group of components. *European Journal of Operational Research*, *84*(2), 467-480.
- Dekker, R., & Smeitink, E. (1991). Opportunity-based block replacement. *European Journal of Operational Research*, 53(1), 46-63.
- Dekker, R., Wildeman, E. R., & Van Der Duyn Schouten, A. F. (1997). A Review of Multi-Component Maintenance Models with Econoic Dependance. *Mathematical Methods of Operations Research*, 45(3), 411-435.
- Dohi, T., Matsushima, N., Kaio, N., & Osaki, S. (1997). Nonparametric repair-limit replacement policies with imperfect repair. *European Journal of Operational Research*, 96(2), 260-273.
- Dopazo, J. F., & Merrill, H. M. (1975). Optimal Generator Maintenance Scheduling using Integer Programming. *PAS-94*(5), 1545-1537.
- Duchesne, T., & Lawless, J. (2000). Alternative time scales and failure time models. *Lifetime Data Analysis*, 6(2), 157-179.
- Duchesne, T., & Lawless, J. (2002). Semiparametric inference methods for general time scale models. *Lifetime Data Analysis, 8*(3), 263-276.

Ebrahimi, N. (2006). System reliability based on system wear. Stochastic Models, 22(1), 21-36.

- Farewell, V. T., & Cox, D. R. (1979). A Note on Multiple Time Scales in Life Testing. Applied Statistics, 28(1), 2.
- Finkelstein, M. S. (2004). Alternative time scales for systems with random usage. *IEEE Transactions on Reliability*, 53(2), 261-264.
- Frickenstein, S. G., & Whitaker, L. R. (2003). Age Replacement Policies in Two Time Scales. *Naval Research Logistics*, *50*(6), 592-613.
- Gallestey, E., Stothert, A., Antoine, M., & Morton, S. (2002). Model predictive control and the optimization of power plant load while considering lifetime consumption. *IEEE Transactions on Power Systems*, 17(1), 186-191.
- Garver, L. L. (1963). Power generation scheduling by integer programming -- Development of theory. *AIEE -- Transactions: Power Apparatus and Systems*, *81*(Part 3, 64), 730-735.
- Garver, L. L. (1972). Adjusting Maintenance Schedules to Levelize Risk. PAS-91(5), 2063-2057.
- Gasmi, S., Love, C. E., & Kahle, W. (2003). A general repair, proportional-hazards, framework to model complex repairable systems. *IEEE Transactions on Reliability*, *52*(1), 26-32.
- Gertsbakh, I. B., & Kordonsky, K. B. (1997). Choice of the best time scale for preventive maintenance in heterogeneous environments. *European Journal of Operational Research*, 98(1), 64-74.

- Gertsbakh, I. B., & Kordonsky, K. B. (1998). Parallel time scales and two-dimensional manufacturer and individual customer warranties. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 30(12), 1181-1189.
- Goyal, S. K., & Kusy, M. I. (1985). Determining economic maintenance frequency for a family of machines. *Journal of the Operational Research Society*, *36*(12), 1125-1128.
- Grall, A., Dieulle, L., Berenguer, C., & Roussignol, M. (2006). Asymptotic failure rate of a continuously monitored system. *Reliability Engineering and System Safety*, 91(2), 126-130.
- Grambsch, P., & Therneau, T. (1994). Proportional hazards tests and diagnostics based on weighted residuals. *Biometrika*, *81*(3), 515-526.
- Gupta, A., & Lawsirirat, C. (2006). Strategically optimum maintenance of monitoring-enabled multi-component systems using continuous-time jump deterioration models. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 12(3), 306-329.
- Haraldsson, P. (2004). Approaching complexity within a hydro power plant. *Singapore* (Vol. 2, pp. 1345-1350)Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., New York, NY 10016-5997, United States.
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (1999). Applied Survival Analysis: Regression Modeling of Time to Event Data: John Wiley & Sons, Inc.
- Jansen, J., & Van Der Duyn Schouten, F. (1995). Maintenance optimization on parallel production units. *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry, 6*(1), 113-113.

- Jayabalan, V., & Chaudhuri, D. (1992). Optimal maintenance. Replacement policy under imperfect maintenance. *Reliability Engineering and System Safety*, *36*(2), 165-169.
- Jhang, J.-P., & Sheu, S.-H. (2000). Optimal age and block replacement policies for a multicomponent system with failure interaction. *International Journal of Systems Science*, 31(5), 593-603.
- Jiang, R., & Jardine, A. K. S. (2005). Two optimization models of the optimum inspection problem. *Journal of the Operational Research Society*, *56*(10), 1176-1183.
- Jones, D. R., Perttunen, C. D., & Stuckman, B. E. (1993). Lipschitzian optimization without the Lipschitz constant. *Journal of Optimization Theory and Applications*, *79*(1), 157-181.
- Kahle, W. (2007). Optimal maintenance policies in incomplete repair models. *Recent Adances in Theory and Applications of Stochastic Point Process Models in Reliability Engineering: Reliability Engineering and System Safety*, 92(5), 563-565.
- Kalbfleisch, J. D., & Prentice, R. L. (1981). Estimation of the average hazard ratio. *Biometrika*, 68(1), 105-112.
- Kececioglu, D., & Sun, F.-B. (1995). General discrete-time dynamic programming model for the opportunistic replacement policy and its application to ball-bearing systems. *Reliability Engineering & System Safety*, 47(3), 175-185.
- Kiessler, P. C., Klutke, G. A., & Yoonjung, Y. (2002). Availability of periodically inspected systems subject to Markovian degradation. *Journal of Applied Probability*, 39(4), 700-711.

- Kijima, M., Morimura, H., & Suzuki, Y. (1988). Periodical replacement problem without assuming minimal repair. *European Journal of Operational Research*, *37*(2), 194-203.
- Kijima, M., & Nakagawa, T. (1992). Replacement policies of a shock model with imperfect preventive maintenance. *European Journal of Operational Research*, 57(1. Feb 25), 100-110.
- Kim, H., Hayashi, Y., & Nara, K. (1995). Performance of hybridized algorithm of GA SA and TS for thermal unit maintenance scheduling. *Perth, Aust* (Vol. 1, pp. 114-119)IEEE, Piscataway, NJ, USA.
- Kim, H., Hayashi, Y., & Nara, K. (1997). Algorithm for thermal unit maintenance scheduling through combined use of GA SA and TS. *IEEE Transactions on Power Systems*, 12(1), 329-335.
- Klutke, G.-A., & Yang, Y. (2002). The availability of inspected systems subject to shocks and graceful degradation. *IEEE Transactions on Reliability*, *51*(3), 371-374.
- Kordonsky, K. B., & Gertsbakh, I. B. (1993). Choice of the best time scale for system reliability analysis. *European Journal of Operational Research*, 65(2), 235-246.
- Kordonsky, K. B., & Gertsbakh, I. B. (1995). System state monitoring and lifetime scales I. *Reliability Engineering & System Safety*, 47(1), 1-14.
- Koshimae, H., Dohi, T., Kaio, N., & Osaki, S. (1996). Graphical/statistical approach to repair limit replacement problem. *Journal of the Operations Research Society of Japan, 39*(2), 230-246.
- Kralj, B. L., & Petrovic, R. (1988). Optimal Preventive Maintenance Scheduling of Thermal Generating Units in Power Systems: A Survey of Problem Formulations and Solution Methods. *European Journal of Operational Research*, 35(1), 1-15.
- Krishnasamy, L., Khan, F., & Haddara, M. (2005). Development of a risk-based maintenance (RBM) strategy for a power-generating plant. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 18*(2), 69-81.
- Kumar, D. (2000). Maintenance Scheduling Using Monitored Parameter Values. Massachusetts: Kluwer Academic Publishers.
- Lam, C. T., & Yeh, R. H. (1994). Optimal replacement policies for multistate deteriorating systems. *Naval Research Logistics*, *41*(3), 303-315.
- Legat, V., Zaludova, A. H., Cervenka, V., & Jurca, V. (1996). Contribution to optimization of preventive replacement. *Reliability Engineering and System Safety*, *51*(3), 259-266.
- Lie, C. H., & Chun, Y. H. (1986). An algorithm for preventive maintenance policy. *IEEE Transactions on Reliability*, *R-35*(1), 71-75.
- Lim, K. E., Baek, J. S., & Lee, E. Y. (2005). A random shock model for a continuously deteriorating system. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, *11*(3), 206-215.
- Liu, X. G., Makis, V., & Jardine, A. K. S. (1995). Replacement model with overhauls and repairs. *Naval Research Logistics*, *42*(7), 1063.
- Love, C. E., Rodger, A., & Blazenko, G. (1982). Repair limit policies for vehicle replacement. *INFOR. Canadian Journal of Operational Research and Information Processing*, 20(2-3), 226-236.

