

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République algérienne démocratique et populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
المركز الجامعي لعين تموشنت
Centre Universitaire Belhadj Bouchaib d'Ain-Temouchent
Institut de Technologie
Département de Génie Electrique



Projet de fin d'études
Pour l'obtention du diplôme de Master en :
Domaine : SCIENCES ET TECHNOLOGIES
Filière : ELECTROTECHNIQUE
Spécialité : COMMANDES ELECTRIQUES
Thème

**Contribution à l'Optimisation de la maintenance préventive pour
les systèmes série-parallèle par les Colonies de fourmis**

Présenté Par :

- 1) SOUAG MOHAMMED
- 2) TIRES AMAR TOUIL SAG BRAHIM EL KHALIL

Devant les jurys composés de :

Mr BENZAZZA Baghdadi	MAA	C.U.B.B (Ain Temouchent)	Président
Mr BELHACHEMI Hachemi	MCB	C.U.B.B (Ain Temouchent)	Encadrant
Mr ATTOU Amine	MCB	C.U.B.B (Ain Temouchent)	Examineur

Année universitaire 2019/2020

Remerciements

Je remercie tout d'abord Dieu tout puissant de m'avoir donnée le courage, la force et la patience d'achever ce modeste travail.

Je tiens vivement à remercier mon encadreur Mr Belhachemi Hachemi. A travers ces lignes, je lui exprime toute ma reconnaissance et ma gratitude de m'avoir toujours poussée à aller de l'avant, pour sa gentillesse, son soutien, ses conseils et orientations.

Je tiens également à remercier mon amie Badsy Fatima Zohra pour le soutien et ses encouragements pour la finalisation de ce travail et surtout d'avoir toujours cru en moi.

J'adresse aussi mes remerciements à mon ami, Tires Khalil qui a été impliqué avec moi dans ce mémoire.

Ma gratitude va aussi à mes collègues du Centre universitaire Belhadj Bouchaib de Ain Témouchent

Mes derniers remerciements s'adressent aux membres de ma famille qui ont été présent avec moi tout au long de ce mémoire, je pense particulièrement à mes parents, mes sœurs, ma grand-mère, mon frère et ma petite nièce salsabil. J'espère l'honorer avec ce travail.

Je tiens aussi à remercier tous ceux qui ont, de près ou de loin, aidé à rendre ce travail possible, que ce soit par des idées ou par des encouragements.

Merci à tous

Dédicace

Je dédie ce travail

À mes chers parents, tout au long de mon cursus, ils m'ont toujours soutenue, encouragée et aidée. Qu'ils trouvent, dans la réalisation de ce travail, l'aboutissement de leurs efforts ainsi que l'expression de ma plus affectueuse gratitude,

À ma petite nièce « Salsabil » de m'avoir fait rire quand j'en avais besoin, cela m'a aidé à surmonter les moments difficiles.

À mon frère et mes sœurs,

À mes grands-parents,

À toute ma grande famille et mes amis

À ceux que j'aime et je respecte ...

Je vous aime tous.

*Tout d'abord, je remercie beaucoup Dieu, qui m'a donné patience et courage pour mener à
bien ce
travail.*

*Je remercie mon professeur encadré, M. Belhachmi Hachmi, qui ne nous a pas épargné tous
ses efforts
et nous a dirigé et suivi tout au long de ce travail. Je remercie également mon ami et collègue
dans ce travail, Souag Mohamed, pour quelque chose qu'il
a présenté.*

*Mes remerciements vont également à tous mes collègues de l'Université Belhaje Bouchaibe
et à tous
mes amis*

*Je ne peux oublier de remercier toute ma famille qui m'a soutenu, mes frères et sœurs, en
particulier
les chers parents qui ont donné dans ma carrière universitaire.*

Didicas

Je dédie ce travail

*À mes chers parents qui m'ont accompagné et m'ont donné le plus précieux et le plus
précieux.*

À mes frères et sœurs.

A tous mes amis et proches

Je vous remercie

Introduction Générale	I.
ACRONYMES	II
Liste du figure	IV
Liste du tableaux	V
Chapitre 1. Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation	1
1.1 Introduction.....	1
1.2 Définitions et typologie générale des politiques de maintenance.....	2
1.2.1 La maintenance corrective	3
1.2.2 La maintenance préventive.....	3
1.2.1.1 Maintenance préventive systématique	4
1.2.1.2 Maintenance conditionnelle	4
1.2.1.3 Maintenance prévisionnelle.....	4
1.2.1.4 Maintenance proactive.....	5
1.3 Critères d'évaluation des politiques de maintenance.....	5
1.3.1 Critère économique d'une politique de maintenance.....	6
1.3.2 Critère de disponibilité	6
1.3.3 Critère de fiabilité (sécurité)	7
1.3.4 Politiques de maintenance optimales	7
1.4 Caractérisation des politiques de maintenance.....	8
1.4.1 Les degrés de réparation.....	8
1.4.2 Les politiques de maintenance d'un système mono composant.....	9
1.4.2.1 Les politiques de maintenance dépendant de l'âge (age-dependent maintenance policy, AMP).....	9
1.4.2.2 Les politiques de maintenance périodiques (periodic preventive maintenance policy, PMP).....	11
1.4.2.3 Les politiques de maintenance tenant en compte de la contrainte du taux de défaillance (failure limit policy, FLP).....	12
1.4.2.4 Les politiques de maintenance préventive séquentielle (sequential PM policy, SPM).13	
1.4.2.5 Les politiques de maintenance tenant en compte de la contrainte des réparations (repair limit policy, RPM).....	14
1.4.2.6 Les politiques de remplacement des systèmes à dégradation graduelle (DMP).....	15
1.4.3 Les politiques de maintenance d'un système multi-composants.....	15
1.4.3.1 Les politiques de maintenance par regroupement (group maintenance policy, GMP)16	

1.4.3.2 Les politiques de maintenance opportunistes (Opportunistic maintenance policies, OMP).....	17
1.5 Optimisation des politiques de maintenance.....	17
1.5.1 Modèles de maintenance préventive.....	18
1.5.2 Les méthodes d'optimisation appliquées à la maintenance.....	19
1.5.3 Couplage de la maintenance à la production.....	19
1.6 Conclusion	20

Chapitre 2. Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis.....21

2.1 Introduction.....	21
2.2 Méthodes de résolution.....	22
2.2.1 Méthodes de résolution exactes.....	22
2.2.2 Méthodes de résolution heuristiques et biomimétiques.....	23
2.2.2.1 Les méthodes aléatoires	23
2.2.2.2 Les méthodes itératives	23
2.3 Les fourmis naturelles	25
2.3.1 Recherche de nourriture.....	26
2.3.2 Le transport coopératif.....	26
2.3.3 La construction et le nettoyage du nid.....	27
2.3.4 La communication.....	27
2.4 Les fourmis artificielles.....	28
2.4.1 Principe général et évolution.....	28
2.4.1.1 Algorithmes ACO.....	29
2.4.1.1.1 L'algorithme de système des fourmis (Ant System : AS).....	29
2.4.1.1.1.1 Règle de transition de AS	29
2.4.1.1.1.2 Déposition et mise à jour des phéromones.....	30
2.4.1.2 L'algorithme de la colonie des fourmis (Ant Colony System : ACS)	30
2.4.1.2.1 Règle de transition de ACS (state transition rule)	31
2.4.1.2.1.1 Mise à jour global de phéromone (ACS global updating rule).....	31
2.4.1.2.1.2 Mise à jour locale de phéromone (ACS local updating rule).....	31
2.5 Domaines d'application.....	32
2.6 Conclusion.....	33

Chapitre 3. Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants	34
3.1 Introduction	34
3.2 Modèle de maintenance préventive pour un système séries- parallèle général.....	35
3.2.1. Modèle de maintenance pour les composants de base.....	35
3.2.2. Structure générale d'une structure séries- parallèle.....	35
3.2.3. Modèle du coût.....	36
3.2.4. Formulation du problème.....	36
3.2.5. Calcul du vecteur T0.....	37
3.2.6. Technique d'optimisation du coût (détermination du vecteur TP).....	38
3.2.6.1. Technique d'optimisation du coût en utilisant un algorithme génétique.....	38
3.2.6.2. Le codage.....	38
3.2.6.3. Autres paramètres	39
3.3 Nouvelle technique d'optimisation du coût en utilisant une colonie de fourmis.....	39
3.3.1 Déroulement de la recherche de solution.....	40
3.3.2 Critères d'arrêt et d'évaluation.....	43
3.3.3. Choix du point du départ du tour.....	44
3.3.4. La règle de transition et la déposition des phéromones.....	44
3.3.4.1. AS1 et AS2.....	45
3.3.4.2. ACS1.....	45
3.3.4.2.1. La déposition des phéromones.....	46
3.3.4.2.1.1. Mise à jour global.....	49
3.3.4.2.1.2. Mise à jour local.....	50
3.3.5. Formulation des algorithmes.....	51
3.4 Cas étudié les différents algorithmes.....	51
3.4.1. Paramétrage d'ACO.....	52
3.4.1.1. Calcul pour un horizon de travail $T_M = 50$ ans et une contrainte de disponibilité $A(t) \geq A_0 = 0,8$	53
3.4.1.2 Calcul pour un horizon de travail $T_M = 25$ ans et une contrainte de disponibilité $A(t) \geq A_0 = 0,9$	54
3.4.1.3 Calcul pour un horizon de travail $T_M = 50$ ans et une contrainte de disponibilité $A(t) \geq A_0 = 0,9$	54
3.5 Conclusion	55

Chapitre 4. Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique.....	56
4.1 Introduction	56
4.2 Description du Problème	57
4.3 Description générale du modèle de la MP	57
4.4 Optimisation	58
4.4.1. Technique d'optimisation du coût en utilisant une colonie de fourmis.....	58
4.4.2. Déroulement de recherche de la solution.....	59
4.4.3.Stratégies des algorithmes AS-ACS.....	60
4.4.3.1. La règle de transition et la déposition des phéromones.....	61
4.4.3.1.1.L'algorithme AS.....	62
4.4.3.1.2. L'algorithme ACS.....	63
4.4.3.1.2.1. Règle de transition.....	63
4.4.3.1.2.2. Dépôt des phéromones.....	64
4.4.3.1.2.2.1.Mise à jour locale.....	65
4.4.3.1.2.2.2.Mise à jour global.....	67
4.5 Formulation de l'ACS.....	68
4.6. Illustration et Résultats.....	69
4.7 Conclusion	70
Conclusion et perspectives	71
resumé.....	72
bibliographie.....	74

Introduction générale

A l'heure actuelle, la plupart des entreprises ayant une activité de production sont fortement soumises à la concurrence du marché. Pour conforter leur position dans leur domaine d'activités, elles doivent satisfaire au mieux les attentes du client en termes de délais, de qualité des produits et de prix. Le maintien des équipements de production est un enjeu clé pour la productivité des usines aussi bien que pour la qualité des produits. En effet, l'évolution technologique, l'esprit innovateur des entreprises et leur souci continu de réduire la fréquence des pannes de leurs équipements, font de la maintenance un outil indispensable à la bonne marche d'une entreprise.

De ce fait, le but de ce travail est d'optimiser la politique de maintenance préventive des systèmes séries-parallèles. Dans cette optique, nous avons proposé des algorithmes d'optimisation des périodes d'intervention sur les systèmes séries-parallèles basés sur les heuristiques notamment les colonies de fourmis, en garantissant une surveillance du parc machines, et en assurant au système de production, l'augmentation de sa disponibilité, de sa fiabilité, de sa sécurité opérationnelle et de sa qualité, tout en diminuant au maximum les dépenses liées aux achats et opérations d'entretien.

A cet effet, notre travail est scindé en quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, une étude bibliographique détaillée est présentée sur les politiques de maintenance. Elle commence par définir et préciser la typologie générale des politiques de maintenance. Les différentes politiques de maintenance pour des systèmes mono et multi-composants sont ensuite présentées, conditions de mise en place, évolution et optimisation.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons les différentes méthodes d'optimisation appropriées à l'optimisation des politiques de maintenance. Ces méthodes peuvent être classées en deux grandes catégories : les méthodes exactes qui garantissent l'optimalité de la solution et les méthodes basées sur les heuristiques qui perdent la complétude pour gagner en efficacité. Dans ce chapitre nous sommes intéressés particulièrement aux algorithmes basés sur les colonies de fourmis.

Le troisième chapitre est consacré à l'étude d'un système électrique. L'objectif de cette application est de déterminer les programmes optimaux de maintenance préventive d'un système séries-parallèle qui minimisent les coûts et satisfont les contraintes de disponibilité du système. Les résultats obtenus par l'algorithme des colonies de fourmis et celui de l'algorithme génétique sont comparés.

Le quatrième chapitre décrit la méthodologie d'optimisation des périodes d'inspection et du coût de la maintenance préventive d'un système électrique.

ACRONYMES

ACRONYMES :

ACO : Ant Colony Optimisation

ACS : Ant Colony System (Système de colonie de fourmis)

AG : Algorithme Génétique

A_j : Disponibilité du $j^{ième}$ composant

A_s : Disponibilité du Système

A_0 : Contrainte de disponibilité-limite inferieure

C^* : La valeur du meilleur minimal coût obtenu

C_{PM} : Coût de la maintenance préventive

$C_{e(j,k)}$: Coût d'une inspection du $j^{ième}$ composant dans le $k^{ième}$ sous-système en série

$C_{y max}$: Nombre total de cycles

$e(j,k)$: une inspection du $j^{ième}$ composant dans le $k^{ième}$ sous-système en série

E_k : Nombre de composant parallèle dans le $k^{ième}$ Sous-système en série

F : Nombre de fourmis illicite

J_j^f : Liste des temps que la fième fourmi choisit dans le jième composant

K : Nombre de Sous-système en série

MP : Maintenance préventive

MMP : Maintenance Préventive Périodique

MTTF (j): Mean Time to Failure du $j^{ième}$ composant

$n_{e(j,k)}$: Nombre d'inspection du $j^{ième}$ composant dans $k^{ième}$ Sous-système en série

N_{pop} : Nombre de population

$P_{(t_i,j,t_i,j+1)}$: Valeur de la matrice de visibilité associée à l'arc reliant les temps t_i,j et $t_i,j + 1$

S_E : Système Electrique

T_C : Probabilité de croisement

T_M : Temps de Mission

T_{mut} : Probabilité de mutation

$T_{P(j)}$: Temps d'intervention optimal du $j^{ième}$ composant

T_p^f : Vecteur T_p associé au tour de la $f^{ième}$ fourmi.

T_p : Vecteur solution des composants du système

T_{P1} : Vecteur solution du compresseur.

ACRONYMES

T_{P2} : Vecteur solution du cerveau vanne.

T_{P3} : Vecteur solution des pipes de transport de la vapeur.

T_{P4} : Vecteur solution des turbines à vapeurs.

T_{P5} : Vecteur solution du l'alternateur.

η : Information heuristique

ρ : Paramètre d'évaporation de phéromone ; $0 < \rho < 1$

$\tau(ti, j, ti, j + 1)$: Matrice de phéromonr

τ_0 : Valeur initiale de phéromone

q : Nombre aléatoire compris entre [0,1]

q_0 : Paramètre ($0 < q_0 < 1$)

Liste des figures

Figure 1. Les objectifs de la maintenance

Figure 2. Les différents types de maintenance

Figure 3.1 - Évolution de disponibilité d'un équipement en fonction de temps

Figure 3.2 - Évolution de disponibilité d'un équipement réparé de manière

Continue en fonction de temps

Figure 4 .1: Schéma d'une politique de maintenance basée sur l'âge (Lesobre, 2015)

Figure 4.2: Schéma d'une politique de remplacement par bloc (Lesobre, 2015)

Figure 5: Évolution du taux de défaillance sous des conditions de travail normales et sévères

Figure 6. Etapes de résolution

Figure 7. Les méthodes d'optimisation basées sur les recherches itératives.