- Marwali, M. K. C., & Shahidehpour, S. M. (1998a). Deterministic approach to generation and transmission maintenance scheduling with network constraints. *Electric Power Systems Research*, 47(2), 101-113.
- Marwali, M. K. C., & Shahidehpour, S. M. (1998b). Integrated generation and transmission maintenance scheduling with network constraints. *IEEE Transactions on Power Systems*, 13(3), 1063-1068.
- Meeker, W. Q., & Escobar, L. A. (1998). Statistical methods for reliability data. New York: Wiley.
- Mohanta, D. K., Sadhu, P. K., & Chakrabarti, R. (2004). Fuzzy reliability evaluation of captive power plant maintenance scheduling incorporating uncertain forced outage rate and load representation. *Electric Power Systems Research*, *72*(1), 73-84.
- Mohseni, M. (2003). What does asset management mean to you? , *Dallas, TX, USA* (Vol. vol.3, pp. 962-964)IEEE.
- Montanari, G. C., Mazzanti, G., & Simoni, L. (2002). Progress in electrothermal life modeling of electrical insulation during the last decades. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 9(5), 730-745.
- Mukerji, R., Merrill, H. M., Erickson, B. W., Parker, J. H., & Friedman, R. E. (1991). Power plant maintenance scheduling: Optimizing economics and reliability. *IEEE Transactions* on Power Systems, 6(2), 476-483.
- Nakagawa, T. (1980a). Optimum inspection policies for a stand by unit. *Journal of operations research society of japan, 23*, 13-26.

- Nakagawa, T. (1980b). Replacement models with inspection and preventive maintenance. 20(4), 427-433.
- Nakagawa, T. (1984). Periodic inspection policy with preventive maintenance. *Naval Research Logistics Quarterly*, 31(1. Mar), 33-40.
- Nakagawa, T. (1986). Periodic and Sequential Preventive Maintenance Policies. *Journal of Applied Probability*, 23(2), 536-542.
- Nakagawa, T. (1988). Sequential imperfect preventive maintenance policies. *IEEE Transactions* on Reliability, 37(3), 295-298.
- Nakagawa, T., & Murthy, D. N. P. (1993). Optimal replacement policies for a two-unit system with failure interactions. *RAIRO Recherche Operationelle*, *27*(4), 427-438.
- Nara, K. (2000). State of the arts of the modern heuristics application to power systems. *Piscataway, NJ, USA* (Vol. vol.2, pp. 1279-1283)IEEE.
- Nemhauser, G. L., & Wolsey, L. A. (c1988). *Integer and combinatorial optimization*. New York ; Toronto Wiley.
- Newby, M. (1994). Perspective on Weibull proportional-hazards models. *IEEE Transactions on Reliability*, 43(2), 217-223.
- Nguyen, D. G., & Murthy, D. N. P. (1981). Optimal preventive maintenance policies for repairable systems. *Operations Research*, 29(6), 1181-1194.
- Ouhbi, B., & Limnios, N. (1997). Reliability estimation of semi-Markov systems: A case study. *Reliability Engineering & System Safety, 58*(3), 201-204.

- Özekici, S., & Nato. (1996). *Reliability and maintenance of complex systems*. Berlin, New York: Springer.
- Parker Jr, B. E., Ware, H. A., Wipf, D. P., Tompkins, W. R., Clark, B. R., Larson, E. C., et al. (2000). Fault diagnostics using statistical change detection in the bispectral domain. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14(4), 561-570.
- Pham, H. (2003). Handbook of Reliability Engineering.
- Pham, H., & Wang, H. (2000). Optimal (τ, T) opportunistic maintenance of a k-out-of-n:G system with imperfect PM and partial failure. *Naval Research Logistics*, *47*(3), 223-239.
- Powell, M. J. D. (1998). Direct search algorithms for optimization calculations. In Acta numerica, 1998 (7, pp. 287--336). Cambridge: Cambridge Univ. Press.
- Ritchken, P., & Wilson, J. G. (1990). (m,T) group maintenance policies. *Management Science*, *36*(5), 632-639.
- Ross, S. M. (1996). Stochastic processes. New York :: Wiley.
- Ross, S. M. (2000). Introduction to probability models. San Diego :: Harcourt/Academic Press.
- Ross, S. M. (2003). Introduction to probability models. San Diego, CA :: Academic Press.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2003). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (2^e éd.). Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- Sanabria, L. A., & Dillon, T. S. (1998). Power system reliability assessment suitable for a deregulated system via the method of cumulants. *International Journal of Electrical Power and Energy System, 20*(3), 203-211.

- Satoh, T., & Nara, K. (1991). Maintenance scheduling by using simulated annealing method. *IEEE Transactions on Power Systems, 6*(2), 850-857.
- Satow, T., & Nakagawa, T. (1997). Three replacement models with two kinds of damage. *Microelectronics and Reliability*, 37(6), 909-913.
- Satow, T., & Osaki, S. (2003). Optimal Replacement Policies for a Two-Unit System with Shock Damage Interaction. *Computers and Mathematics with Applications, 46*(7), 1129-1138.
- Schreiner, Z. (2004). Asset management optimization -a new approach to protection maintenance. *Amsterdam, Netherlands* (Vol. 1, pp. 289-294)Institution of Electrical Engineers, Stevenage, SG1 2AY, United Kingdom.
- Sculli, D., & Wu, S. Y. (1981). Block replacement for units whose components have Weibull life distributions. *Computers & amp; Operations Research*, 8(4), 295-302.
- Seo, J. H., & Bai, D. S. (2004). An optimal maintenance policy for a system under periodic overhaul. *Mathematical and Computer Modelling*, 39(4-5), 373-380.
- Shelokar, P. S., Jayaraman, V. K., & Kulkarni, B. D. (2002). Ant algorithm for single and multiobjective reliability optimization problems. *Quality and Reliability Engineering International*, 18(6), 497-514.
- Sherwin, D. (2000). A review of overall models for maintenance management. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, *6*(3), 138-164.
- Sheu, S.-H., Griffith, W. S., & Nakagawa, T. (1995). Extended optimal replacement model with random minimal repair costs. *European Journal of Operational Research*, *85*(3), 636-649.
- Sheu, S. H., Kuo, C. M., & Nakagawa, T. (1993). Extended optimal age replacement policy with minimal repair. *RAIRO Recherche Operationelle*, *27*(3), 337-351.

- Simoni, L. (1999). A general phenomenological life model for insulating materials under combined stresses. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 6(2), 250-258.
- Singpurwalla, N. D., & Wilson, S. P. (1998). Failure models indexed by two scales. *Advances in Applied Probability*, *30*(4), 1058-1072.
- Stephens, C. P., & Baritompa, W. (1998). Global optimization requires global information. Journal of Optimization Theory and Applications, 96(3), 575-588.
- Stinson, J. P., & Khumawala, B. M. (1987). The replacement of machines in a serially dependent multi-machine production system. *International Journal of Production Research*, 25(5), 677-688.
- Sun, D., Huang, T.-S., Li, G., Sun, F.-X., & Qing, B.-S. (2004). The fault tendency analysis of hydro-generator based on WNN. *Shanghai, China* (Vol. 5, pp. 3090-3094)Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.
- The-R-Development-Core-Team. (2008). *The R Project for Statistical Computing*: The R Foundation for Statistical Computing.
- Torczon, V. (1997). On the Convergence of Pattern Search Algorithms. *SIAM journal on optimization*, 07(1), 1-25.
- Valdez-Flores, C., & Feldman, R. M. (1989). A survey of preventive maintenance models for stochastically deteriorating single-unit systems. *Naval Research Logistics Quarterly*, 36, 419-446.

- Van Casteren, J. F. L., Bollen, M. H. J., & Schmieg, M. E. (2000). Reliability assessment in electrical power systems: the Weibull-Markov stochastic model. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 36(3), 911-915.
- Van Dijkhuizen, G., & Van Harten, A. (1997). Optimal clustering of frequency-constrained maintenance jobs with shared set-ups. *European Journal of Operational Research*, 99(3), 552-564.
- Vergin, R. C., & Scriabin, M. (1977). Maintenance scheduling for multicomponent equipment. *AIIE Transactions*, 9(3), 297-305.
- Wang, H. (2002). A survey of maintenance policies of deteriorating systems. *European Journal* of Operational Research, 139(3), 469-489.
- Wildeman, R. E., & Dekker, R. (1997). Dynamic influences in multi-component maintenance. *Quality and Reliability Engineering International, 13*(4), 199-207.
- Worm, J. M., & Van Harten, A. (1996). Model based decision support for planning of road maintenance. *Reliability Engineering and System Safety*, 51(3), 305-316.
- Yan, M., Yaowu, S., & Shuhua, W. (2000). Harmonic retrieval based on cross-high-order cumulant. *Piscataway, NJ, USA* (Vol. vol.1, pp. 512-518)IEEE.
- Yun, C., Chung, T. S., Yu, C. W., Chung, C. Y., Ming, Z., & Xin, S. (2004). Application of reliability-centered stochastic approach and FMECA to conditional maintenance of electric power plants in China. *Hong Kong, China* (Vol. 2, pp. 463-467)Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., New York, NY 10016-5997, United States.

- Yun, W. Y., & Bai, D. S. (1987). Cost limit replacement policy under imperfect repair. *Reliability Engineering*, 19(1), 23-28.
- Zhan, Y., Makis, V., & Jardine, A. K. S. (2003). Adaptive model for vibration monitoring of rotating machinery subject to random deterioration. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 9(4), 351-375.
- Zheng, X., & Fard, N. (1991). A maintenance policy for repairable systems based on opportunistic failure-rate tolerance. *IEEE Transactions on Reliability*, *40*(2), 237-244.
- Zuckerman, D. (1978). Optimal replacement policy for the case where damage process is a one sided Lévy process. *stochastic processes and their applications*, *7*, 141-151.
- Zurn, H. H., & Quintana, V. H. (1975). Generator maintenance scheduling via successive approximations dynamic programming. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, *PAS-92*(2), 665-671.

ANNEXE 1 PLANS DÉTAILLÉS POUR LES PROBLÈMES I À VI

Groupe	installation	T optimal (h)	T optimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C1 A01	1950-01-01	438000	50	0.04	2007-01-01	65.60
C1 A02	1950-01-01	438000	50	0.04	2007-01-01	65.60
C1 A03	1950-01-01	438000	50	0.04	2007-01-01	65.60
C1 A05	1950-01-01	438000	50	0.04	2007-01-01	65.60
C1 A06	1950-01-01	438000	50	0.04	2007-01-01	65.60
C2 A02	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A17	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A18	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A20	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A21	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A22	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A23	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A24	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A25	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A26	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A27	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A31	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A32	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A34	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A36	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A37	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C2 A38	1932-01-01	438000	50	29.52	2007-01-01	65.60
C6 A31	1975-01-01	438000	50	0.00	2024-12-19	46.37
C6 A32	1975-01-01	438000	50	0.00	2024-12-19	46.37
C6 A33	1975-01-01	438000	50	0.00	2024-12-19	46.37
C6 A34	1975-01-01	438000	50	0.00	2024-12-19	46.37
C6 A35	1975-01-01	438000	50	0.00	2024-12-19	46.37
C6 A36	1975-01-01	438000	50	0.00	2024-12-19	46.37
C2 A04	1978-02-07	438000	50	29.52	2028-01-26	58.17
C2 A03	1978-03-30	438000	50	29.52	2028-03-17	58.16
C4 A01	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A02	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A03	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A04	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A05	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A06	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A07	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A08	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91