Figure 8. Le comportement collectif des fourmis

Figure 9. Expérience de sélection des branches les plus courtes par une colonie de fourmis

Figure 10. Modèle de PM pour tester les éléments périodiquement

Figure 11. Système à Structure Série-Parallèle générale

Figure 12. La liste des solutions possibles pour un composant

Figure 13. Exemple d'un tour d'une fourmi

Figure 14. Le choix de points de départ du tour d'une fourmi par les trois algorithmes

Figure 15. Structure générale du Système Parallèle- Série

Figure 16. La liste de T_{pj} possibles pour un composant

Figure 17. Exemple de tours de fourmis (2 fourmis et 3 composants)

Figure 18. Algorithme appliqué au système étudié.

Figure 19. Synoptique de l'installation électrique.

Liste des tableaux

Tableau.1 Les politiques de maintenance

Tableau 2 : Problèmes combinatoires traités par des fourmis

Tableau 3. Le meilleur coût CPM et les vecteurs T_p associés obtenus avec les périodes d'inspections des composants du système. $A(t) \geq A_0$; $A_0 = 0.8$, $T_M = 50$ ans

Tableau 4. Le meilleur coût CPM et les vecteurs T_p associés obtenus avec les périodes d'inspections des composants du système. $A(t) \geq A_0$; $A_0 = 0.9$, $T_M = 25$ ans

Tableau 5. Le meilleur coût CPM et les vecteurs T_p associés obtenus avec les périodes d'inspections des composants du système. $A(t) \geq A_0$; $A_0 = 0.9$, $T_M = 50$ ans

Tableau 6. Valeurs des MTTF et du coût des Composants du système étudié.

Tableau 7. Valeurs des paramètres fixés.

Tableau 8. Valeurs des paramètres fixés de l'AG.

Tableau 9. Valeurs des $T_p(j)$ de la MP du système étudié obtenu par l'ACS et l'AG.

Tableau 10. Valeurs des coûts de la MP obtenus par l'ACS et l'AG

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

1. Introduction

Dans l'industrie, la sûreté de fonctionnement est une préoccupation majeure. En effet, les risques qui peuvent mettre en cause la fiabilité, la disponibilité et la sécurité d'un matériel ou d'une installation doivent être maîtrisés.

L'activité de maintenance se développe pour garantir le bon fonctionnement des systèmes afin d'assurer la sécurité des personnes et des biens et en préservant l'environnement. Cette activité de maintenance est basée sur l'entretien, la rénovation et l'amélioration et prend en compte la double contrainte de performance et de coût réduit.

Une maintenance optimale est donc nécessairement liée à une analyse approfondie du retour d'expérience. En effet, depuis plusieurs années, le désir de maîtriser l'exploitation des systèmes industriels concède un rôle plus actif à l'opérateur de maintenance au sein de l'entreprise [1].

L'objectif des politiques de maintenance est de prévenir, d'éviter les dysfonctionnements des systèmes souvent hétérogènes et complexes afin de réduire les coûts d'intervention et de maximiser la durée de fonctionnement des systèmes qui entre dans les politiques de maintenance.

Plusieurs travaux s'intéressent à rendre ces politiques de maintenance optimale. Il s'agit de prévoir les dates et la nature des interventions (réparation complète, réparation minimale, inspection,...) en minimisant un critère de coût [2].

La figure 1 décrit d'une manière générale les objectifs de la maintenance

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

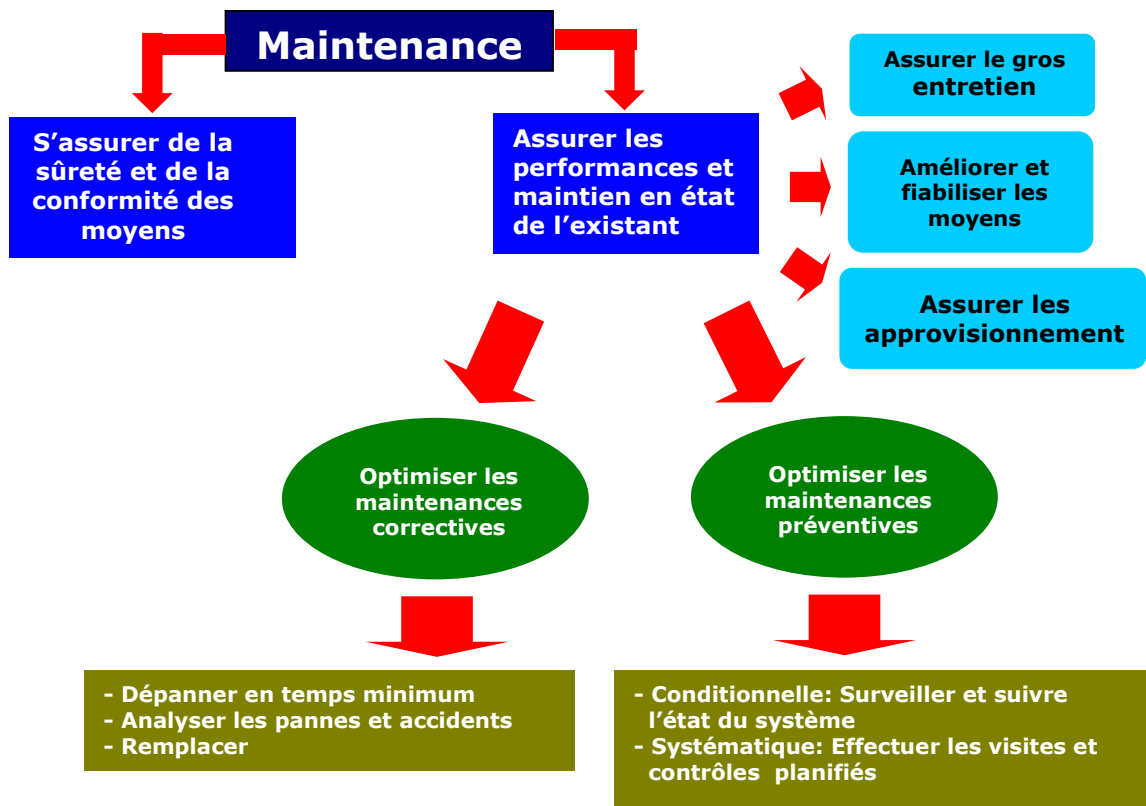


Figure 1. Les objectifs de la maintenance

Généralement, la recherche accomplie ou effectuée dans le domaine de la maintenance préventive étudie le comportement stochastique des systèmes sous diverses politiques de maintenance afin de déterminer les politiques optimales de maintenance d'un système donné. Un programme de maintenance devrait considérer divers éléments : politiques de maintenance, modélisations du système, pannes/réparations, effets des réparations, dépendance entre les composants de la structure, temps non négligeable de maintenance. Le présent travail s'intègre aux objectifs actuels de gestion de la maintenance et de la sûreté de fonctionnement des systèmes industriels. Ainsi, les politiques de maintenance seront présentées dans le deuxième paragraphe, ensuite les critères d'évaluation, leurs caractérisations puis leur optimisation seront traités dans les paragraphes suivants. [3].

2. Définitions et typologie générale des politiques de maintenance

Le terme « maintenance », du latin *manuterer* (de *manu*, main et *tenerer*, tenir [1].), trouve son origine dans le vocabulaire militaire, où il désigne le « maintien dans des unités de combat, de

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

l'effectif et du matériel à un niveau constant » .La maintenance est définie par la norme AFNOR NF X 60-010 comme «l'ensemble des activités destinées à rétablir un bien [équipement] dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise. Ces activités sont une combinaison d'actions techniques, administratives et de management. Cependant bien maintenir, c'est assurer ces opérations pour un coût global optimum.[3]

Aujourd'hui on distingue globalement deux types d'actions curatives :

- La maintenance corrective : elle s'applique sur un système qui est tombé en panne ;
- La maintenance préventive : elle s'applique sur un système qui continue à fonctionner.

Le critère de distinction entre ces deux types de maintenance est donc le moment de l'intervention par rapport à la panne.

2.1 La maintenance corrective

La maintenance corrective regroupe « l'ensemble des activités réalisées après la défaillance du bien ou la dégradation de sa fonction pour lui permettre d'accomplir une fonction requise, au moins provisoirement : ces activités comportent notamment la localisation de la défaillance et son diagnostic, la remise en état avec ou sans modification, le contrôle du bon fonctionnement » (NF X 60-010). Sous la désignation de maintenance corrective se regroupe :

- la maintenance palliative qui concerne les « activités de maintenance corrective destinées à permettre à un bien d'accomplir provisoirement tout ou partie d'une fonction requise. Appelée couramment dépannage, cette maintenance palliative est principalement constituée d'actions [interventions] à caractère provisoire qui devront être suivies d'actions curatives » (NF X 60-010).
- la maintenance curative consistant en « activités de maintenance corrective ayant pour objet de rétablir un bien dans un état spécifié ou de lui permettre d'accomplir une fonction requise. Le résultat des activités réalisées doit présenter un caractère permanent. Ces activités peuvent être des réparations, des modifications ou aménagements ayant pour objet de supprimer la ou les défaillance(s) » (NF X 60-010).

2.2 La maintenance préventive

La maintenance préventive est définie comme une « maintenance ayant pour objet de réduire la probabilité de défaillance ou de dégradation d'un bien ou d'un service rendu » (NF X 60-010). Elle ne consiste pas à réparer les pannes, mais à les anticiper. Les défaillances qui ont lieu au cours de l'utilisation d'un équipement peuvent être beaucoup plus coûteuses que les

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

coûts de maintenance préventive [3].d'où son intérêt pratique. La maintenance préventive a pour but de :

- améliorer la disponibilité des équipements [3] [1], en augmentant leurs performances de fiabilité et en diminuant le nombre de défaillances en service ;
- augmenter la durée de vie des équipements [3] en diminuant le nombre de défaillances secondaires [3][1];
- diminuer le coût global des équipements [3], notamment en réduisant les coûts de défaillance ;
- assurer la sécurité [3];
- améliorer la gestion des stocks en prévoyant les consommations dues aux interventions de maintenance et en diminuant le nombre de défaillances secondaires [3];
- améliorer les relations avec la fonction production [3], grâce à la connaissance des dates d'interventions de la maintenance ;
- réduire et réguler la charge de travail [3], en répartissant les tâches de maintenance préventive ;
- améliorer le climat des relations humaines [3], etc.

Plusieurs types de maintenance préventive peuvent être identifiés

- Les maintenances préventives systématiques ;
- Les maintenances préventives conditionnelles ;
- Les maintenances prévisionnelles et proactives.

2.1.1 Maintenance préventive systématique

D'après la norme AFNOR NF X 60-010, la maintenance préventive systématique « comprend l'ensemble des actions destinées à restaurer, en totalité ou partiellement, la marge de résistance des matériels non défaillants, lorsque ces tâches sont décidées en fonction du temps ou de la production, sans considération de l'état des matériels à cet instant ».

2.1.2 Maintenance prévisionnelle

D'après la norme AFNOR NF X 60-010, celle-ci est une « maintenance préventive subordonnée à l'analyse de l'évolution surveillée de paramètres significatifs de la dégradation du bien, permettant de retarder et de planifier les interventions ». Cette maintenance répond au besoin de planification des interventions, pour autant que la prévision de l'évolution d'une dégradation soit réalisable.

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

2.1.3 Maintenance conditionnelle

Lorsque l'opération de maintenance préventive est subordonnée à l'analyse de l'évolution surveillée de paramètres significatifs de la dégradation qui peuvent être soit des mesures de caractéristiques physiques du système (épaisseur d'un matériau, degré d'érosion, température, pression,...), soit des informations sur la durée de vie résiduelle (on parle alors de la maintenance prédictive).

2.1.4 Maintenance proactive

« Le concept de maintenance proactive, au sens de recherche et de suppression des causes de panne, tend à être repris aux côtés de ceux, classiques, de maintenance préventive et maintenance prédictive [i.e. maintenance prévisionnelle], au sens de recherche et de suppression des effets de la panne » [4]. La maintenance proactive est une « forme avancée de maintenance prévisionnelle consistant à déterminer les causes initiales de défaillances à partir de l'état de défaillance potentielle » [5].

Ces différents types sont résumés dans la Figure 2.

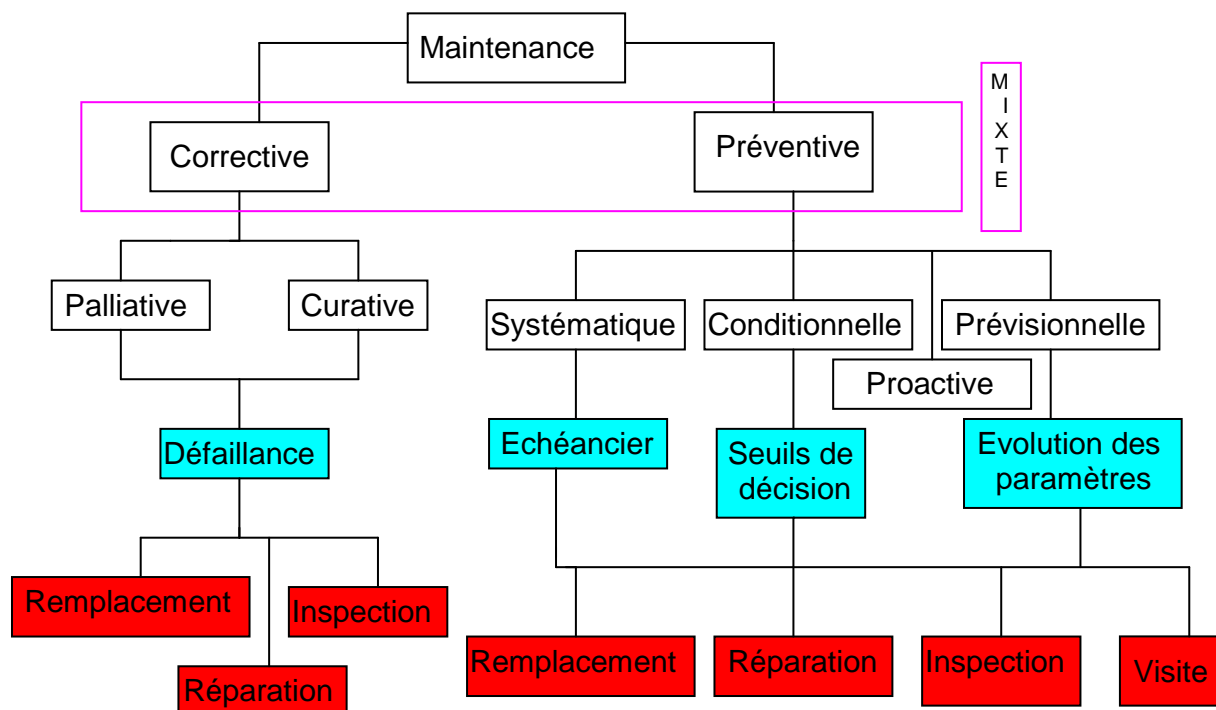


Figure 2. Les divers types de maintenance

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

3. Critères d'évaluation des politiques de maintenance

Les stratégies de maintenance (caractérisées par les dates d'intervention, le types d'actions de maintenance, les moyens mis à disposition et leur organisation) et la nature des opérations de maintenance ont des conséquences directes sur l'exploitation du système (l'organisation de la production, la qualité de production, la logistique associée, la sécurité industrielle opérationnelle), et la gestion des charges financières (partie intégrante du coût global de possession d'un système si celui-ci est complexe ou composé d'un grand nombre de composants). Le choix de stratégie de maintenance doit autoriser de satisfaire au mieux les objectifs de performances fixés a priori.

Il doit permettre ainsi une exploitation optimale du système [1]. Il paraît donc nécessaire de construire au moins un critère d'évaluation pour une politique de maintenance choisie.

3.1 Critère économique d'une politique de maintenance

Les préoccupations économiques sont sans conteste une des motivations majeures pour les études d'optimisation de la maintenance. L'examen des différents coûts relatifs aux différentes actions liées à la maintenance permet de distinguer entre coûts directs (remplacements, réparations) et coûts indirects (non productivité en raison de l'indisponibilité, conséquences organisationnelles, logistiques). Nous considérons dans la suite que les coûts unitaires de maintenance sont des données du problème qui peuvent dépendre :

- du type de maintenance qu'il soit préventif ou correctif.
- de la nature de l'opération, i.e. inspection, réparation ou remplacement (complexité de l'opération et de la logistique associée).
- de la durée d'intervention (elle dépend de l'opération de maintenance sur le composant considéré mais aussi d'états de stocks de pièces de rechange et de délais d'approvisionnements, de délais de procédure, etc.).
- de l'indisponibilité du système. En effet, l'arrêt (prévu ou non) d'une entité entraîne nécessairement un préjudice.

Celui-ci peut se concrétiser par [4] :

- des coûts de non production ;
- un manque à gagner de production ;
- des pénalités commerciales ;
- un dommage à l'image de marque du produit ou de l'entreprise.

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

Les critères ci-dessus forment, ensemble ou par une combinaison de certains critères parmi eux, une base solide à partir de laquelle plusieurs recherches ont essayé de déterminer les meilleures dates d'intervention de la maintenance

[2]. Les critères qui forment la « fonction objectif » du coût peuvent s'étendre pour couvrir le processus de stockage ou plus largement la logistique de soutien ; ces aspects ne seront pas étudiés à ce stade de notre travail.

3.2 Critère de disponibilité

La disponibilité est « l'aptitude d'une entité à être en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions données, à un instant donné ou pendant un intervalle de temps donné, en supposant que la fourniture des moyens extérieurs nécessaires soit assurée » [4]. Le critère de disponibilité permet l'optimisation directe des durées d'exploitation propre du système (le système fonctionne) en minimisant les durées de non exploitation du système. On distingue [6] :

- *La disponibilité instantanée (Instantaneous availability)*: c'est la probabilité que le système soit opérationnel à un instant arbitraire ;
- *La disponibilité moyenne à temps de fonctionnement (Average uptime availability)* : c'est la portion du temps durant lequel le système est disponible dans un intervalle de temps donné $[0, T]$;
- *La disponibilité asymptotique (Steady state availability)* : c'est la probabilité que le système soit opérationnel dans un intervalle de temps très large ;
- *La disponibilité inhérente (Inherent availability)* : elle est définie comme la proportion du temps pendant lequel le système est opérationnel en considérant seulement le temps d'arrêt causé par la maintenance corrective et en excluant le temps d'arrêt causé par la maintenance préventive et temps logistiques.
- *La disponibilité réalisée (Achieved availability)*: elle est définie comme la proportion du temps pendant lequel le système est opérationnel en considérant le temps d'arrêt causé par la maintenance corrective et la maintenance préventive en excluant le temps d'arrêt causé par la logistique;
- *La disponibilité opérationnelle (Operational availability)* : elle est définie comme la proportion du temps pendant lequel le système est opérationnel en considérant le temps d'arrêt causé par la maintenance corrective, la maintenance préventive et la logistique.[5]

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

3.3 Critère de fiabilité (sécurité)

L'exploitation industrielle d'un système peut être soumise à de nombreuses règles de sécurité (état de fonctionnement critique, interventions obligatoires, etc.) [1]. La prise de décision sur une intervention doit être réalisée en tenant compte d'un objectif de sécurité : par exemple, dans l'aéronautique, une intervention réparatrice doit obligatoirement être accomplie afin que sa fiabilité franchisse la limite inférieure permise.

3.4 Politiques de maintenance optimales

Pour avoir une politique de maintenance optimale il suffit de bien gérer et organiser les tâches de maintenance afin de respecter les exigences et les contraintes imposées par l'utilisation d'un système, ce qui nécessite :

- La connaissance d'un modèle qui rend compte correctement du comportement aléatoire du système et permettant de s'adapter aux changements qui peuvent avoir lieu.
- Choisir une méthode d'optimisation correspondante au problème.

4. Caractérisation des politiques de maintenance

Parmi les grands types de politiques de maintenance qui ont été développés et classés, on distingue les politiques adaptées au système mono-composant et multi-composants.

4.1 Les degrés de réparation

Il paraît utile tout d'abord de définir les degrés relatifs au retour à des conditions de fonctionnement du (des) composant(s) restauré(s) suite à des actions de maintenance. On distingue les degrés suivants :

- La réparation parfaite : l'action de maintenance rend le composant comme neuf ('as good as new'). Le taux de défaillance de l'élément réparé sera similaire à celui d'un composant neuf. Le remplacement d'un composant défaillant par un autre complètement neuf qui a les mêmes caractéristiques est considéré comme réparation parfaite ;
- La réparation minimale : l'action de maintenance maintient le taux de défaillance du composant à la même valeur que lorsqu'il est tombé en panne ('as bad as old'). Le changement de la roue d'une voiture par une autre ancienne est considéré comme une réparation minimale. Le taux de défaillance de la voiture demeure presque intact après cette intervention ;

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

- La réparation imparfaite : l'action de maintenance ne rend pas le composant neuf mais elle le rajeunit. Ce rajeunissement est situé quelque part entre 'as bad as old' et 'as good as new'. Il est clair que la réparation imparfaite est une catégorie générale puisqu'elle peut contenir les deux extrêmes ; réparation parfaite et réparation minimale. La mise à point (montage, démontage) d'un moteur est un exemple de ce genre de réparations. Le moteur n'est pas redevenu neuf, cependant sa performance croît notamment;
- La mauvaise réparation : l'action de maintenance rend le composant plus dégradé (plus âgé) sans entraîner sa défaillance. Les conditions de travail seront pires qu'avant la date d'exécution de cette réparation;
- La plus mauvaise réparation : l'action de maintenance entraîne la défaillance de fonctionnement du composant. (réparation incorrecte, endommagement des autres composants lors de la réparation, erreurs humaines, etc.).

4.2 Les politiques de maintenance d'un système mono-composant

4.2.1 Les politiques de maintenance dépendant de l'âge (age-dependent maintenance policy, AMP)

Cette politique consiste à remplacer préventivement le composant à un âge prédéterminé T . Le principe de base a évolué avec le temps. Les experts de la maintenance étendent ce concept de manière à remplacer le composant au temps T ou bien après N défaillances, ou encore celui qui se produit le premier.

Ce composant sera réparé minimalement entre les remplacements. Les variables de décision seront alors T et N .

Deux autres extensions ont été effectuées par la progression des résultats des recherches et qui considèrent que si l'élément échoue à un âge $\gamma < t$, il subit une réparation parfaite avec une probabilité $p(\gamma)$ et une réparation minimale avec une probabilité $1 - p(\gamma)$. Cependant, le composant sera remplacé lors de la première panne après t ou bien si l'âge T est atteint ($0 \leq t \leq T$). Les variables de décision seront t et T .

Les chercheurs ont continué à étendre le concept pour la maintenance dépendant de l'âge. Ils supposent l'existence de deux types de pannes à l'âge z ; le type 1 qui aura lieu avec une probabilité $p(z)$ et qui sera minimalement réparé et le type 2 qui aura lieu avec une probabilité $q(z) = 1 - p(z)$ qui est traité par un remplacement. Le remplacement est appliqué après la $n^{\text{ième}}$ défaillance ou bien à l'âge T .

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

Et d'autres chercheurs ont introduit un autre concept généralisé pour ce genre de politique ; le composant est maintenu préventivement quand un certain temps s'est écoulé depuis sa dernière réparation. La réparation aura lieu si le composant tombe en panne. La réparation peut être minimale aussi bien que parfaite alors que l'action préventive est seulement parfaite.

Des travaux ont donné aussi une naissance à la stratégie 'mixed age PM policy'. Dans cette politique, deux types de pannes sont considérés après la $n^{\text{ième}}$ réparation imparfaite. Un type 1 qui peut causer une défaillance totale du système et un type 2 considéré comme marginal. Alors, après la $n^{\text{ième}}$ réparation imparfaite, le composant sera remplacé à l'âge T ou bien après la première défaillance du type 1.

4.2.2 Les politiques de maintenance périodiques (periodic preventive maintenance policy, PMP)

Dans cette politique, une unité est préventivement maintenue à des intervalles de temps fixes kT ($k=1,2,\dots$); indépendamment de l'histoire de défaillance de l'unité, et réparée suites aux pannes intervenants; T étant une constante.

Deux classes principales dans cette catégorie sont principalement exploitées :

- La politique des remplacements par blocs (block replacement policy): le composant sera remplacé à des temps bien déterminés kT ($k=1,2,\dots$) et dans les cas des pannes;
- La politique des remplacements périodiques avec des réparations minimales à la panne: le composant sera remplacé à des temps bien déterminés kT ($k=1,2,\dots$). Les défaillances seront minimalement réparées.

Des travaux généralisent la politique de remplacement par blocs. Dans leur politique, l'unité est imparfaitement réparée à la panne si le nombre de réparations est inférieur à N (un nombre entier positif).

La réparation est imparfaite dans le sens que l'unité a une vie de plus en plus courte après chaque réparation. Lors de la $n^{\text{ième}}$ réparation imparfaite, l'unité est préventivement maintenue à kT ($k=1,2,\dots$).

La maintenance préventive est imparfaite dans le sens qu'après cette intervention le composant peut être soit « as good as new » avec une probabilité p soit « as bad as old » avec une probabilité $1-p$.

Après un remplacement préventif, le processus d'entretien se répète. La politique du remplacement périodique avec la réparation minimale à la panne a encore été plus développée.

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

Des travaux proposent qu'une unité reçoive préventivement une maintenance imparfaite à chaque T , les défaillances qui auront lieu avant cette date sont sujettes à des réparations minimales. Le composant est ensuite remplacé dès que son âge dépasse $(O+1)T$, où O est un nombre de maintenances préventives imparfaites déjà faites.

4.2.3 Les politiques de maintenance tenant en compte de la contrainte du taux de défaillance (failure limit policy, FLP)

La maintenance préventive supposée dans cette politique qu'est exécutée seulement quand le taux de défaillance ou bien la fiabilité d'un système atteint un niveau prédéterminé. Cette politique fait que le composant travaille toujours au-dessus d'un niveau donné de fiabilité.

Les pannes intervenantes sont correctivement réparées. Des résultats des recherches considèrent un système fiable et déterminent les dates de la maintenance préventive de sorte que le système fonctionne à un niveau plus grand ou égale au niveau minimal acceptable de la fiabilité.

Ainsi ont formulent un modèle de coût où la maintenance préventive est exécutée quand le taux de défaillance du composant atteint un niveau maximal prédéterminé.

Et ont obtenu la politique optimale de remplacement pendant une période spécifique, le temps d'indisponibilité du composant étant supposé négligeable. Généralement, ce type de maintenance exige un grand effort de calcul (simulation).

Les mesures de l'évolution de certaines variables comme l'endommagement cumulé, la fatigue, etc. peuvent être prises en compte lors de la planification de ce type de maintenance [5].

4.2.4 Les politiques de maintenance préventive séquentielle (sequential PM policy, SPM)

À la différence de la politique de maintenance préventive périodique, le composant est préventivement maintenu à intervalles inégaux de temps dans le cadre de la politique séquentielle. Généralement, les intervalles de temps deviennent de plus en plus courts avec l'écoulement du temps. En fait, la plupart des composants ont besoin d'un entretien plus fréquent avec la croissance de leurs âges.

Les scientifiques traite le cas d'une politique de maintenance préventive séquentielle où l'action préventive est appliquée à des intervalles fixes x_k où $x_k \leq x_{k-1}$ ($k=2,3,\dots$). Cette politique est très pratique parce que la plupart des systèmes nécessitent plus d'entretiens quand l'âge augmente. Cette politique de P.M. est différente de la politique '*Failure limit policy*' parce qu'elle contrôle directement les durées x_k alors que l'autre contrôle directement le taux de défaillance, l'âge, la fiabilité, etc.[5]

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

4.2.5 Les politiques de maintenance tenant en compte de la contrainte des réparations (repair limit policy, RPM)

Quand un système défaille, le coût de réparation est estimé et la réparation est faite si le coût associé est inférieur à une limite prédéterminée; autrement, le système est remplacé. Ceci est appelé, dans la littérature, une politique de maintenance sous contrainte de coût de réparation.

Les résultats de recherches proposent que le système soit réparé à la panne. Si la réparation n'est pas accomplie dans un temps indiqué T , il est alors remplacé; autrement le système réparé est rendu opérationnel. T s'appelle le temps limite de réparation.

Ainsi ont étudié ce genre des politiques en tenant compte de la maintenance préventive imparfaite, considèrent une autre « repair time limit policy ». Dans le cadre de cette politique, quand le composant original défaille, la réparation est commencée immédiatement. Si la réparation est accomplie dans un délai t_0 , alors l'unité réparée est installée dès que la réparation sera finie. D'autre part, si le temps de réparation est plus grand t_0 , l'unité défaillante est mise au rebut et des pièces de rechange sont commandées immédiatement. Après livraison, elle est installée suite à un délai d'exécution.

4.2.6 Les politiques de remplacement des systèmes à dégradation graduelle (DMP)

Dans ce genre de politique, la défaillance du système est caractérisée par un seuil de panne.

On distingue [1] :

- La politique de maintenance des systèmes où la dégradation est connue. Dans ce type, on peut mettre en évidence deux sous-classes de politiques suivant le paramètre de maintenance à optimiser :
 - Les politiques basées sur l'état : le processus de vieillissement est observé à tout instant de son histoire. Le remplacement est fait uniquement en fonction du niveau de vieillissement ;
 - Les politiques basées sur l'état et sur l'âge. Le remplacement est fait en tenant compte du processus de vieillissement et de l'âge en même temps.
- La politique de maintenance des systèmes où la surveillance du système est périodique: l'état du système n'est observé que dans des dates bien précises prédéterminées. On suppose que l'évolution de la dégradation suit une loi de probabilité bien déterminée.

La complexité de ce type de maintenance rend difficile son application pour des systèmes multi-composants. Le travail fait par des chercheurs [1] est une bonne référence pour approfondir ce thème.

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

4.3 Les politiques de maintenance d'un système multi-composants

Un système multi-composant peut être considéré comme une généralisation pour un système mono-composant. Les cinq politiques de maintenance traitées ci-dessus peuvent encore être utilisées pour un système multi-composant [3].

L'existence d'une dépendance économique ou bien structurelle entre les composants nécessite la recherche d'autres politiques de maintenance. Les composants du système ne peuvent pas être traités séparément. La prise de décision pour chacun des composants ne peut pas être prise indépendamment. Les 5 politiques déjà traitées ne sont plus adaptées.

Comme pour les politiques de maintenance de système mono-composant, on s'appuie ici sur la classification proposée par [3].

4.3.1 Les politiques de maintenance par regroupement (group maintenance policy, GMP)

Ce type de maintenance est considéré comme le meilleur du point de vue de la fiabilité ou du coût opérationnel du système. Etablir les politiques de maintenance par groupe, pose cependant quelques problèmes.

Une classe de problèmes consiste à l'établissement des catégories de composants qui devraient être remplacées quand une défaillance se produit. Une seconde classe des études de maintenance de groupe concerne la réduction des coûts en incluant les pièces redondantes dans le système.

Une troisième classe des travaux s'intéresse à l'établissement des politiques de maintenance par regroupement pour des systèmes à composants indépendants, mais qui ont le même taux de défaillance.

Trois types de politiques de maintenance par groupe existent :

Le premier type de cette politique est désigné sous le nom de la politique de maintenance par groupe à l'âge T , elle consiste à faire un remplacement par groupe quand le système atteint l'âge T .

Un deuxième type de cette politique est connu par le remplacement par groupe après m défaillances, elle consiste à faire une inspection globale du système après m défaillances.

La troisième politique combine les avantages de ces deux dernières politiques (m défaillances et T âge). Cette politique est désignée par la politique (m, T) de remplacement par groupe. Elle consiste à faire un remplacement par groupe quand le système atteint l'âge T , ou quand les m défaillances se sont produites. Elle exige de faire des inspections après m défaillances ou à l'âge T . Durant une inspection, toutes les unités défaillantes sont remplacées et toutes les

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

autres unités sont maintenues de sorte qu'elles deviennent comme neuves ('good as new'). Les variables de décision de politique sont m et T . [4]

4.3.2 Les politiques de maintenance opportunistes (Opportunistic maintenance policies, OMP)

D'autres recherches proposent une politique opportuniste basée sur la tolérance du taux de défaillance pour un système formé par k composants différents. Le composant est remplacé quand le taux de défaillance atteint L ou bien à la panne avec un taux de défaillance situé dans un intervalle prédéterminé $(L-u, L)$. Quand un composant est remplacé avec un taux de défaillance qui a atteint L , tous les autres composants dont les taux de défaillance se situent entre $(L-u, L)$ sont remplacés. Le composant est minimalement réparé si le taux de défaillance est entre $(0, L-u)$. Les variables de décision de cette politique sont L et u . des résultats proposent deux nouvelles politiques de maintenance opportunistes pour un système redondant k/n .