Tableau 7.18 : Plan de départ détaillé avec la stratégie SR0

Groupe	installation	T optimal (h)	T optimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C4 A09	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A10	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A11	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A12	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A13	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A14	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A15	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C4 A16	1979-01-01	438000	50	29.32	2028-12-19	56.91
C5 A01	1982-01-01	438000	50	33.47	2031-12-20	80.49
C5 A02	1982-01-01	438000	50	33.47	2031-12-20	80.49
C5 A03	1982-01-01	438000	50	33.47	2031-12-20	80.49
C5 A04	1982-01-01	438000	50	33.47	2031-12-20	80.49
C5 A05	1982-01-01	438000	50	33.47	2031-12-20	80.49
C5 A06	1982-01-01	438000	50	33.47	2031-12-20	80.49
C5 A07	1982-01-01	438000	50	33.47	2031-12-20	80.49
C5 A08	1982-01-01	438000	50	33.47	2031-12-20	80.49
C5 A09	1982-01-01	438000	50	33.47	2031-12-20	80.49
C5 A10	1982-01-01	438000	50	33.47	2031-12-20	80.49
C5 A11	1982-01-01	438000	50	33.47	2031-12-20	80.49
C5 A12	1982-01-01	438000	50	33.47	2031-12-20	80.49
C2 A11	1990-03-22	438000	50	29.52	2040-03-09	72.65
C2 A13	1991-03-03	438000	50	29.52	2041-02-18	71.47
C2 A12	1992-02-24	438000	50	29.52	2042-02-11	70.67
C1 A04	1992-03-30	438000	50	0.04	2042-03-18	70.63
C2 A07	1992-07-21	438000	50	29.52	2042-07-09	70.28
C2 A10	1992-10-05	438000	50	29.52	2042-09-23	70.34
C2 A09	1993-08-16	438000	50	29.52	2043-08-04	73.67
C2 A08	1993-10-01	438000	50	29.52	2043-09-19	73.75
C3 A01	1994-01-01	438000	50	33.47	2043-12-20	73.66
C3 A02	1994-01-01	438000	50	33.47	2043-12-20	73.66
C3 A03	1994-01-01	438000	50	33.47	2043-12-20	73.66
C3 A04	1994-01-01	438000	50	33.47	2043-12-20	73.66
C3 A05	1994-01-01	438000	50	33.47	2043-12-20	73.66
C3 A06	1994-01-01	438000	50	33.47	2043-12-20	73.66
C3 A07	1994-01-01	438000	50	33.47	2043-12-20	73.66
C3 A08	1994-01-01	438000	50	33.47	2043-12-20	73.66
C3 A09	1994-01-01	438000	50	33.47	2043-12-20	73.66
C3 A10	1994-01-01	438000	50	33.47	2043-12-20	73.66
C3 A11	1994-01-01	438000	50	33.47	2043-12-20	73.66
C3 A12	1994-01-01	438000	50	33.47	2043-12-20	73.66

Tableau 7.18 : Plan de départ détaillé avec la stratégie SR0 (suite)

Groupe	installation	T optimal (h)	T optimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C2 A05	1994-09-13	438000	50	29.52	2044-08-31	75.85
C2 A06	1994-10-05	438000	50	29.52	2044-09-22	75.85
C2 A15	1995-08-21	438000	50	29.52	2045-08-08	74.73
C2 A28	1997-01-06	438000	50	29.52	2046-12-25	73.25
C2 A14	1997-12-05	438000	50	29.52	2047-11-23	72.26
C2 A33	1998-11-24	438000	50	29.52	2048-11-11	71.07
C2 A01	2000-01-12	438000	50	29.52	2049-12-30	69.82
C2 A19	2001-10-09	438000	50	29.52	2051-09-27	67.80
C2 A29	2003-01-03	438000	50	29.52	2052-12-21	66.58
C2 A16	2003-10-17	438000	50	29.52	2053-10-04	65.69
C2 A30	2005-03-09	438000	50	29.52	2055-02-25	64.14
C2 A35	2007-01-04	438000	50	29.52	2056-12-16	62.05

Tableau 7.18 : Plan de départ détaillé avec la stratégie SR0 (suite)

Groupe	installation	T optimal (h)	T optimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C2 A20	1932-01-01	579549	66.2	10.38	2007-01-01	61.08
C2 A31	1932-01-01	658225	75.1	4.37	2007-02-02	61.11
C2 A34	1932-01-01	667354	76.2	3.88	2008-02-17	60.13
C2 A32	1932-01-01	679206	77.5	3.31	2009-06-25	58.75
C2 A18	1932-01-01	694958	79.3	2.65	2011-04-12	56.75
C2 A26	1932-01-01	709390	81	2.14	2012-12-03	54.90
C2 A27	1932-01-01	723034	82.5	1.73	2014-06-25	53.13
C2 A24	1932-01-01	741295	84.6	1.27	2016-07-25	50.60
C2 A38	1932-01-01	756369	86.3	0.97	2018-04-14	48.68
C2 A02	1932-01-01	764788	87.3	0.83	2019-03-31	47.66
C2 A22	1932-01-01	770996	88	0.74	2019-12-14	46.98
C2 A17	1932-01-01	777301	88.7	0.66	2020-09-02	46.13
C2 A21	1932-01-01	793469	90.6	0.47	2022-07-08	43.95
C2 A23	1932-01-01	800865	91.4	0.40	2023-05-12	43.07
C2 A37	1932-01-01	804608	91.9	0.37	2023-10-15	42.79
C2 A36	1932-01-01	813126	92.8	0.31	2024-10-04	41.57
C2 A25	1932-01-01	822690	93.9	0.25	2025-11-06	40.31
C1 A06	1950-01-01	805049	91.9	0.00	2041-11-02	19.31
C1 A05	1950-01-01	824048	94.1	0.00	2044-01-03	17.90
C6 A32	1975-01-01	611118	69.8	0.00	2044-09-18	17.56
C4 A15	1979-01-01	576269	65.8	8.16	2044-09-27	18.92
C1 A03	1950-01-01	834319	95.2	0.00	2045-03-06	20.70
C1 A01	1950-01-01	846676	96.7	0.00	2046-08-03	19.81
C5 A02	1982-01-01	566417	64.7	13.00	2046-08-13	20.10
C1 A02	1950-01-01	854647	97.6	0.00	2047-07-01	20.48
C5 A09	1982-01-01	592112	67.6	10.03	2049-07-19	19.24
C6 A34	1975-01-01	662236	75.6	0.00	2050-07-19	19.77
C5 A07	1982-01-01	606622	69.2	8.55	2051-03-15	20.68
C5 A03	1982-01-01	609743	69.6	8.25	2051-07-23	21.62
C5 A06	1982-01-01	626572	71.5	6.75	2053-06-24	21.37
C4 A04	1979-01-01	664209	75.8	2.08	2054-10-09	22.07
C4 A11	1979-01-01	673512	76.9	1.74	2055-11-01	23.95
C4 A07	1979-01-01	685026	78.2	1.38	2057-02-22	25.75
C3 A03	1994-01-01	557601	63.7	14.13	2057-08-11	27.44