Dans ces deux politiques, des réparations minimales sont exécutées sur les composants défaillants avant le temps, τ étant une variable de décision de cette politique. Cette maintenance corrective de tous les composants en panne est combinée avec la maintenance préventive de tous ceux qui fonctionnent après τ . Ainsi, au temps T , la maintenance préventive est exécutée si le système n'a pas été sujet à un remplacement avant $T > \tau$. Les variables de décision de politique sont τ et T .

Étendent ces deux politiques à celle comprenant une troisième variable de décision qui est le nombre de composants défaillants sur lesquels la maintenance corrective sera effectuée, un système redondant k/n pouvant fonctionner même si certains de ses composants sont en panne.

Enfin, des recherches intéressantes présentent une politique générale de maintenance où le remplacement d'un composant dans un système est possible à une occasion donnée. Cette dernière se présente si la défaillance d'un autre composant du système permet au composant en question d'être remplacé.

On suppose que l'opportunité de remplacement suit un processus de Poisson, ce qui est raisonnable si le nombre des composants régulièrement maintenus est assez grand. Dans cette politique le composant sera remplacé si son âge lors de l'apparition d'une telle occasion excède une certaine limite de contrôle.

Pour récapituler, Les politiques de maintenance sont résumées dans le tableau ci-dessous :

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

Tableau.1 Les politiques de maintenance

Les politiques de maintenance	
Systèmes mono-composant	Systèmes multi-composants
<i>AMP</i>	<i>GMP</i>
<i>PMP</i>	<i>OMP</i>
<i>FLP</i>	
<i>SPM</i>	
<i>RPM</i>	
<i>DMP</i>	

5. Optimisation des politiques de maintenance

L'optimisation d'une politique de maintenance c'est la procédure qui détermine les dates d'intervention et les types d'intervention afin que le coût de la maintenance soit minimal tout en respectant des contraintes imposées par le système.

Généralement, pour optimiser une stratégie de maintenance, il faut s'assurer de bien réaliser les étapes suivantes :

1. Décrire chaque composant du système, son importance et son fonctionnement;
2. Modéliser le processus de vieillissement du système;
3. Rassembler autant que possible des informations à propos du système;
4. Définir une fonction « objectif » adaptée;
5. Choisir une bonne technique d'optimisation.

[1] classent les modèles d'optimisation de maintenance de la manière suivante :

1. Modèles déterministes :
2. Modèles stochastiques: $\begin{cases} 2.1 \text{ Sous risque} \\ 2.2 \text{ Sous incertitude} \end{cases}$

La différence entre risque et incertitude est que dans le cas du risque on suppose que la probabilité de la défaillance est connue. Ce n'est pas le cas dans l'incertitude. Pour cette raison, ce dernier type contient des modèles avec des stratégies adaptatives.

Les techniques d'optimisation peuvent être [3] :

- Programmation non linéaire [3] ;
- Programmation dynamique [3];
- Les méthodes de décision markovienne ;
- Les techniques d'analyse de décision ;
- Les approches heuristiques et métaheuristiques.

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

5.1 Modèles de maintenance préventive

La détermination des dates d'interventions pour effectuer la maintenance, en se basant sur les modèles de durée de vie, est abondamment étudiée dans la littérature [7], [5]. Les informations obtenues en surveillant certains paramètres importants entrent de plus en plus dans la planification de la maintenance. Ces informations décrivent les conditions opérationnelles où se trouve le système ainsi que l'impact des diverses actions de maintenance.

Le taux de défaillance proportionnel (PHM) et le modèle de vie accéléré (ALM) sont considérés comme des outils qui permettent de relier les facteurs ci-dessus à la fiabilité du composant et par suite à la fiabilité de tout le système. La principale caractéristique de ces modèles est l'existence d'un vecteur qui reflète l'influence des événements agissant sur le système. Ce vecteur se compose des variables qui représentent les facteurs influant le système.[8][9]

L'ALM est lié au taux de défaillance $h(t)$ et par suite à la fiabilité du composant par [8], [9], [10] :

$$\begin{aligned} h(t) &= \psi(z).h_0(\psi(z).t) \\ t &\geq 0 \end{aligned} \quad (1.1)$$

Tandis que le PHM change le taux de défaillance comme suit :

$$\begin{aligned} h(t) &= \psi(z).h_0(t) \\ t &\geq 0 \end{aligned} \quad (1.2)$$

Où z est le vecteur qui contient les variables représentant les événements influant le système, h_0 est le taux de défaillances initiales, et ψ la fonction qui relie le vecteur z à $h(t)$. $\psi(z)$ satisfait les conditions suivantes :

- $\psi(0) = 1$
- $\psi(z) > 0$

Généralement $\psi(z)$ est de la forme $\psi(z) = e^{\beta^T z}$, où β est le vecteur des coefficients de régression correspondant à chaque variable influente.

On rencontre deux tendances. Certains modèles d'évaluation de fiabilité prennent en compte seulement les conditions opérationnelles [11],[12], alors que d'autres se basent sur l'impact des actions de maintenance pour calculer la fiabilité du composant [13], [14].

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

Des travaux proposent un modèle de maintenance qui prend en compte les deux types de facteurs ci-dessus. Cette étude a pour but d'optimiser le modèle de maintenance d'une centrale nucléaire.

Les modèles de taux de défaillance proportionnel sont utilisés comme outils d'optimisation. Il faut noter ici que dans ce modèle toutes les actions de maintenance ont le même impact.

Et utilisent encore le PHM pour modéliser la fiabilité et par suite planifier la maintenance. Les variables de PHM sont seulement des variables qui décrivent les conditions opérationnelles.

Cependant, la recherche des dates optimales qui minimisent le coût de la politique de maintenance se base sur une méthode graphique (TTT plotting, total time on test).

L'augmentation de la taille du système rend difficile l'utilisation de cette technique.

La programmation dynamique est la technique utilisée dans la référence [15]. Ce travail consiste à étudier l'optimisation d'une maintenance conditionnelle pour un système formé de deux composants montés en série.

D'autres résultats proposent une méthodologie de l'établissement du programme de remplacement des composants clés dans un système. Une structure hiérarchique pour l'évaluation est établie. Elle est basée sur les caractéristiques intrinsèques qui représentent les conditions suffisantes pour le remplacement (les conséquences de la panne...) et extrinsèques du système qui reflètent l'impact du remplacement (fiabilité, critères économiques).

Dans la première étape, les composants clés sont identifiées. Après cela, la priorité du remplacement est décidée par l'évaluation de la fiabilité et le coût des composants choisis. Quant à l'instant de remplacement, on le détermine de manière à maximiser le bénéfice de l'opération.

Les procédures pour décider des instants associés aux composants prioritaires pour des remplacements sont répétées jusqu'à ce que le bénéfice de remplacement soit inférieur à celui sans remplacement.[5]

5.2 Les méthodes d'optimisation appliquées à la maintenance

Les approches métaheuristiques deviennent de plus en plus utilisées dans le domaine de l'optimisation de la maintenance préventive; les algorithmes génétiques étant les plus répandus.[5]

Des chercheurs ont essayé d'optimiser pour chaque composant du système, la politique de maintenance minimisant ainsi la fonction de coût, sous la contrainte de disponibilité pour un

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

temps de mission donné T_M . Ils ont calculé T_0 et T_p , T_0 étant le vecteur contenant les premières dates d'inspection alors que T_p est le vecteur des dates ultérieures de remplacement des composants du système. Pour les déterminer, les algorithmes génétiques ont été utilisés comme technique de recherche.

Des résultats ont présenté un algorithme qui détermine un plan optimal de maintenance pour un système multi-états sous la contrainte d'un niveau exigé de la fiabilité du système tout entier. L'algorithme répond aux questions quand, où (à quel élément) et quel genre d'actions devrait être appliqué pour que le système continue à bien fonctionner. Pour résoudre le problème, un algorithme génétique est employé. La technique de codage de la solution est adaptée pour représenter les politiques de remplacement.

Dans leur travaux présentes une méthodologie pour évaluer la politique de maintenance préventive basée sur un modèle de coût-fiabilité et permettant l'utilisation d'intervalles flexibles entre les interventions d'entretien. La flexibilité des intervalles représente un avantage par rapport aux méthodologies traditionnelles puisqu'ils permettent de faire un ajustement continu du programme de la maintenance aux taux de défaillance des composants. Les algorithmes génétiques sont utilisés comme technique d'optimisation. L'utilisation de ce type de métaheuristiques se répète encore avec d'autres travaux de recherches pour le choix de la combinaison optimale des actions qui maximise le profit.[5]

5.3 Couplage de la maintenance à la production

Traditionnellement, la politique optimale de maintenance est celle qui maximise la disponibilité du système. De nos jours, ce critère commence à être largement considéré comme insuffisant pour des raisons pratiques concernant le processus de production.

Pour cette raison, la notion d'intervalle de disponibilité commence à devenir un critère important pour évaluer l'optimalité d'une stratégie de maintenance. D'autres chercheurs ont présenté des modèles mathématiques pour élaborer une bonne stratégie de maintenance tout en tenant compte de la notion de l'intervalle de disponibilité.

La coordination entre le processus de la maintenance et celui de la production est encore le sujet de l'étude faite par des résultats qui utilisent les algorithmes génétiques.[5]

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

Conclusion

Dans ce chapitre on a donné une typologie des stratégies de maintenance. Une étude bibliographique est présentée concernant l'évaluation des différentes politiques de maintenance envisagées.

Des résultats d'une étude réalisée ont servi de base à ce travail, ce dernier classant les différentes politiques en fonction de la nature du système (mono ou multi-composants) auxquels elles s'appliquent.

Les politiques ci-dessus ne sont pas traitées de manières égales. Les *AMP* et les *PMP* sont beaucoup plus traités dans la littérature. En fait, ces deux dernières sont considérées comme pratiques puisqu'il s'agit des intervalles fixes. Nonobstant, le grand désavantage qu'ont peut les attribuer est la possibilité du remplacement un composant qui est toujours jeune.

L'exigence de construire des dossiers pour les composants peut être considérée comme désavantage pour l'*AMP*. Ce problème est résolu par la *FLP* puisqu'on ne remplace pas le composant que lorsque sa fiabilité dépasse une certaine limite. La variabilité de ces intervalles peut être considérée comme son point faible.

Enfin, il paraît utile de mettre en évidence quelques points faibles qui caractérisent la plupart des modèles actuels:

- La plupart des modèles d'optimisation de la maintenance sont difficiles à comprendre et à interpréter [3].
- Les politiques périodiques de la maintenance préventive ont suscité beaucoup plus d'attention dans la littérature que les autres types. Des centaines de travaux et de modèles ont été publiés sur ce sujet.
- Les politiques de maintenance tenant en compte de la contrainte du taux de défaillance, ou de la contrainte des réparations, et les politiques séquentielles sont plus pratiques, mais là, beaucoup moins de recherche ont été réalisées.
- Les politiques de maintenance tenant en compte de la contrainte du taux de défaillance sont également directement liées aux objectifs d'entretien: améliorer la fiabilité et réduire la fréquence des défaillances.

Chapitre 1 : Les stratégies de maintenance Définitions, caractéristiques et évaluation

Plusieurs recherches répondent à des problèmes mathématiques dont l'utilité pratique reste discutable [3].

La maintenance comprend une grande variété d'aspects. Il sera de grande utilité, qu'au lieu de développer de nouveaux modèles, d'unifier les modèles existants et de tester leur efficacité sur une grande variété des systèmes [3].

Puisque les systèmes mono-composants sont considérés comme des structures de base pour ensuite aborder l'étude des systèmes multi-composants, il est nécessaire de développer des méthodes efficaces pour calculer la fiabilité et le coût d'un système mono-composant par de nouvelles méthodes. Ainsi, toutes ces nouvelles méthodes serviraient alors comme base pour l'analyse d'un système à plusieurs composants. On peut citer l'exemple de la fonction génératrice universelle qui permet de calculer la fiabilité du système tout en prenant compte de la performance de chaque composant [16].

Nous avons discuté les diverses politiques de maintenances préventives pour des systèmes mono et multi composants. La recherche dont le domaine de la maintenance préventive, qui tient en compte de la maintenance imparfaite, est rapidement croissante. Le développement des modèles mathématiques pour calculer la fiabilité des composants tout en tenant compte de la maintenance corrective, la maintenance imparfaite, la dépendance entre les composants, la stratégie de réparation afin de déterminer des politiques optimales de maintenance pour les systèmes à plusieurs composants seraient importants aux ingénieurs et aux concepteurs.

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

1. Introduction

Dans le premier chapitre, on a présenté l'état de l'art sur les modèles de politiques de maintenance préventive permettant leur évaluation. Les principales méthodes adaptées à l'optimisation de ces politiques sont également présentées.

L'optimisation de politique de maintenance est un sujet stratégique dans le milieu industriel. L'optimalité d'une politique de maintenance est définie de la manière suivante :

Une politique de maintenance π^ est optimale parmi une classe de politiques Π si les performances du système soumis à la politique π^* sur un horizon de travail T sont toujours supérieures aux performances du système soumis à toute politique π , avec $\pi \in \Pi$.*

Généralement, pour les modèles de maintenance, il est difficile de montrer l'existence et donc de surcroît de définir les politiques optimales.

On cherchera à optimiser (minimiser) la fonction coût d'une politique de maintenance en améliorant les critères suivants :

- Le critère de choix des instants d'intervention;
- Les critères de choix des actions à appliquer;
- L'adaptabilité aux facteurs réagissant sur le système (Modéliser: l'influence de la maintenance corrective sur la fiabilité des composants, la dépendance inter-composants ...).

Dans ce chapitre, nous nous intéresserons aux méthodes de résolutions exactes, afin d'entamer les méthodes de résolution heuristiques et biométriques où l'on détaille celle des colonies de fourmis: les fourmis naturelles, les fourmis pour l'optimisation et les domaines d'application.

2. Méthodes de résolution

Le problème peut se formuler de la façon suivante :

Soit f une fonction qui caractérise la fonction coût de la politique de maintenance. Cette fonction n'est autre que la somme des coûts qu'engendre le choix des dates d'intervention et le choix des types d'action de maintenance à effectuer. On cherche la solution s^ parmi l'ensemble des solutions possibles S telle que :*

$$f(s^*) = \min_{s \in S} \{f(s)\} \quad (2.1)$$

s^* est la solution globale au problème et $f(s^*)$ est alors appelée le coût optimal de la politique de maintenance.

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

La solution s sera caractérisée par des temps d'interventions t_i pour appliquer la maintenance, et le type d'actions g_i , en prenant en compte l'influence des facteurs agissant sur le système et en respectant les contraintes comme la disponibilité ou bien la fiabilité.

La solution s sera alors de la forme $(t_1, \dots, t_n; g_1, \dots, g_n)$

2.1 Méthodes de résolution exactes

Les méthodes de résolution exactes sont des méthodes qui garantissent l'optimalité de leur réponse en un temps fini, parmi ces méthodes on peut citer les suivantes [4] :

- La programmation linéaire ;
- La programmation quadratique ;
- La programmation dynamique ;
- Les méthodes de descente (gradient, gradient conjugué, Newton.....)

2.2 Méthodes de résolution heuristiques et biomimétiques

Ces méthodes sont utilisées pour résoudre des problèmes pour lesquels on ne possède que peu d'informations. Ainsi, la qualité des solutions obtenues n'est pas prouvée i.e. l'obtention de l'optimum global n'est pas du tout garantie. Ce genre d'algorithmes nous aide à prendre des décisions en offrant une solution qui sera au voisinage de celle qui est optimale. On les utilise fréquemment dans des situations où la certitude d'obtenir un optimum global n'est pas toujours primordiale. Ces méthodes peuvent être classées comme suit [4] :

2.2.1 Les méthodes aléatoires (voir Figure 3. Les méthodes d'optimisation basées sur les recherches aléatoires). Ces méthodes génèrent aléatoirement des solutions potentielles et renvoient la meilleure après les avoir évaluées;

1.2.2 Les méthodes itératives. Ces méthodes concernent les cas où la solution au problème peut être obtenue à la suite de plusieurs cycles de l'heuristique.