Tableau 7.19: Caractéristiques détaillées du plan de retrait du problème I

Groupe	installation	T optimal (h)	T optimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C1 A01	1950-01-01	360496	41.2	0.90	2007-01-01	61.37
C1 A02	1950-01-01	356751	40.7	1.02	2007-01-01	61.37
C2 A20	1932-01-01	579549	66.2	10.38	2007-01-01	61.37
C2 A34	1932-01-01	667354	76.2	3.88	2008-02-17	61.46
C1 A03	1950-01-01	510199	58.2	0.00	2008-03-15	61.50
C2 A23	1932-01-01	671217	76.6	3.69	2008-07-27	61.37
C1 A05	1950-01-01	516134	58.9	0.00	2008-11-17	61.10
C2 A37	1932-01-01	674960	77.1	3.51	2008-12-30	61.30
C2 A32	1932-01-01	679206	77.5	3.31	2009-06-25	61.23
C2 A36	1932-01-01	683478	78	3.12	2009-12-20	60.70
C1 A06	1950-01-01	526914	60.2	0.00	2010-02-09	60.85
C2 A18	1932-01-01	686855	78.4	2.98	2010-05-09	60.67
C2 A25	1932-01-01	693042	79.1	2.73	2011-01-22	60.23
C2 A21	1932-01-01	696233	79.5	2.60	2011-06-04	59.86
C2 A02	1932-01-01	699964	79.9	2.46	2011-11-07	59.60
C2 A22	1932-01-01	706172	80.6	2.25	2012-07-22	59.13
C2 A26	1932-01-01	709390	81	2.14	2012-12-03	58.75
C2 A31	1932-01-01	713283	81.4	2.01	2013-05-15	58.45
C2 A17	1932-01-01	721386	82.4	1.77	2014-04-17	57.65
C2 A27	1932-01-01	723034	82.5	1.73	2014-06-25	57.52
C2 A38	1932-01-01	729489	83.3	1.55	2015-03-21	56.77
C2 A24	1932-01-01	733192	83.7	1.46	2015-08-22	56.30
C4 A16	1979-01-01	409858	46.8	34.88	2025-10-03	41.21
C4 A05	1979-01-01	424772	48.5	31.91	2027-06-16	40.53
C4 A10	1979-01-01	444892	50.8	28.00	2029-10-02	39.15
C4 A06	1979-01-01	456564	52.1	25.81	2031-01-31	39.73
C4 A09	1979-01-01	463912	53	24.46	2031-12-03	40.31
C1 A04	1992-03-30	358530	40.9	0.96	2033-02-21	41.00
C4 A01	1979-01-01	478296	54.6	21.90	2033-07-25	40.69
C4 A07	1979-01-01	490554	56	19.81	2034-12-17	41.10
C4 A02	1979-01-01	507136	57.90	17.14	2036-11-07	41.01
C5 A06	1982-01-01	496924	56.7	23.12	2038-09-09	41.45
C4 A08	1979-01-01	524844	59.9	14.49	2038-11-15	42.19
C4 A04	1979-01-01	534561	61	13.14	2039-12-25	43.70
C5 A12	1982-01-01	509459	58.2	21.09	2040-02-13	46.06
C4 A11	1979-01-01	543864	62.1	11.91	2041-01-16	46.33
C5 A01	1982-01-01	524690	59.9	18.75	2041-11-09	47.41
C5 A09	1982-01-01	527288	60.2	18.36	2042-02-25	47.94
C5 A07	1982-01-01	541798	61.8	16.26	2043-10-22	48.87
C2 A03	1978-03-30	575532	65.7	10.78	2043-11-24	49.62

Tableau 7.20: Caractéristiques détaillées du plan amélioré des retraits du problème I

Groupe	installation	T optimal (h)	T optimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C4 A15	1979-01-01	576269	65.8	8.16	2044-09-27	49.75
C2 A04	1978-02-07	584462	66.7	9.90	2044-10-10	51.13
C6 A31	1975-01-01	614258	70.1	0.00	2045-01-27	51.58
C5 A04	1982-01-01	560758	64	13.72	2045-12-20	53.58
C6 A33	1975-01-01	624699	71.3	0.00	2046-04-07	54.03
C5 A02	1982-01-01	566417	64.7	13.00	2046-08-13	54.40
C5 A08	1982-01-01	569283	65	12.65	2046-12-11	55.46
C5 A03	1982-01-01	577331	65.9	11.69	2047-11-11	56.58
C4 A03	1979-01-01	605566	69.1	5.50	2048-01-30	58.80
C6 A36	1975-01-01	648459	74	0.00	2048-12-22	59.75
C5 A05	1982-01-01	587689	67.1	10.51	2049-01-16	60.35
C5 A10	1982-01-01	593903	67.8	9.84	2049-10-01	62.22
C6 A35	1975-01-01	660397	75.4	0.00	2050-05-03	62.12
C6 A34	1975-01-01	662236	75.6	0.00	2050-07-19	62.49
C6 A32	1975-01-01	672768	76.8	0.00	2051-10-01	63.45
C5 A11	1982-01-01	612641	69.9	7.97	2051-11-21	63.87
C4 A13	1979-01-01	650157	74.2	2.69	2053-03-02	64.39
C2 A11	1990-03-22	575532	65.7	10.78	2055-11-16	64.84
C4 A14	1979-01-01	676299	77.2	1.64	2056-02-25	66.06
C3 A01	1994-01-01	548869	62.7	15.29	2056-08-12	68.16
C3 A02	1994-01-01	550108	62.8	15.12	2056-10-03	69.04
C3 A05	1994-01-01	550866	62.9	15.02	2056-11-03	69.23
C3 A08	1994-01-01	551223	62.9	14.97	2056-11-18	70.04
C3 A09	1994-01-01	551223	62.9	14.97	2056-11-18	70.04
C3 A10	1994-01-01	551223	62.9	14.97	2056-11-18	70.04
C3 A07	1994-01-01	554498	63.3	14.53	2057-04-04	72.70
C3 A04	1994-01-01	554938	63.3	14.48	2057-04-22	72.90
C2 A12	1992-02-24	571954	65.3	11.14	2057-05-24	73.04
C3 A03	1994-01-01	557601	63.7	14.13	2057-08-11	73.04
C3 A12	1994-01-01	557805	63.7	14.10	2057-08-19	73.28
C2 A13	1991-03-03	583635	66.6	9.98	2057-09-30	73.97
C3 A06	1994-01-01	559661	63.9	13.86	2057-11-05	73.91

Tableau 7.20: Caractéristiques détaillées du plan amélioré des retraits du problème I (suite)

Groupe	installation	T optimal (h)	T optimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C1 A01	1950-01-01	327863	37.4	0.06	2007-01-01	54.80
C1 A02	1950-01-01	348425	39.8	0.01	2007-01-01	54.80
C2 A20	1932-01-01	578284	66	0.86	2007-01-01	54.80
C2 A34	1932-01-01	666826	76.1	0.04	2008-01-26	53.80
C2 A23	1932-01-01	670720	76.6	0.03	2008-07-06	53.15
C2 A36	1932-01-01	683074	78	0.02	2009-12-03	50.90
C2 A25	1932-01-01	692703	79.1	0.01	2011-01-08	49.35
C2 A18	1932-01-01	694631	79.3	0.01	2011-03-29	49.10
C2 A26	1932-01-01	709147	81	0.00	2012-11-23	46.25
C1 A05	1950-01-01	564716	64.5	0.00	2014-06-03	43.62
C1 A03	1950-01-01	574997	65.6	0.00	2015-08-06	41.97
C2 A31	1932-01-01	737469	84.2	0.00	2016-02-16	41.13
C2 A24	1932-01-01	741183	84.6	0.00	2016-07-20	40.48
C2 A02	1932-01-01	764732	87.3	0.00	2019-03-28	35.70
C1 A06	1950-01-01	607937	69.4	0.00	2019-05-09	35.70
C2 A22	1932-01-01	770950	88	0.00	2019-12-12	34.77
C2 A21	1932-01-01	793448	90.6	0.00	2022-07-07	30.11
C2 A37	1932-01-01	804595	91.8	0.00	2023-10-14	28.18
C2 A32	1932-01-01	808843	92.3	0.00	2024-04-08	27.54
C4 A05	1979-01-01	424384	48.4	10.50	2027-05-31	22.71
C2 A27	1932-01-01	852681	97.3	0.00	2029-04-09	22.07
C2 A17	1932-01-01	867240	99	0.00	2030-12-07	20.14
C2 A38	1932-01-01	867240	99	0.00	2030-12-07	20.14
C6 A34	1975-01-01	532171	60.8	0.00	2035-09-16	15.30
C2 A04	1978-02-07	519295	59.3	3.43	2037-05-05	15.53
C1 A04	1992-03-30	398849	45.5	0.00	2037-09-28	15.44
C4 A08	1979-01-01	516303	58.9	1.22	2037-11-24	15.64
C4 A04	1979-01-01	533036	60.8	0.70	2039-10-22	16.68
C4 A11	1979-01-01	542472	61.9	0.49	2040-11-19	18.57
C4 A15	1979-01-01	575347	65.7	0.12	2044-08-19	18.39
C6 A35	1975-01-01	619605	70.7	0.00	2045-09-06	20.52
C5 A02	1982-01-01	564839	64.5	0.80	2046-06-08	21.26
C2 A03	1978-03-30	606891	69.3	0.37	2047-06-23	22.42
C4 A03	1979-01-01	605002	69.1	0.02	2048-01-07	22.58
C3 A08	1994-01-01	477890	54.6	6.68	2048-07-08	24.78
C3 A10	1994-01-01	477890	54.6	6.68	2048-07-08	24.78
C5 A09	1982-01-01	590831	67.4	0.32	2049-05-26	25.55
C5 A07	1982-01-01	605530	69.1	0.18	2051-01-29	26.32
C5 A03	1982-01-01	608692	69.5	0.16	2051-06-10	27.46
C3 A06	1994-01-01	510584	58.3	3.44	2052-03-31	28.02

Tableau 7.21: Caractéristiques détaillées du plan des retraits du problème II

Groupe	installation	T optimal (h)	T optimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C5 A06	1982-01-01	625740	71.4	0.07	2053-05-20	28.38
C2 A33	1998-11-24	478035	54.6	7.12	2053-06-06	29.49
C2 A08	1993-10-01	537882	61.4	2.33	2055-02-09	28.58
C6 A31	1975-01-01	711457	81.2	0.00	2056-02-29	29.35
C4 A07	1979-01-01	684939	78.2	0.00	2057-02-19	31.48
C6 A33	1975-01-01	721910	82.4	0.00	2057-05-09	33.62
C3 A03	1994-01-01	555940	63.5	1.05	2057-06-03	34.70
C4 A12	1979-01-01	692455	79	0.00	2057-12-29	34.84

Tableau 7.21: Caractéristiques détaillées du plan des retraits du problème II (suite)

Tableau 7.22: Caractéristiques détaillées du plan amélioré des retraits du problème II

Groupe	installation	T optimal (h)	T optimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C1 A01	1950-01-01	251412	28.70	3.00	2007-01-01	54.80
C1 A03	1950-01-01	251412	28.70	3.00	2007-01-01	54.80
C2 A20	1932-01-01	416224	47.50	16.23	2007-01-01	54.80
C2 A34	1932-01-01	666826	76.10	0.04	2008-01-26	54.42
C1 A02	1950-01-01	510485	58.30	0.00	2008-03-27	54.28
C2 A23	1932-01-01	670720	76.60	0.03	2008-07-06	54.14
C1 A05	1950-01-01	516098	58.90	0.00	2008-11-16	53.63
C2 A37	1932-01-01	674947	77.00	0.03	2008-12-29	53.78
C2 A32	1932-01-01	679195	77.50	0.02	2009-06-24	53.24
C2 A36	1932-01-01	683074	78.00	0.02	2009-12-03	52.56
C1 A06	1950-01-01	526907	60.10	0.00	2010-02-09	52.55
C2 A25	1932-01-01	692703	79.10	0.01	2011-01-08	51.33
C2 A18	1932-01-01	694631	79.30	0.01	2011-03-29	51.06
C2 A02	1932-01-01	699908	79.90	0.01	2011-11-04	50.18
C4 A05	1979-01-01	294736	33.60	43.34	2012-08-15	48.99
C2 A26	1932-01-01	709147	81.00	0.00	2012-11-23	49.87
C4 A09	1979-01-01	309955	35.40	38.92	2014-05-11	47.74
C2 A27	1932-01-01	723033	82.50	0.00	2014-06-25	48.95
C2 A21	1932-01-01	728624	83.20	0.00	2015-02-13	47.89
C2 A31	1932-01-01	737469	84.20	0.00	2016-02-16	46.42
C2 A24	1932-01-01	741183	84.60	0.00	2016-07-20	45.78
C5 A11	1982-01-01	320925	36.60	40.45	2018-08-11	42.35
C4 A01	1979-01-01	348648	39.80	27.93	2018-10-10	42.98
C2 A22	1932-01-01	770950	88.00	0.00	2019-12-12	43.16
C4 A07	1979-01-01	360819	41.20	24.66	2020-02-29	42.97
C1 A04	1992-03-30	251412	28.70	3.00	2020-12-03	43.43
C5 A01	1982-01-01	348648	39.80	33.05	2021-10-10	42.86

Groupe	installation	T optimal (h)	T optimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C5 A03	1982-01-01	349396	39.90	32.86	2021-11-10	43.64
C6 A36	1975-01-01	413458	47.20	0.00	2022-03-02	44.69
C4 A08	1979-01-01	386655	44.10	18.24	2023-02-09	44.18
C5 A06	1982-01-01	366444	41.80	28.46	2023-10-21	45.30
C6 A34	1975-01-01	434935	49.70	0.00	2024-08-13	45.73
C4 A04	1979-01-01	403388	46.00	14.53	2025-01-06	45.95
C2 A03	1978-03-30	412419	47.10	16.93	2025-04-16	48.04
C4 A10	1979-01-01	412480	47.10	12.70	2026-01-20	47.74
C2 A04	1978-02-07	422059	48.20	15.19	2026-04-01	49.23
C6 A31	1975-01-01	452161	51.60	0.00	2026-08-01	48.85
C2 A17	1932-01-01	834828	95.30	0.00	2027-03-27	49.39
C2 A38	1932-01-01	834828	95.30	0.00	2027-03-27	49.39
C6 A33	1975-01-01	462614	52.80	0.00	2027-10-10	49.94
C4 A12	1979-01-01	433159	49.40	9.03	2028-05-31	49.67
C6 A32	1975-01-01	478296	54.60	0.00	2029-07-25	50.44
C5 A05	1982-01-01	425628	48.60	14.99	2030-07-22	50.35
C6 A35	1975-01-01	489957	55.90	0.00	2030-11-22	51.15
C5 A02	1982-01-01	435191	49.70	13.18	2031-08-24	50.60
C5 A12	1982-01-01	444625	50.80	11.52	2032-09-21	51.40
C4 A03	1979-01-01	475354	54.30	3.78	2033-03-24	51.28
C5 A09	1982-01-01	461183	52.60	8.91	2034-08-11	50.82
C4 A14	1979-01-01	498033	56.90	2.11	2035-10-25	51.53
C5 A07	1982-01-01	475882	54.30	6.92	2036-04-15	52.40
C3 A07	1994-01-01	375511	42.90	26.19	2036-11-02	53.19
C2 A11	1990-03-22	412419	47.10	16.93	2037-04-08	53.01
C3 A06	1994-01-01	380936	43.50	24.86	2037-06-16	52.84
C5 A08	1982-01-01	488247	55.70	5.49	2037-09-12	52.86
C2 A13	1991-03-03	412419	47.10	16.93	2038-03-20	53.10
C3 A03	1994-01-01	393880	45.00	21.78	2038-12-07	52.60
C2 A06	1994-10-05	387245	44.20	21.90	2038-12-08	53.06
C3 A08	1994-01-01	396860	45.30	21.10	2039-04-10	52.95
C3 A01	1994-01-01	401423	45.80	20.07	2039-10-17	52.64
C3 A02	1994-01-01	403479	46.10	19.61	2040-01-11	54.19
C2 A08	1993-10-01	408234	46.60	17.72	2040-04-26	54.84
C4 A11	1979-01-01	542472	61.90	0.49	2040-11-19	54.18
C3 A09	1994-01-01	412397	47.10	17.68	2041-01-17	55.21
C3 A10	1994-01-01	413066	47.20	17.54	2041-02-14	55.51
C2 A10	1992-10-05	428625	48.90	14.06	2041-08-28	55.57
C2 A12	1992-02-24	441223	50.40	12.03	2042-06-25	54.66
C3 A04	1994-01-01	425038	48.50	15.10	2042-06-27	54.81