Parmi ces méthodes on peut citer les suivantes :

- L'ascension/ descente locale (Hill climbing);
- Le recuit simulé (Simulated annealing);
- La recherche taboue (Tabu search).

Parmi ces méthodes, on distingue celles à base de population. On peut citer :

- Les algorithmes d'évolution, les stratégies d'évolution et la programmation évolutive ; Il s agit d'imiter le processus de l'évolution naturelle et de reproduire plus ou moins ses mécanismes. Les stratégies d'évolution

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

considère alors un individu comme un couple de vecteur dont l'un représente une solution du problème et l'autre les écarts type utilisés par la mutation normale, tandis que la programmation évolutive crée à partir d'un unique parent par mutation ses descendants.

- Les algorithmes génétiques et la programmation génétique;
- Le système des fourmis.

Ce travail de magister exploite plus particulièrement le système des fourmis comme outil d'optimisation.

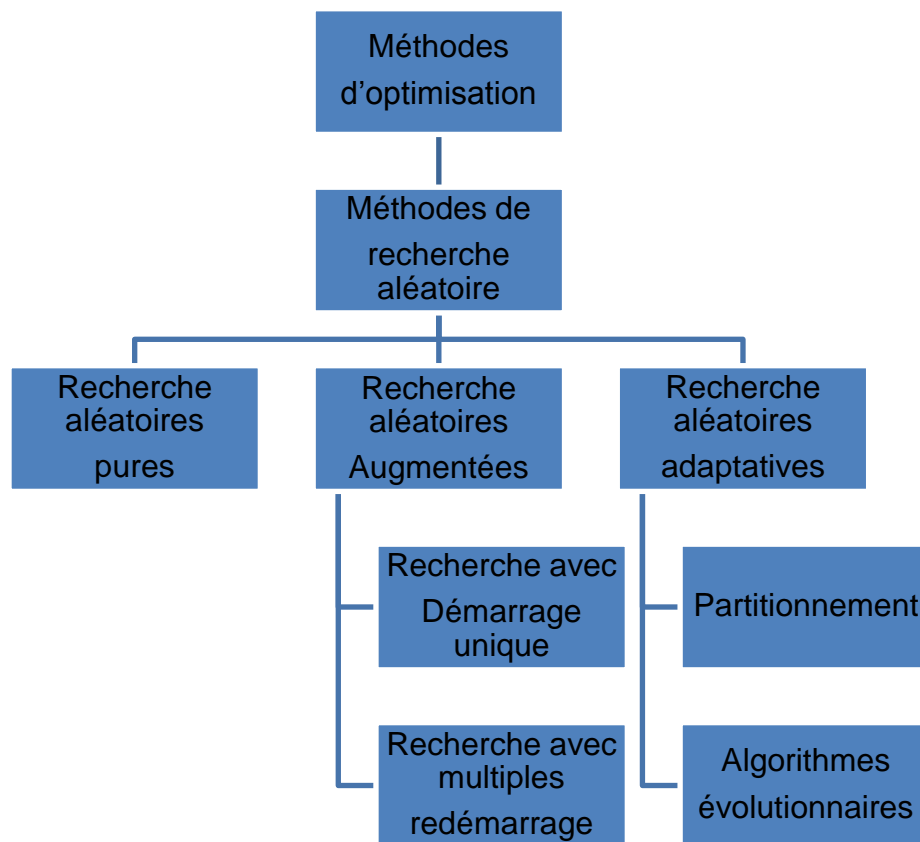


Figure 3. Les méthodes d'optimisation basées sur les recherches aléatoires [1]

3. Les fourmis naturelles

Les recherches sur les comportements collectifs des « insectes sociaux » fournissent aux informaticiens des méthodes puissantes pour la conception d'algorithmes d'optimisation combinatoire.

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

Les sociétés d'insectes ont une capacité à résoudre des problèmes d'une manière très flexible (la colonie s'adapte aux brusques changements d'environnement) et robuste (la colonie continue de fonctionner lorsque certains individus échouent à accomplir leur tâche).

Les capacités des fourmis en matière de coopération (voir Figure), de communication, de compétition et d'apprentissage, entre elles peuvent être mises à profit pour la conception de robots ou d'algorithmes de résolution de problèmes [4].

Ces capacités apparaissent clairement dans la manière par laquelle les colonies des fourmis résolvent leurs problèmes quotidiens qui sont nombreux et de nature très variée.



Figure4. Le comportement collectif des fourmis d'Argentine (*Linepithema humile*) a servi de source d'inspiration au développement de techniques d'intelligence en essaim[7].

3.1 Recherche de nourriture :

Plaçons une source de nourriture reliée au nid par une passerelle formée d'une branche courte et d'une branche longue, les fourmis choisissent toutes le chemin le plus court après un certain laps de temps.

Les fourmis empruntent d'abord de manière aléatoire l'un des deux branches. Pendant leur trajet, elles laissent derrière elles des traces de phéromone, une substance chimique attractive pour leurs congénères.

Les premières arrivées à la source de nourriture sont celles qui ont suivi le plus court chemin. Elles auront tendance à suivre le même parcours pour le retour au nid, puisqu'il contient déjà leurs propres traces de phéromone. Ensuite, c'est une question de proportion.

Plus de fourmis ont parcouru le chemin le plus court. La quantité de phéromone déposée est donc plus importante et attirera d'autant plus leurs consœurs. Le plus court chemin finit ainsi par devenir une véritable autoroute [17] (voir Figure 5).

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

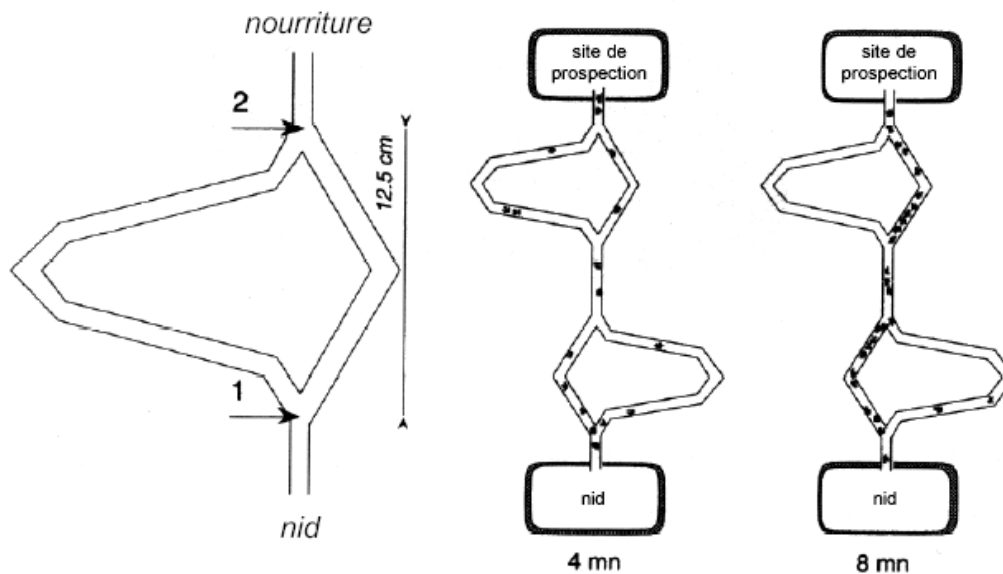


Figure5. Montage expérimental et schémas de la sélection des branches courtes par une colonie de *Linepithema humile*, 4 et 8 minutes après la mise en place de la passerelle [17].

3.2 Le transport coopératif: où plusieurs fourmis coordonnent leurs mouvements pour porter une proie trop grosse pour un seul individu.

3.3 La construction et le nettoyage du nid:

Les fourmis construisent l'architecture des nids qui est un exemple frappant de structure complexe. Ces méthodes ont l'intérêt pour expliquer l'apparition de telles structures provient encore une fois de l'organisation distribuée qui est sous-jacente [4].

Cependant, le nettoyage du nid est effectué par les ouvrières et a pour but un regroupement des cadavres de la colonie à certains endroits. Ces deux actions donnent un modèle qui montre l'action collective réalisée par les fourmis.

3.4 La communication :

Les fourmis ont développé leurs propres mécanismes de communication qui peuvent être qualifiés «d'élaborés» [4]. C'est une communication chimique qui utilise les phéromones. Ce genre des communications présente les avantages suivants:

- La diversité des molécules pouvant intervenir permet de fournir des informations qualitatives;
- La stabilité du signal pour une molécule peu volatile permet d'assurer une certaine permanence.

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

Malgré que les informaticiens se soient seulement intéressés au comportement collectif, les fourmis possèdent aussi des capacités individuelles remarquables, comme d'autres organismes *survivants* [4]. Les fourmis de type *Cataglyphis* sont capables d'apprendre visuellement des routes familières pour se déplacer entre le site alimentaire et leur nid. Les fourmis *Gigantiops destructor* qui en plus de leurs capacités visuelles, peuvent faire des bonds extraordinaires.

4. Les fourmis artificielles

Les informaticiens ont pu transformer des méthodes utiles pour l'optimisation et le contrôle inspirés par des modèles du comportement collectif des insectes sociaux. Les algorithmes de contrôle et d'optimisation des modèles de recherche collective de nourriture chez les fourmis en particulier, ont connu un succès inattendu et portent le nom d'optimisation par « colonie de fourmis » [7].

Le premier algorithme de ce type a été conçu pour résoudre le problème du voyageur de commerce. Les algorithmes de ce genre ainsi que leurs domaines d'application ne cessent d'évoluer.

Les étapes d'évolution des algorithmes d'optimisation par colonies des fourmis (Ant Colony Optimisation : ACO) et le développement de leurs domaines d'application seront traités dans les paragraphes suivants.

4.1 Principe général et évolution

4.1.1 Algorithmes ACO

Les premiers algorithmes d'ACO ont été créés comme nouvelle heuristique pour résoudre le TSP (Travelling Salesman Problem). Ce problème consiste à trouver le chemin le plus court en passant une seule fois par un nombre donné de villes. En utilisant des fourmis artificielles conçues pour déposer des pistes de phéromone avec une concentration qui varie en fonction de la distance totale qu'elles ont parcourue, on peut obtenir des chemins quasi optimaux.[7]

4.1.1.1 L'algorithme de système des fourmis (Ant System : AS)

Le système de fourmi a été appliqué la première fois au problème du voyageur de commerce (TSP), Il utilise une représentation graphique comme celle défini dans Figure 6. A cette dernière on ajoute en plus de la valeur du coût $\delta(i, j)$, à chaque bord un autre critère $\tau(r, s)$ appelé le phéromone, qui est mis à jour itération après itération par les fourmis. Pour le système de fourmis est appliqué aux problèmes symétriques du TSP,

$$\tau(i, j)$$

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

$= \tau(j, i)$, et quand il est appliqué aux problèmes asymétriques il est possible d'avoir $\tau(i, j) \neq \tau(j, i)$. Le système de fourmis (AS) fonctionne comme suit.

Chaque fourmi accomplit un tour complet en choisissant les villes selon une règle probabiliste de transition (*state transition rule*) : les fourmis préfèrent se déplacer aux villes qui sont reliées par les arcs courts et qui ont un taux élevé de phéromone.

Elles possèdent une mémoire individuelle (ou liste tabou) des villes parcourues pendant le tour, leur évitant ainsi de construire une solution erronée permettant ainsi de définir l'ensemble des villes J_i^k que la fourmi k doit visiter après la ville i pour compléter son tour.

Une fois que toutes les fourmis ont accompli leurs tours, un ajustement de la déposition de phéromone aura lieu : une fraction de la phéromone s'évapore sur tous les arcs (les arcs qui ne sont pas régénérés devenant moins souhaitables). Chaque fourmi dépose une quantité de phéromone sur les arcs appartenant à son tour.

Cette quantité est proportionnelle au nombre de tour (en d'autres termes, les arcs qui appartiennent à plusieurs tours courts, sont les arcs qui reçoivent la plus grande quantité de phéromone). Le processus est alors réitéré.

TSP

Soit $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ un ensemble des villes, soit $A = \{(i, j) : i, j \in V\}$ l'ensemble des arcs, et soit $\delta(i, j) = \delta(j, i)$ la distance associée à l'arc $(i, j) \in A$.

Le problème de TSP consiste à trouver le tour qui passe par chaque ville une seule fois et qui a la longueur minimale.

Figure6. Le problème du voyageur de commerce

4.1.1.1.1 Règle de transition de AS :

La règle de transition du système de fourmis donne la probabilité que la fourmi k passe de la ville r à la ville s . Cette règle est définie comme suit :

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

$$p_k(i, j) = \left\{ \frac{[\tau(i, j)]^\alpha [\eta(i, j)]^\beta}{\sum_{i \in j_j^k} [\tau(i, u)]^\alpha [\eta(i, u)]^\beta} \quad si \quad j \in j_j^k \right\} \quad [2]$$

$\eta(i, j)$ est l'inverse de la distance entre i et j ($\eta_{ij} = 1/d_{ij}$). Elle est appelée matrice de visibilité. Cette information statique est utilisée comme heuristique de la désirabilité *innée* de choisir j à partir de la ville i .

$\tau_{ij}(t)$ est la quantité de phéromone du chemin reliant les villes i et j . Cette information dynamique représente la désirabilité *acquise* de sélectionner j comme destination de i . En effet, elle est modifiée à la fin de chaque itération pour refléter l'expérience des fourmis pendant leur tour.

Les paramètres α et β déterminent l'importance des phéromones par rapport aux distances et visa versa. Ainsi en multipliant la quantité des phéromones sur l'arc (i, j) par la distance $\eta(i, j)$ associée à cet arc, le choix des arcs courts avec de grande quantité de phéromones est favorisé.

J_i^k est l'ensemble des villes que la fourmi k doit visiter après la ville i pour compléter son tour.[2]

4.1.1.1.2 Déposition et mise à jour des phéromones

Dans le système de fourmis, la déposition de phéromone se fait comme suit : lorsque toutes les fourmis ont fini leurs tours, les phéromones initiales qui se trouvent sur les arcs seront changées selon l'équation suivante :

$$\tau_{ij} = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij} + \Delta \tau_{ij} \quad (2.3)$$

$$\Delta \tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta^k \tau_{ij}$$

$$\Delta \tau_{ij} = \begin{cases} Q / L^k & si (i, j) \in \text{un tour effectué par une fourmi} \\ 0 & sinon \end{cases} \quad (2.4)$$

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

Où ρ est un taux d'évaporation, ($0 < \rho < 1$); L^k , la longueur du tour accompli et Q un paramètre ajustable.

La mise à jour des phéromones rend favorable le choix des tours courts. Les phéromones placées sur les arcs jouent le rôle d'une mémoire à long terme distribuée : cette mémoire n'est pas stockée localement dans les différentes fourmis, mais distribuée sur les arcs du graphique.

4.1.2 L'algorithme de la colonie des fourmis (Ant Colony System : ACS)

Un second algorithme, plus élaboré, appelé ACS (Ant Colony System) a également fait l'objet de développement. Son but est d'obtenir de meilleurs résultats avec des jeux de données plus complexes, ce que ne permettait pas l'AS, beaucoup trop lent pour des problèmes dépassant 100 villes. ACS apporte quelques modifications importantes :

- Le choix de la ville j (la ville suivante j à visiter) se fait d'une façon à établir un équilibre entre exploration de nouveaux chemins et exploitation des connaissances déjà accumulées, grâce à la règle de transition (the state transition rule);
- Une mise à jour globale est appliquée seulement aux arcs qui appartiennent au meilleur tour (the global updating rule);
- Une mise à jour locale (local updating rule).

ACS travaille comme suit : les m fourmis sont placées aléatoirement sur n villes. Chaque fourmi construit un tour en se déplaçant d'une ville à l'autre en appliquant la règle de transition (the state transition rule).