Tableau 7.22: Caractéristiques détaillées du plan amélioré des retraits du problème II (suite)

Groupe	installation	T optimal (h)	T optimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C2 A15	1995-08-21	412419	47.10	16.93	2042-09-07	54.93
C2 A05	1994-09-13	427098	48.80	14.32	2043-06-03	54.45
C3 A11	1994-01-01	436480	49.80	12.95	2043-10-17	56.00
C2 A09	1993-08-16	444831	50.80	11.48	2044-05-14	55.66
C4 A15	1979-01-01	575347	65.70	0.12	2044-08-19	55.40
C3 A05	1994-01-01	444042	50.70	11.62	2044-08-27	56.61
C2 A14	1997-12-05	414133	47.30	16.62	2045-03-03	58.79
C5 A04	1982-01-01	560758	64.00	0.91	2045-12-20	57.84
C4 A16	1979-01-01	588124	67.10	0.06	2046-02-03	58.52
C2 A28	1997-01-06	436427	49.80	12.78	2046-10-20	58.60
C2 A07	1992-07-21	477243	54.50	7.21	2046-12-30	60.28
C2 A33	1998-11-24	429417	49.00	13.93	2047-11-19	59.73
C4 A02	1979-01-01	604372	69.00	0.03	2047-12-12	59.78
C3 A12	1994-01-01	475680	54.30	6.95	2048-04-07	60.43
C2 A19	2001-10-09	412419	47.10	16.93	2048-10-26	61.86
C2 A01	2000-01-12	432540	49.40	13.41	2049-05-16	61.16
C4 A06	1979-01-01	618592	70.60	0.01	2049-07-26	61.00
C2 A16	2003-10-17	412755	47.10	16.87	2050-11-17	60.43
C2 A30	2005-03-09	405069	46.20	18.32	2051-05-24	59.80
C2 A29	2003-01-03	437042	49.90	12.68	2052-11-11	57.91
C2 A35	2007-01-04	423103	48.30	15.01	2055-04-05	55.44
C5 A10	1982-01-01	642520	73.30	0.03	2055-04-19	55.54
C4 A13	1979-01-01	682569	77.90	0.00	2056-11-12	55.32

Tableau 7.22: Caractéristiques détaillées du plan amélioré des retraits du problème II (suite)

Groupe	installation	Toptimal (h)	Toptimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C1 A01	1950-01-01	219000	25	17.9	2007-01-01	61.33
C2 A24	1932-01-01	526588	60.1	16.38	2007-01-01	61.33
C2 A20	1932-01-01	659420	75.3	4.3	2007-03-23	61.58
C1 A03	1950-01-01	510333	58.3	0	2008-03-20	61.09
C2 A02	1932-01-01	671186	76.6	3.69	2008-07-26	60.79
C1 A02	1950-01-01	516001	58.9	0	2008-11-12	60.78
C2 A22	1932-01-01	676049	77.2	3.46	2009-02-13	60.8
C1 A05	1950-01-01	523091	59.7	0	2009-09-03	60.4
C2 A21	1932-01-01	682975	78	3.14	2009-11-29	60.24
C2 A32	1932-01-01	687795	78.5	2.94	2010-06-18	60.03
C2 A27	1932-01-01	693690	79.2	2.7	2011-02-18	59.44
C2 A26	1932-01-01	696157	79.5	2.61	2011-06-01	59.63
C2 A37	1932-01-01	701787	80.1	2.4	2012-01-22	59.08
C2 A17	1932-01-01	703390	80.3	2.34	2012-03-28	58.96
C1 A06	1950-01-01	546089	62.3	0	2012-04-18	59.03
C2 A34	1932-01-01	708674	80.9	2.16	2012-11-04	58.41
C2 A23	1932-01-01	720834	82.3	1.79	2014-03-25	56.75
C2 A36	1932-01-01	733932	83.8	1.44	2015-09-22	55.09
C2 A31	1932-01-01	736792	84.1	1.37	2016-01-19	54.77
C2 A38	1932-01-01	771429	88.1	0.73	2020-01-01	49.33
C2 A18	1932-01-01	771552	88.1	0.73	2020-01-07	49.48
C2 A25	1932-01-01	801661	91.5	0.4	2023-06-14	44.55

Tableau 7.23: Caractéristiques détaillées du plan de retrait du problème III

Tableau 7.24: Plan Pareto-optimal du problème IV

Groupe	installation	Toptimal (h)	Toptimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C1 A01	1950-01-01	360496	41.20	0.90	2007-01-01	61.37
C1 A02	1950-01-01	348648	39.80	1.30	2007-01-01	61.37
C2 A20	1932-01-01	579549	66.20	10.38	2007-01-01	61.37
C2 A34	1932-01-01	667354	76.20	3.88	2008-02-17	61.21
C1 A03	1950-01-01	510199	58.20	0.00	2008-03-15	61.25
C2 A23	1932-01-01	671217	76.60	3.69	2008-07-27	61.13
C2 A37	1932-01-01	674960	77.10	3.51	2008-12-30	60.90
C2 A32	1932-01-01	679206	77.50	3.31	2009-06-25	60.39
C2 A36	1932-01-01	683478	78.00	3.12	2009-12-20	60.12
C1 A05	1950-01-01	532340	60.80	0.00	2010-09-23	59.63
C2 A25	1932-01-01	693042	79.10	2.73	2011-01-22	59.77
C2 A18	1932-01-01	694958	79.30	2.65	2011-04-12	59.61
C2 A02	1932-01-01	699964	79.90	2.46	2011-11-07	59.16
C1 A06	1950-01-01	543120	62.00	0.00	2011-12-17	59.34
C2 A22	1932-01-01	706172	80.60	2.25	2012-07-22	58.66
C2 A26	1932-01-01	709390	81.00	2.14	2012-12-03	58.28
C2 A27	1932-01-01	723034	82.50	1.73	2014-06-25	56.56
C2 A21	1932-01-01	728645	83.20	1.58	2015-02-14	55.78
C2 A31	1932-01-01	737592	84.20	1.36	2016-02-22	54.80
C2 A24	1932-01-01	741295	84.60	1.27	2016-07-25	54.33
C2 A17	1932-01-01	770004	87.90	0.76	2019-11-03	49.89
C2 A38	1932-01-01	770004	87.90	0.76	2019-11-03	49.89
C4 A10	1979-01-01	412480	47.10	34.35	2026-01-20	40.89
C4 A05	1979-01-01	424772	48.50	31.91	2027-06-16	40.67
C4 A02	1979-01-01	442312	50.50	28.49	2029-06-16	39.71
C4 A06	1979-01-01	456564	52.10	25.81	2031-01-31	39.47
C4 A01	1979-01-01	478296	54.60	21.90	2033-07-25	38.23
C4 A12	1979-01-01	498053	56.90	18.58	2035-10-26	37.54
C4 A08	1979-01-01	516741	59.00	15.68	2037-12-12	37.22
C4 A04	1979-01-01	534561	61.00	13.14	2039-12-25	37.47
C5 A12	1982-01-01	509459	58.20	21.09	2040-02-13	39.83
C4 A11	1979-01-01	543864	62.10	11.91	2041-01-16	40.10
C5 A01	1982-01-01	524690	59.90	18.75	2041-11-09	41.74
C4 A07	1979-01-01	555378	63.40	10.48	2042-05-10	42.15
C5 A07	1982-01-01	541798	61.80	16.26	2043-10-22	43.59
C4 A15	1979-01-01	576269	65.80	8.16	2044-09-27	44.01
C5 A05	1982-01-01	555277	63.40	14.43	2045-05-06	45.46
C5 A04	1982-01-01	560758	64.00	13.72	2045-12-20	46.23
C5 A02	1982-01-01	566417	64.70	13.00	2046-08-13	46.59
C2 A04	1978-02-07	607944	69.40	7.81	2047-06-16	47.77