Pendant son tour, une fourmi modifie la quantité de phéromone qui se trouve déjà sur les arcs (i, j) en appliquant la règle de l'ajustement local (local updating rule). Une fois que toutes les fourmis ont terminé leur visite, le taux de phéromone sur les arcs (i, j) est encore modifié en appliquant la règle de l'ajustement global (global updating rule).

Un arc avec un grand taux de phéromone est un choix très désirable. Les règles de mises à jour globale et locale ont pour rôle de donner un grand taux de phéromone aux arcs qui devraient être visités par les fourmis. [7]

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

4.1.2.1 Règle de transition de ACS (state transition rule)

Dans ACS une fourmi placée sur une ville i choisit la ville j en appliquant la règle suivante :

$$J = \begin{cases} \operatorname{argmax}_J \{ [\tau(i, u)]^\alpha [\eta(i, u)]^\beta \} & , \text{si } q \leq q_0 \text{ (exploitation)} \\ J & , \text{si } q > q_0 \text{ (exploration)} \end{cases} \quad (2.5)$$

q : est nombre aléatoire compris entre 0 et 1.

q_0 : est un paramètre compris entre 0 et 1.

J est une variable aléatoire choisie selon l'équation 2.1.

La valeur du paramètre q_0 détermine l'importance relative d'exploitation contre exploration.

4.1.2.1.1 Mise à jour global de phéromone (ACS global updating rule)

Seule la meilleure fourmi (i.e. la fourmi de qui a construit le plus court tour) est autorisée à déposer de la phéromone. Ce choix a pour but de mieux orienter la recherche : les fourmis cherchent dans le voisinage du meilleur tour trouvé jusqu'à l'itération courante de l'algorithme.

La mise à jour global des phéromones est appliquée selon l'équation suivante :

$$\tau(i, j) \leftarrow (1 - \alpha) \tau(i, j) + \alpha \Delta \tau(i, j) \quad (2.6)$$

$$\Delta \tau_{ij} = \begin{cases} W^{*-1} & \text{si } (i, j) \in \text{au meilleur tour obtenu} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.7)$$

α est un paramètre d'affaiblissement de phéromone, avec $0 < \alpha < 1$

W^* est la valeur du coût du meilleur tour obtenu.

4.1.2.1.2 Mise à jour locale de phéromone (ACS local updating rule)

En cherchant une solution, les fourmis visitent les arcs (i, j) et changent leur taux de phéromone en appliquant la règle d'ajustement locale :

$$\tau(i, j) \leftarrow (1 - \rho) \tau(i, j) + \rho \Delta \tau(i, j) \quad (2.8)$$

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

ρ est un paramètre d'évaporation de phéromone, avec $0 < \rho < 1$.

$\Delta\tau_{ij}(0) = \tau_0$ avec τ_0 la valeur initiale des phéromones.

Les deux algorithmes traités ci-dessus ne sont pas les seuls à être développés suivant l'axe de l'optimisation par colonies des fourmis. Un grand nombre d'algorithmes d'optimisation se sont inspirés du comportement de la colonie des fourmis (tableau 2). Parmi ces algorithmes, on peut citer :

Tableau 3. L'évolution des ACO [7]

Les algorithmes ACO	Les auteurs	Année
Ant System	Dorigo, Maniezzo & Coloni	1991
Etilist AS	Dorigo	1992
Ant-Q	Gambardella & Dorigo	1995
Ant Colony System	Dorigo & Gambardella	1996
MMAS	Stuzle & Hoos	1996
Rank-Based AS	Bullnheimer, Hartl & Strauss	1997
ANTS	Maniezzo	1998
Best-Worst	Cordón	2000
Hyper-Cube ACO	Blum, Roli, Dorigo	2001

- Ant-Q** : il peut être perçu comme un système des fourmis avec un apprentissage par renforcement. Il ressemble à ACS du point de vue de la règle de transition. Cette version montre un comportement plus efficace comparativement à d'autres méthodes heuristiques comme Elastic-Net, Simulated Annealing, Self Organizing . Cependant l'ANT-Q représente une complexité qui rend impraticable son utilisation pour des problèmes de grandes tailles et assez complexes.[4]
- MMAS (MAX-MIN Ant System)** : Afin de ne pas avoir une solution *prématurée* en ayant des chemins trop favorisé après un certains nombre des itérations, *MMAS* introduit l'utilisation des valeurs τ_{\min} et τ_{\max} pour limiter les valeurs possibles que les phéromones peuvent les prendre. Ainsi ces dernières auront pour valeurs initiales τ_{\max} et seront bornées : $\tau_{ij} \in [\tau_{\min}, \tau_{\max}]$. La mise à jour des phéromones est globale. On

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

peut encore noter l'utilisation des listes des candidats ainsi que la recherche locale pour améliorer la solution.

- **Rank-Based AS** : Dans cette version les fourmis sont rangées par ordre décroissants des L^k . La mise à jour tient compte de σ meilleures solutions (fourmis) :

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau_{ij} + \frac{\sigma}{L^*} + \sum_{k=1}^{\sigma-1} \Delta^k \tau_{ij}$$

$$\Delta^k \tau_{ij} = \begin{cases} \frac{\sigma - k}{L^k} & \text{si } (i, j) \in T^k \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (2.9)$$

5. Domaines d'application

Le comportement efficace qu'ont montré les algorithmes appartenant à l'ACO, a poussé les chercheurs à utiliser cette technique dans de différents domaines complexes et variés. Encore une fois ce genre des algorithmes a prouvé leur haute compétitivité. De ces problématiques on peut citer :

Tableau 1. Problèmes traités par des fourmis et autres [4].

Problèmes	Références
Traveling salesman problem	[13] [7]
Quadtratic Assignment	[3] [14]
Jobshop Sheduling	[8]
Bin Packing	[5]
Vehicle Routing	[10]
Network Routing	[10]
Bus Driver Sheduling	[12]
Classification problem	[11]
Flowshop Sheduling	[6]
Frequency Assignment	[2]
Constraint Satisfaction	[4]
Dynamic graph search	[1] [4]
Answer Set programming	[3]
Le découpage de l'espace aérien européen en zones de qualification	[2]

Chapitre 2 : Le problème d'optimisation de politique de maintenance préventive et l'algorithme des colonies de fourmis

Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté les méthodes de résolution possibles pour un problème d'optimisation en général. L'optimisation par colonie des fourmis est ensuite traitée d'une manière plus détaillée : fourmis naturelles, fourmis réelles et domaines d'application. L'optimisation par colonie des fourmis a montré une compétitivité remarquable dans tous les domaines où elle était appliquée.

Les dates récentes d'une grande partie des références dans le montrent que cette technique d'optimisation est de plus en plus utilisée.

Dans ce mémoire, l'ACO est utilisée pour optimiser les politiques de la maintenance préventive. De bons résultats ont été obtenus.

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

1 Introduction

Dans le chapitre précédent, on a présenté globalement les méthodes d'optimisation et on s'est particulièrement intéressé à l'optimisation par colonie de fourmis. Le but de ce chapitre est d'élaborer de nouvelles techniques d'optimisation pour la maintenance préventive systématique.

Cette optimisation est définie par le choix, pour chaque composant du système, du temps d'intervention 'optimal' pour effectuer la maintenance préventive minimisant ainsi la fonction objectif, le coût, tout en respectant les conditions de disponibilité. Au début, le modèle de la maintenance adopté sera celui proposé par les résultats intéressants.

Cependant les algorithmes génétiques utilisés dans cette étude comme technique d'optimisation seront remplacés par de nouveaux algorithmes issus de la technique de colonie de fourmis.

Ci-dessous, sont présentées les notations utilisées dans ce chapitre :

$A(t) \geq A_0$, et $0 < t \leq T_M$;

N : nombre total des composants;

$T_0 = (T_0(1), T_0(2) \dots T_0(N))$: vecteur des dates de la première inspection;

$T_0^{ord} = (T_0^{(1)}, T_0^{(2)}, \dots T_0^{(N)})$: vecteur trié ; $T_0^{(1)} \leq T_0^{(2)} \dots \leq T_0^{(N)}$;

$T_P = (T_P(1), T_P(2) \dots T_P(N))$: vecteur solution des périodes d'inspections;

T_M : temps de mission;

$A(t)$: disponibilité du système au temps t ;

A_0 : contrainte de disponibilité – limite inférieure;

T_F : temps arbitraire de l'échec;

T_P : période d'inspection.

Cette introduction est suivie de quatre paragraphes qui présentent successivement une explication brève du modèle de la maintenance préventive adoptée, la technique

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

d'optimisation, une explication détaillée des algorithmes adoptés (la démarche de recherche de la solution, les critères d'arrêt et d'évaluation, le choix du point de départ, les règles de transition et de mise à jour des phéromones), les résultats et une conclusion.

2 Modèle de maintenance préventive pour un système séries- parallèle général

2.1 Modèle de maintenance pour les composants de base

Dans ce paragraphe, on suppose que la maintenance préventive (PM) rend le composant nouveau 'as good as new', le modèle est représenté par la figure suivante :

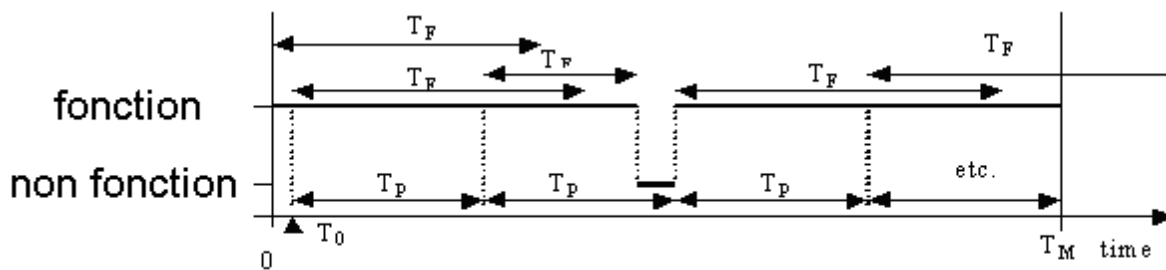


Figure7. Modèle de PM pour tester les éléments périodiquement [27]

Au début, le système ainsi que ses éléments sont fiables donc il est inutile de les maintenir, le problème alors ne consiste pas à déterminer seulement le vecteur T_P mais à déterminer également le vecteur T_0 .

Le vecteur T_0 optimal est construit en tenant compte de la fiabilité, de la disponibilité et du coût.

2.2 Structure générale d'une structure séries- parallèle

La structure série – parallèle, étudiée dans ce chapitre, est représentée dans la figure suivante :

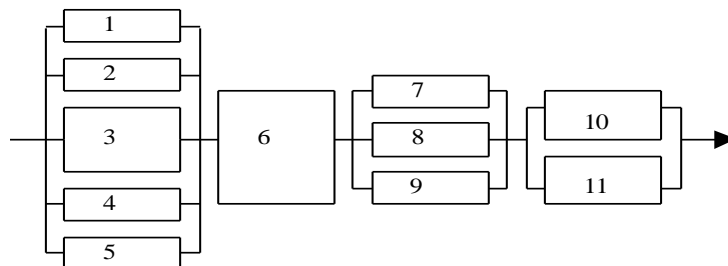


Figure8. Structure séries-parallèles générale

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

2.3 Modèle du coût

Le modèle du coût adapté dans cette étude est le suivant :

$$C_{Mp} = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{E_k} \sum_{j=1}^{n_{e(i,k)}} C_j (e(i, k)) \quad (3.1)$$

- $n_{e(i,k)}$ représente le nombre total des inspections pour l' $i^{\text{ème}}$ composant dans le $k^{\text{ème}}$ sous-système en série (bloc parallèle) au cours de l'horizon de travail;
- $C_j (e(i, k))$ est le coût de la $j^{\text{ème}}$ inspection du $i^{\text{ème}}$ composant dans le $k^{\text{ème}}$ sous-système en série;
- E_k est le nombre de composant dans le $k^{\text{ème}}$ sous-système en série;
- K est le nombre des sous-systèmes en série;
- $N = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{E_k} e(i, k)$ est le nombre total des composants. (3.2)

Dans la plupart des cas le coût de l'inspection d'un composant au cours du temps de mission est constant, c.-à.-d. :

$$C_{PM} (e(i, k)) = \sum_{j=1}^{n_{e(i,k)}} c_j(e(i, k)) = n_{e(i,k)} * c(e(i, k)) \quad (3.3)$$

où $C(e(i, k))$ est le coût d'une inspection du $i^{\text{ème}}$ composant dans le $k^{\text{ème}}$ sous-système en série.

$$n_{e(i,k)} = I + \left\lfloor \frac{T_M (e(i, k)) - T_0 (e(i, k))}{T_P (e(i, k))} \right\rfloor, \text{ est la partie entière de la fraction, et } T_M,$$

$T_0, T_P,$ sont respectivement, l'horizon de travail, le vecteur des dates de la première inspection et le vecteur solution des périodes d'inspections d'un composant donné.

2.4 Formulation du problème

Au cours de ce chapitre, les hypothèses suivantes sont prises en considération :

1. Le système est formé de plusieurs sous-systèmes montés en série, voir Figure. Chaque sous-système est formé de différents composants montés en parallèle. Chaque composant est caractérisé par son taux de défaillance $h_j(t)$ et le coût d'une inspection.

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

$C(e(i,k))$ est le coût d'une inspection du $i^{\text{ème}}$ composant travaillant dans le $k^{\text{ème}}$ sous-système en série. A noter que dorénavant, le nombre du composant sera indiqué par j

2. Les inspections sont exécutées périodiquement. Pour le $j^{\text{ème}}$ composant avec la période de $T_P(j)$, les inspections sont parfaites c.-à.-d. que le composant est remplacé – le modèle « as good as new » est adopté. L'inspection du $j^{\text{ème}}$ composant commence à $T_0(j)$.
3. Le temps durant lequel un composant n'est pas disponible à cause de la maintenance est négligeable.
4. L'effet de la maintenance corrective n'est pas considéré dans la détermination des dates de maintenance préventive.

On cherche à optimiser, pour chaque composant du système, le programme de maintenance minimisant ainsi la fonction coût C_{PM} tout en respectant :

- La contrainte de disponibilité $A(t) \geq A_0$, pour $0 < t \leq T_M$;
- Temps de mission T_M .

Par conséquent, on doit trouver le vecteur $\mathbf{T}_P = (T_P(1), T_P(2) \dots T_P(N))$, et le vecteur de premières interventions $\mathbf{T}_0 = (T_0(1), T_0(2) \dots T_0(N))$ convenables.

On considère également que la structure ainsi que ses composants ne peuvent être que dans deux situations : fonctionnement nominal ou échec complet.

La performance de la structure est représentée par un indicateur φ qui sera égale à 1 quand le système fonctionne et à 0 quand le système échoue.

La performance de chacun des composants de la structure est pareillement représentée par un indicateur x_i qui prend la valeur 1 si le composant fonctionne et si le composant tombe en panne.

On suppose que la performance d'une structure dépend d'une manière déterministe de la performance de ses composants qui est caractérisée par la fonction φ de $x = (x_1, x_2 \dots , x_N)$; $\varphi(x)$ est la fonction structure du système [6].

Pour les structures où chaque composant contribue au fonctionnement de la structure, certaines hypothèses semblent intuitivement acceptables :

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

- (i) $\varphi(\mathbf{1}) = 1$, où $\mathbf{1} = (1, 1, \dots, 1)$,
- (ii) $\varphi(\mathbf{0}) = 0$, où $\mathbf{0} = (0, 0, \dots, 0)$,
- (iii) $\varphi(\mathbf{x}) \geq \varphi(\mathbf{y})$ si $x_i \geq y_i$, $\forall i = 1, 2, \dots, N$.

L'hypothèse (i) déclare que si tous les composants fonctionnent, la structure fonctionne. L'hypothèse (ii) déclare que si tous les composants échouent, la structure échoue. Finalement, l'hypothèse (iii) déclare que les composants de fonctionnement n'interfèrent pas le fonctionnement de la structure. La Structure satisfaisant (i), (ii), et (iii) s'appellent structure cohérente.