Groupe	installation	Toptimal (h)	Toptimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C4 A03	1979-01-01	605566	69.10	5.50	2048-01-30	47.92
C5 A08	1982-01-01	585489	66.80	10.75	2048-10-16	49.31
C5 A09	1982-01-01	592112	67.60	10.03	2049-07-19	49.59
C1 A04	1992-03-30	510708	58.30	0.00	2050-07-03	50.76
C4 A14	1979-01-01	627681	71.70	3.93	2050-08-09	51.56
C5 A03	1982-01-01	609743	69.60	8.25	2051-07-23	51.97
C4 A13	1979-01-01	650157	74.20	2.69	2053-03-02	53.28
C5 A06	1982-01-01	626572	71.50	6.75	2053-06-24	54.28
C5 A11	1982-01-01	645053	73.60	5.32	2055-08-03	54.95
C3 A08	1994-01-01	543120	62.00	16.08	2055-12-17	55.30
C6 A31	1975-01-01	711494	81.20	0.00	2056-03-01	55.52
C3 A04	1994-01-01	554938	63.30	14.48	2057-04-22	56.93
C6 A33	1975-01-01	721935	82.40	0.00	2057-05-10	57.45
C3 A03	1994-01-01	557601	63.70	14.13	2057-08-11	58.90

Tableau 7.24: Plan Pareto-optimal du problème IV (suite)

Groupe	installation	Toptimal (h)	Toptimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C1 A06	1950-01-01	219000	25.00	0.00	2007-01-01	0.71
C2 A17	1932-01-01	581624	66.40	0.00	2007-01-01	0.71
C2 A20	1932-01-01	610289	69.70	0.00	2007-01-01	0.71
C1 A05	1950-01-01	506325	57.80	0.00	2007-10-05	1.33
C2 A37	1932-01-01	666264	76.10	0.00	2008-01-03	1.57
C2 A27	1932-01-01	670047	76.50	0.00	2008-06-08	1.59
C2 A25	1932-01-01	672768	76.80	0.00	2008-09-30	1.69
C1 A03	1950-01-01	516359	58.90	0.00	2008-11-26	1.89
C2 A31	1932-01-01	677171	77.30	0.00	2009-04-01	1.98
C2 A24	1932-01-01	684338	78.10	0.00	2010-01-25	1.60
C1 A01	1950-01-01	528457	60.30	0.00	2010-04-15	1.76
C2 A34	1932-01-01	686282	78.30	0.00	2010-04-16	2.15
C2 A32	1932-01-01	697504	79.60	0.00	2011-07-27	1.39
C1 A02	1950-01-01	543120	62.00	0.00	2011-12-17	1.44
C2 A02	1932-01-01	702052	80.10	0.00	2012-02-02	1.74
C2 A22	1932-01-01	706642	80.70	0.00	2012-08-11	1.64
C2 A21	1932-01-01	723041	82.50	0.00	2014-06-25	0.80
C2 A23	1932-01-01	728388	83.10	0.00	2015-02-03	0.85
C2 A36	1932-01-01	737223	84.20	0.00	2016-02-06	0.74
C2 A26	1932-01-01	737592	84.20	0.00	2016-02-22	1.07
C2 A30	2005-03-09	219000	25.00	0.00	2030-03-03	0.00
C2 A18	1932-01-01	867240	99.00	0.00	2030-12-07	0.26
C2 A38	1932-01-01	867240	99.00	0.00	2030-12-07	0.26
C2 A35	2007-01-04	219000	25.00	0.00	2031-12-23	0.61

Tableau 7.25: Plan de retraits optimal pour le problème V

Groupe	installation	Toptimal (h)	Toptimal (ans)	IFMGr %	Retrait	IFM %
C2 A20	1932-01-01	739937	84.50	0.00	2016-05-29	0.00
C2 A32	1932-01-01	762328	87.00	0.00	2018-12-18	0.11
C2 A18	1932-01-01	776394	88.60	0.00	2020-07-26	0.22
C2 A26	1932-01-01	788610	90.00	0.00	2021-12-17	0.30
C2 A27	1932-01-01	799695	91.30	0.00	2023-03-24	0.37
C2 A25	1932-01-01	802416	91.60	0.00	2023-07-16	0.63
C2 A31	1932-01-01	806819	92.10	0.00	2024-01-15	0.79
C2 A24	1932-01-01	813986	92.90	0.00	2024-11-09	0.79
C2 A34	1932-01-01	815930	93.10	0.00	2025-01-29	1.03
C2 A38	1932-01-01	825422	94.20	0.00	2026-02-28	0.84
C2 A02	1932-01-01	831700	94.90	0.00	2026-11-17	0.86
C2 A22	1932-01-01	836290	95.50	0.00	2027-05-27	0.95
C2 A17	1932-01-01	840920	96.00	0.00	2027-12-06	1.02
C2 A21	1932-01-01	852689	97.30	0.00	2029-04-09	0.73
C2 A23	1932-01-01	858036	97.90	0.00	2029-11-18	0.81
C2 A36	1932-01-01	867240	99.00	0.00	2030-12-07	0.71
C2 A37	1932-01-01	867240	99.00	0.00	2030-12-07	0.71
C1 A06	1950-01-01	811954	92.70	0.00	2042-08-17	0.00
C1 A03	1950-01-01	840479	95.90	0.00	2045-11-17	0.09
C1 A01	1950-01-01	852577	97.30	0.00	2047-04-06	0.27
C1 A02	1950-01-01	867240	99.00	0.00	2048-12-07	0.32
C1 A05	1950-01-01	867240	99.00	0.00	2048-12-07	0.32

Tableau 7.26: Plan de retraits détaillé pour le problème VI