En supposant une distribution de probabilité pour l'exécution des composants, nous obtenons la disponibilité du j -ème composant de comme suit :

$P_j = P[X_j = 1] = E[X_j]$, où X_j est la variable aléatoire binaire indiquant l'état du composant j (cette expression est la fiabilité avec le même X_j mais à condition que le composant n'a pas échoué).

La disponibilité (fiabilité pour les systèmes irréparables) de la structure est :

$$h = P[\varphi(X) = 1] = E[\varphi(X)] \quad (3.4)$$

Le fonctionnement de la structure devient maintenant une variable aléatoire binaire. Quand les composants fonctionnent indépendamment, nous pouvons écrire $h = h(\mathbf{p})$, où $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_N)$, $h(\mathbf{p})$ s'appelle la fonction de fiabilité de la structure [27].

2.5 Calcul du vecteur T_0

Le calcul de T_0 est basé sur l'idée que cette intervention doit être faite seulement si elle garantit une efficacité maximum en ce qui concerne la fiabilité et le coût. La mesure d'efficacité est plus ou moins subjective. Un critère bien précis est utilisé pour éviter le problème de la subjectivité. Il est défini de la manière suivante :

$$\min\{D_j(t), j = 1, \dots, N\}, D_j \frac{C(j)}{IF_j^B(t)} \quad (3.5)$$

$C(j)$: est le coût d'une inspection du $j^{\text{ème}}$ composant

$IF_j^B(t)$: est la mesure d'importance de Birnbaum du $j^{\text{ème}}$ composant au temps t [6].

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Pour un composant donné, le temps optimal pour faire l'inspection est le temps qui minimise le critère défini ci-dessus.

2.6 Technique d'optimisation du coût (détermination du vecteur T_P)

2.6.1 Technique d'optimisation du coût en utilisant un algorithme génétique

Le vecteur T_P est déterminé dans [27] par un algorithme génétique. La méthodologie de cet algorithme est décrite dans ce qui suit.

2.6.2 Le codage

Le codage réel est adopté, le chromosome donne directement des informations à propos du problème. Les gènes de chaque chromosome indiquent la durée d'interventions de chaque composant du système. Ces gènes sont générés dans un intervalle $[LB, UB]$ suivant une distribution uniforme (LB est la limite inférieure, UB est la limite supérieure).

Il faut faire attention à ce que les solutions soient réalisables avant de les évaluer par la fonction objective G , pour cela on a recours à une fonction d'adaptation G' : $G' = Cst - G$. Cst est une constante choisie de façon à laisser G' toujours positive.

2.6.3 Autres paramètres

- La taille de la population, N , est 50.
- La probabilité de croisement $p_c \geq 0.7$
- La probabilité de mutation $P_m \leq 0.07$.

Le critère d'arrêt est le nombre des générations, il est fixé à 2000.

2. Nouvelle technique d'optimisation du coût en utilisant une colonie de fourmis

Dans ce chapitre, on essaie de résoudre le problème de la détermination du vecteur T_P en utilisant des algorithmes qui se basent sur le concept de colonie de fourmis. Pour cela on propose trois méthodes qui, malgré les différences dans leur stratégie, relèvent toutes de la notion de « colonie de fourmis ».

Les trois algorithmes associés sont nommés respectivement : *système de fourmis 1 (AS1)*, *système de fourmis 2 (AS2)* et *colonie de fourmis 1 (ACS1)*.

1 Déroulement de la recherche de solution

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Chaque composant a une liste des périodes d'intervention possibles générés dans un intervalle $[LB, UB]$ suivant une distribution uniforme (LB est la limite inférieure, UB est la limite supérieure) comme l'illustre la Figure 9.

La liste d'un composant n'est autre qu'un vecteur dont chaque élément est une période d'intervention possible pour ce composant. Le nombre des temps générés dans une liste est indépendant du nombre des composants. Il est lié aux contraintes du problème, ainsi pour une contrainte de disponibilité égale à 0.5, dix valeurs générées du temps apparaissent suffisantes. Pour une contrainte de disponibilité égale à 0.8, ce nombre va notamment augmenter.

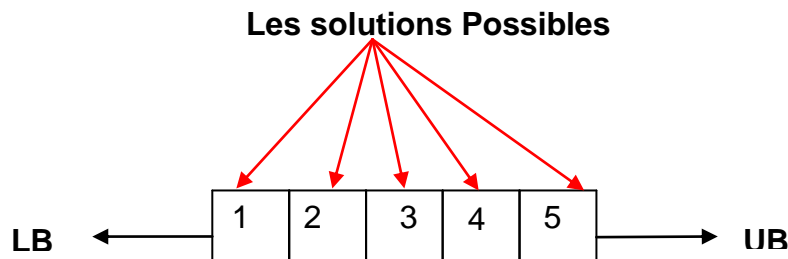


Figure9. Vecteur-liste des solutions possibles pour un élément quelconque

Chacune des m fourmis construit une solution pour résoudre ce problème en se déplaçant d'une liste à une autre de manière à toutes les visiter. Chaque fois qu'une fourmi se déplace d'une liste à la suivante, elle va balayer cette dernière pour chercher la meilleure période correspondant au composant en question.

La période choisie est mise dans une liste taboue pour que les autres fourmis ne la choisissent plus, permettant ainsi de diversifier la recherche dans tout l'espace des solutions possibles. Durant une itération l , chaque fourmi $k = 1 \dots m$ effectue un tour $T_k(l)$. Ce tour est un vecteur des périodes possibles pour effectuer la maintenance des éléments du système.

Le nombre des éléments de ce vecteur est le nombre des éléments dont on cherche à déterminer les dates d'intervention, pour la structure proposée (figure 2), ce nombre est 11. Chaque tour $T_k(l)$ est un vecteur candidat pour être le meilleur vecteur T_P trouvé par cette méthode (voir Figure 10).

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Pendant ce tour, le choix de la prochaine période d'intervention t_{ij+1} à visiter, à partir du temps courant t_{ij} , dépend de plusieurs critères :

1. Oui ou non le temps t_{ij+1} a déjà été visité. Les fourmis possèdent une mémoire individuelle (ou liste tabou) des temps parcourus pendant le tour. Elle permet de définir l'ensemble des temps J_j^k que la fourmi k peut choisir pour le $j^{\text{ème}}$ composant.
2. La période d'intervention, il est préférable que celle-ci soit aussi longue que possible. Pour cela on associe à chaque couple de vecteurs-listes $(T_j, j+1)$, une matrice $P_{t(i,j), t(i,j+1)}$ (matrice de visibilité) qui attribue une pondération plus grande aux longues périodes, les coefficients associés étant générés arbitrairement entre 0 et 1 .
3. La quantité de phéromone $\tau_{t_{ij}, t_{ij+1}} (l)$ du chemin reliant les périodes t_{ij} et t_{ij+1} . Cette information dynamique représente la désirabilité acquise de sélectionner t_{ij+1} comme destination de t_{ij} . En effet, elle est modifiée à la fin de chaque itération pour refléter l'expérience des fourmis pendant leur tour.

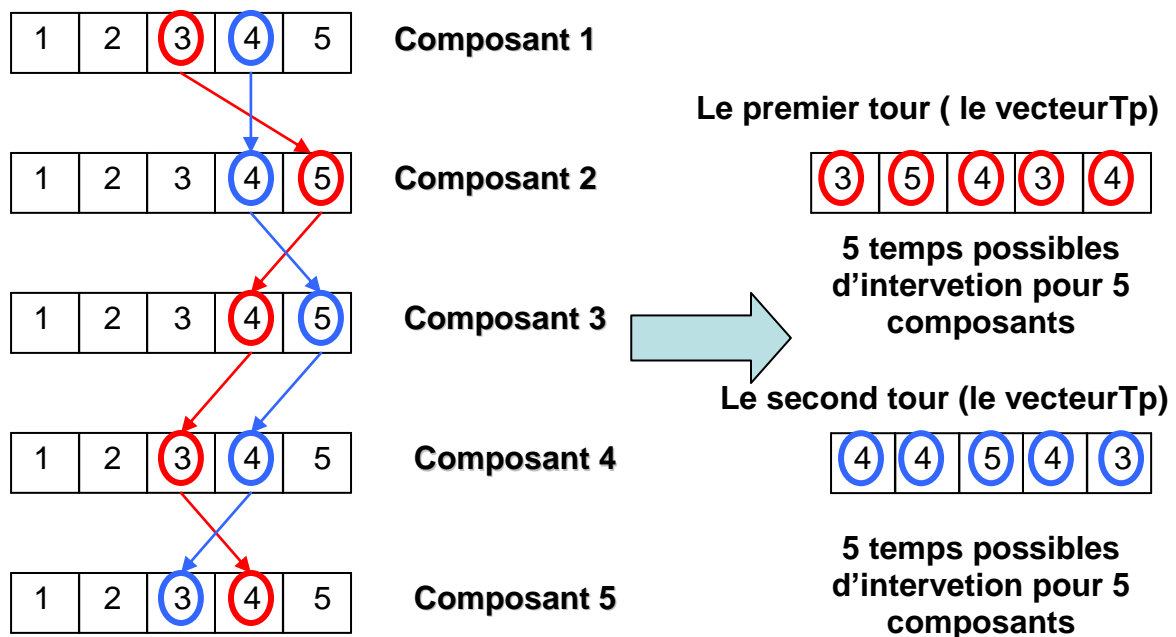


Figure10. Exemple d'un tour d'une fourmi

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Dans la figure 10, un petit exemple est exposé. Une seule itération, 2 fourmis et 5 composants sont considérés. Chaque fourmi visite tous les composants et choisit un temps de chaque liste afin de construire son propre $T_k(l)$.

Dans cet exemple, la première fourmi choisit le temps 3 comme un temps d'intervention pour le premier composant, le temps 5 comme un temps d'intervention pour le second composant, etc., et 4 comme un temps d'intervention pour le dernier composant.

Comme chaque temps choisit par la première fourmi est mis dans une liste taboue, la deuxième fourmi va choisir obligatoirement des temps différents, ainsi on aura deux tours différents.

3.2 Critères d'arrêt et d'évaluation

Tous les tours, les solutions possibles, construites par les fourmis sont évaluées. Le critère d'évaluation tient compte de la faisabilité, du coût et de la disponibilité de chaque tour. Il est choisi comme dans [27].

Le critère d'arrêt ne dépend pas seulement des nombres d'itérations, mais aussi du taux d'amélioration de la solution. Si cette solution, après un nombre donné d'itérations, n'est pas améliorée pendant n fois consécutives la résolution s'arrête.

Malgré la grande base commune que se partagent ces 3 algorithmes proposés, ils diffèrent par la stratégie de recherche de la solution, ce qui influe sur la qualité de la solution trouvée et le temps de calcul nécessaire pour trouver cette solution. Dans ce qui suit on va étudier ces différences.

3.3 Choix du point du départ du tour

Pour AS1, toutes les m fourmis partent du même point, ce point est choisi arbitrairement dans la première liste et est fixé au début du calcul, puis chacune construit, comme indiqué précédemment, une solution possible.

Pour AS2, les m fourmis partent toujours du même point, mais ce point n'est pas fixe. Une fois qu'une solution est obtenue, on répète la recherche pour une autre solution, mais en partant du temps suivant qui se trouve sur la liste du premier composant.

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Enfin, pour ACS1, les m fourmis partent de m points arbitraires et différents pour construire leurs tours. Ces points appartiennent à la liste du premier composant ou l'élément du départ (Figure11).

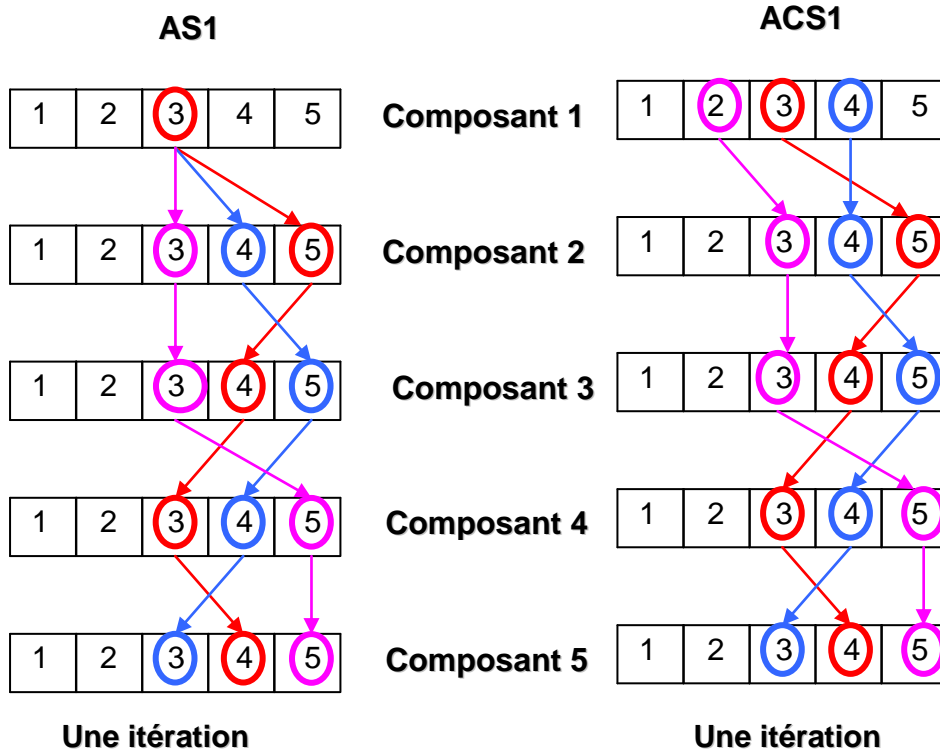


Figure 11. Les trois méthodes et les choix de points de départ

3.4 La règle de transition et la déposition des phéromones

Les algorithmes proposés fonctionnent comme suit. Chaque fourmi produit un tour complet en choisissant les temps d'intervention selon une règle probabiliste de transition : les fourmis préfèrent se déplacer aux temps qui sont reliés par des arcs qui ont une valeur élevée de phéromone et de visibilité.

Les règles de mise à jour des phéromones (règle de mise à jour globale, pour AS1, AS2 et ACS1, règle de mise à jour locale pour ACS1) sont appliquées ainsi : une fraction du phéromone s'évapore sur tous les bords, et puis chaque fourmi dépose une quantité de phéromone sur les arcs.

La valeur de cette quantité est proportionnelle au résultat trouvé (en d'autres termes, les arcs appartenant à de bons tours reçoivent une plus grande quantité de phéromone). Le processus est alors répété.

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

La mise à jour de phéromone est prévue pour assigner une plus grande quantité de phéromone aux tours menant aux coûts minimaux. Dans un sens, c'est semblable à une procédure d'apprentissage par « renforcement » [24][28] dans laquelle les meilleures solutions obtiennent une pondération plus élevée (comme cela se produit, par exemple, dans des algorithmes génétiques avec la sélection proportionnelle [18]).

La formule de mise à jour des phéromones caractérise à la fois le dépôt de nouvelles quantités de phéromone par les fourmis sur les arcs visités et leur évaporation. Les phéromones placés sur les arcs jouent le rôle d'une mémoire à long terme distribuée : cette mémoire n'est pas stockée localement dans les différentes fourmis, mais elle est distribuée sur les arcs du graphique [4]. Ceci permet une forme indirecte de communication appelée stigmergie [29] [30]

-A-) AS1 et AS2

AS1 et AS2 partagent la même règle de transition. La probabilité que la fourmi k passe du temps t_{ij} au temps $t_{i,j+1}$ est donnée par les équations suivantes :

$$p_k(t_{i,j}, t_{i,j+1}) = \left\{ \frac{[\tau(t_{i,j}, t_{i,j+1})]^\alpha [p(t_{i,j}, t_{i,j+1})]^\beta}{\sum_{u \in J_{j+1}^k} [\tau(t_{i,j}, t_{u,j+1})]^\alpha [p(t_{i,j}, t_{u,j+1})]^\beta} \quad \text{si } t_{i,j+1} \in J_{j+1}^k \right\} \quad (3.5)$$

$[P(t_{ij}, t_{i,j+1})]$ est la matrice de visibilité.

$\tau(t_{ij}, t_{i,j+1})$ est la matrice de phéromones. Elle associe à chaque arc $(t_{ij}, t_{i,j+1})$ une valeur donnée de quantité de phéromones

J_{j+1}^k est la liste des temps que la fourmi k peut visiter pour le composant $j+1$.

Les paramètres α et β , fixés au début du programme, permettent de régler la contribution des deux types d'information :

- Les informations déduites grâce à la répartition de phéromones sur les arcs constituant la solution, i.e. celles relatives au « renforcement » ou non;
- Les informations que donne la matrice de visibilité $P(t_{ij}, t_{u,j+1})$.

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Toutes les pistes de phéromone (t_{ij}, t_{ij+1}) sont ajustées selon l'équation suivante:

$$\tau(t_{ij}, t_{ij+1}) \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau(t_{ij}, t_{ij+1}) + \Delta\tau(t_{ij}, t_{ij+1}) + e \cdot \Delta\tau(t_{ij}, t_{ij+1})^e \quad (3.6)$$

$$\Delta\tau(t_{ij}, t_{ij+1}) = Q / C^k$$

$$\Delta\tau_{ij}^e = Q / C^* \text{ si l'arc } ij \text{ au meilleur tour}$$

$$\text{sinon } \Delta\tau_{ij}^e = 0$$

C^k est le coût engendré par le tour de la $k^{\text{ème}}$ fourmi,

C^* : est le meilleur coût.

-) ACS1

La fourmi placée au composant j choisit le prochain temps du composant $j+1$ en appliquant la règle suivante :

$$J = \left\{ \begin{array}{l} \underset{J}{\operatorname{argmax}} \left\{ \left[\tau(t_{ij}, t_{u,j+1}) \right]^\alpha \left[p(t_{ij}, t_{u,j+1}) \right]^\beta \right\} \quad \alpha=1 \text{ et } \beta=2 \text{ si } q \leq q_0 \\ \alpha=2 \text{ et } \beta=1 \text{ si } q > q_0 \end{array} \right\} \quad (3.7)$$

$$u \in J_i^k$$

q est un nombre aléatoire compris entre 0 et 1 généré uniformément à chaque itération.

q_0 est un paramètre compris entre 0 et 1 fixé au début de l'exécution du programme.

Il oriente la recherche de la solution soit en donnant une priorité à l'exploitation (matrice de visibilité), soit en donnant la priorité à l'exploration (matrice de phéromones).

Les paramètres α et β , comme déjà expliqué, permettent de régler la contribution des deux

types d'information que sont la piste de phéromone et la visibilité $P(t_{ij}, t_{u,j+1})$.

J : est une variable aléatoire choisie selon l'équation suivante :

$$J = \underset{u \in J_i^k}{\operatorname{argmax}} p_k(t_{ij}, t_{u,j+1}), \quad p_k(t_{ij}, t_{u,j+1}) \text{ est donné par l'équation (3.5).}$$

Cette règle de transition favorise des transitions vers des temps reliées par des arcs avec de grandes quantités de phéromone. Le paramètre q_0 détermine l'importance relative de l'exploitation par rapport à l'exploration: chaque fois qu'une fourmi placée au composant i doit choisir un temps du composant j pour se déplacer vers lui, un nombre aléatoire q est

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

général. Si $q \leq q_0$, alors le meilleur arc est choisi selon l'équation (3.7) : c'est l'exploitation, la matrice de visibilité est dominante. Sinon, un arc est choisi selon l'équation (3.5) : c'est l'exploration, la matrice de phéromone est dominante.

-) La déposition des phéromones

1) Mise à jour global

Seule la meilleure fourmi (c.-à-d., la fourmi qui a construit le tour qui a donné le moindre coût) est autorisée à déposer de la phéromone.

Ce choix a pour but de mieux orienter la recherche. La mise à jour globale de la phéromone est appliquée selon l'équation suivante :

$$\tau(t_{ij}, t_{ij+1}) \leftarrow (1 - \alpha^+) \tau(t_{ij}, t_{ij+1}) + \alpha^+ \Delta\tau(t_{ij}, t_{ij+1}) \quad (3.8)$$
$$\Delta\tau_{ij} = 1/C^* ;$$

α est un paramètre d'affaiblissement de phéromone, $0 < \alpha^+ < 1$,

C^* est la valeur du coût du meilleur tour obtenu.

Ce choix, ainsi que l'utilisation de l'équation (3), permet une recherche plus dirigée : les fourmis recherchent dans le voisinage du meilleur tour trouvé jusqu'à l'itération courante de l'algorithme.

2) Mise à jour local

En cherchant une solution, les fourmis visitent les arcs (i, j) et changent leur taux de phéromone en appliquant la règle d'ajustement locale :

$$\tau(t_{ij}, t_{ij+1}) \leftarrow (1 - \rho) \tau(t_{ij}, t_{ij+1}) + \rho \Delta\tau(t_{ij}, t_{ij+1}) \quad (3.9)$$

$0 < \rho < 1$: C est un paramètre d'affaiblissement de phéromone.

$\Delta\tau_{ij}(0) = \tau_0$ avec τ_0 la valeur initiale des phéromones.

Le fait de mettre à jour les phéromones diminue la quantité de phéromone sur les arcs visités, les rendant moins souhaitables pour de futures fourmis. Cela permet ainsi de relancer la recherche grâce à de nouveaux tours susceptibles d'être meilleurs, dans le voisinage des meilleures tours précédents [4].

3.5 Formulation des algorithmes

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Dans les paragraphes ci-dessus, on a décrit les règles et les concepts utilisés dans les algorithmes proposés. Nous formulerons les algorithmes dans leur ensemble, en précisant leur structure.

AS1 est formulé comme suit :

Étape 1. Initialiser les paramètres.

Étape 2. Toutes les k fourmis sont placées sur un même point de départ. Ce point appartient à la liste du premier composant : liste (c) ; $c = 1$.

Étape 3. Soit $c = c + 1$; chaque fourmi applique la règle de transition (3.5) pour choisir le temps auquel elle va se déplacer. Ce temps appartient à la liste (c).

Étape 4. Si $c <$ le nombre total des composants, retourner à l'étape 3, sinon continuer.

Étape 5. Évaluer tous les tours (Calcul du coût, respect des contraintes de la fiabilité)

Étape 6. Appliquer la règle de mise à jour des phéromones (3.6).

Étape 7. Si l'une des conditions d'arrêt est rencontré alors arrêter, sinon $c = 1$, effacer toutes les listes taboues et retourner à l'étape 3.

AS2 a les mêmes étapes qu'AS1. Chaque itération d'AS2 est un AS1 complet. Au début de chaque itération, toutes les fourmis commencent à partir du temps d'intervention suivant dans la même liste.

Le nombre d'itérations pour AS2 est identique à celui du nombre des périodes produites dans la liste du premier composant.

En revanche, ACS1 a beaucoup de différences concernant les règles de transition, les règles de mise à jour des phéromones et le choix du point de départ. Il est formulé comme suit :

Étape 1. Initialiser les paramètres.

Étape 2. Chaque fourmi k est placée sur un point de départ différent. Ces points appartiennent à la liste du premier composant: liste(c) ; $c = 1$.

Étape 3. Soit $c = c + 1$; chaque fourmi applique la règle de transition (3.7) pour choisir le temps auquel elle va se déplacer. Ce temps appartient à la liste (c).

Étape 4. Appliquer la règle de mise à jour locale des phéromones (3.9).

Étape 5. Si $c <$ le nombre total des composants, retourner à l'étape 3, sinon continuer.

Étape 6. Évaluer tous les tours. (Calcul du coût, respect des contraintes de la fiabilité).

Étape 7. Appliquer la règle de mise à jour globale des phéromones (3.8).

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Étape 8. Si l'une des conditions d'arrêt est rencontrée alors arrêter, sinon $c = 1$, effacer toutes les listes taboues et retourner à l'étape 2.

4. Cas étudié les différents algorithmes

La méthode d'optimisation par les différents algorithmes ont été appliquées à un système série-parallèle, qui se compose de 11 éléments principaux et 4 sous systèmes parallèles connectés sous forme des séries.

Figure 8 qui présente le cas étudié.

La fiabilité de chaque composant est définie par une loi exponentielle avec $\lambda_0 = 1/\text{MTTF}$, les valeurs de λ_0 et de $C(e(i, k))$ de chaque composant sont présentées dans le tableau 4. Nous devrions noter ici que la politique de maintenance calculée doit respecter la contrainte de disponibilité telle $A(t) \geq A_0$ (A_0 représente la contrainte de disponibilité - limite inférieure), pour tout t , $0 < t \leq T_M$, et un temps de mission donné T_M .

Tableau7. Les paramètres des composants du système [27]

No. du Composant	Probabilité distribution	MTTF= $1/\lambda_0$ [année]	$C(e(i,k))$
1	EXP	12.059	4.1
2	EXP	12.059	4.1
3	EXP	12.2062	4.1
4	EXP	2.014	5.5
5	EXP	66.6667	14.2
6	EXP	191.5197	19.0
7	EXP	63.5146	6.5
8	EXP	438.5965	6.2
9	EXP	176.0426	5.4
10	EXP	13.9802	14
11	EXP	167.484	14

Les calculs sont effectués pour deux temps de missions : 25 et 50 ans. Pendant le temps de mission de 50 ans deux valeurs de A_0 sont prises en compte : 0.8 et 0.9. Dans le cas de 25 ans, les calculs ont été effectués pour $A_0 = 0.9$.

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

L'évaluation de la solution est prise conformément aux travaux dans [9]. Une comparaison entre les algorithmes GA et ACO est faite sur la base du meilleur coût obtenu et du temps de calcul nécessaire pour trouver la solution à l'aide de ces algorithmes.

Deux valeurs ont été calculées pour exprimer le gain obtenu par des algorithmes de type ACO par rapport à GA :

Avec :

GAPt qui exprime le gain relatif de temps de calcul dû à AS1, AS2 et à ACS1 par rapport à GA.

GAPc qui exprime l'amélioration relative de la solution (coût) due à AS1, AS2 et à ACS1 par rapport à GA, nous avons :

$$\text{GAPt}(\text{GA}, \text{AS1}) = \frac{t_{\text{GA}} - t_{\text{AS1}}}{t_{\text{GA}}}, \quad \text{GAPt}(\text{GA}, \text{AS2}) = \frac{t_{\text{GA}} - t_{\text{AS2}}}{t_{\text{GA}}}, \quad \text{GAPt}(\text{GA}, \text{ACS1}) = \frac{t_{\text{GA}} - t_{\text{ACS1}}}{t_{\text{GA}}},$$
$$\text{GAPc}(\text{GA}, \text{AS1}) = \frac{C_{\text{GA}} - C_{\text{AS1}}}{C_{\text{GA}}}, \quad \text{GAPc}(\text{GA}, \text{AS2}) = \frac{C_{\text{GA}} - C_{\text{AS2}}}{C_{\text{GA}}} \quad \text{et} \quad \text{GAPc}(\text{GA}, \text{ACS1}) = \frac{C_{\text{GA}} - C_{\text{ACS1}}}{C_{\text{GA}}}$$

Où t_{GA} , t_{AS1} , t_{AS2} , t_{ACS1} , les temps de calcul pour trouver la solution respectivement par GA, AS1, AS2, et ACS1.

C_{GA} , C_{AS1} , C_{AS2} , C_{ACS1} sont les meilleurs coûts obtenus, C_{PM} , respectivement par GA, AS1, AS2, et ACS1.

4.1 Paramétrage d'ACO

Pour avoir une bonne exécution des algorithmes d'ACO, plusieurs paramètres doivent être bien déterminés. Ce problème a été l'objet de plusieurs études détaillées [4][1] [26]. Cependant, ces études ont été orientées pour adapter ces paramètres au problème du voyageur de commerce (TSP).

Dans le problème de TSP, le nombre de villes à visiter est le facteur décisif dans la procédure du choix des valeurs des paramètres des AS. Notre approche adoptée a été reliée au TSP, ainsi nous pouvons profiter de ces études.

Dans l'étude présente, pour déterminer les différents paramètres, nous établissons l'approche suivante :

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Pour déterminer :	Approche
Nombre des fourmis, nombre des fourmis élitistes	Nombre des temps générés dans la liste du composant ~ nombre des villes
$\tau_{ij}, \rho, \alpha^+, q_0, Q, \tau_0$	Nombre des composants ~ nombre des villes

Cette approche n'a pas été définie arbitrairement. Nous avons essayé de résoudre notre problème par l'approche proposée qui est semblable au problème du voyageur de commerce. Dans ce dernier, les fourmis recherchent un parcours entre les villes donnant la meilleure solution (le parcours de moindre coût).

Dans le nôtre, nous recherchons l'ensemble des périodes d'intervention pour maintenir préventivement chaque composant d'un système donnant la meilleure solution (l'ensemble de périodes de moindre coût).

Il semble ainsi raisonnablement de prendre le nombre des temps générés comme référence pour déterminer le nombre de fourmis et de fourmis d'élite.

Les paramètres $\tau_{ij}, \rho, \alpha^+, q_0, Q, \tau_0$ sont utilisés pour mettre à jour les phéromones qui se trouvent sur les arcs. Ils dépendent indirectement du nombre de ces arcs.

Le nombre d'arcs ne dépend pas du nombre des temps générés mais du nombre des composants du système.

Nous avons donc considéré qu'il est approprié de se référer au nombre de composants pour déterminer les valeurs de ces paramètres.

6.1.1 - Calcul pour un horizon de travail $T_M = 50$ ans et une contrainte de disponibilité

$$A(t) \geq A_0 = 0,8$$

Les solutions obtenues sont données ci-dessous :

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Tableau 6. Le meilleur coût C_{PM} obtenu ainsi que les périodes d'inspections des composants

$$(A(t) \geq A_0; A_0 = 0,8, T_M = 50 \text{ ans})$$

<i>N° composant</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>	<i>10</i>	<i>11</i>
T_0	18	15	12	13	20	10	16	12	11	10	10
$Tp(GA)$	10,60	13,70	13,40	14,29	13,71	14,52	11,58	10,5	14,25	15,21	14,93
C_{GA}	153,9										
$Tp(ACSI)$	14,72	15,42	11,24	14,66	13,75	15,06	12,55	15,19	13,20	15,09	13,24
C_{ACSI}	153,9										
$Tp(AS1)$	11,29	15,30	14,77	15,43	15,48	15,24	15,47	15,02	15,29	15,27	14,86
C_{AS1}	153,9										
$Tp(AS2)$	9,57	14,04	15,05	14,08	13,24	15,08	15,45	14,75	12,64	15,15	13,21
C_{AS2}	153,9										

Tous les algorithmes ont trouvé le même coût durant ce temps de mission. Cependant, les temps d'obtention des solutions par ces algorithmes sont différents. AS1 et ACS1 sont plus rapides que GA ; $GAPt(GA, AS1) = 0,49$ et $GAPt(GA, ACS1) = 0,70$.

Nous pouvons noter ici qu' AS2 est l'algorithme le plus lent; $GAPt(GA, AS2) = - 7,12$. Le grand nombre d'itérations pourrait être la raison de ce comportement. Ce grand nombre des itérations est expliqué par le fait que AS2 n'est autre qu'une h répétition de AS1; h étant la taille du premier vecteur liste.

6.1.2.- Calcul pour un horizon de travail $T_M = 25$ ans et une contrainte de disponibilité

$$A(t) \geq A_0 = 0,9$$

Pour ce cas, les solutions obtenues sont :

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Tableau5. Le meilleur coût C_{PM} obtenu ainsi que les périodes d'inspections des composants

$$(A(t) \geq A_0; A_0 = 0,9, T_M = 25 \text{ ans})$$

<i>N° composant</i>	2	3	4	6	8	9	10	11
T_0	15	12	13	10	12	11	10	10
$Tp(ACSI)$	9,74	9,58	10,21	9,60	9,85	9,56	9,79	9,61
C_{ACSI}	98,5							
$Tp(AS1)$	9,92	9,57	9,55	9,59	9,90	9,59	9,56	9,86
C_{AS1}	98,5							
$Tp(AS2)$	9,51	9,58	9,70	9,61	9,69	9,84	9,57	10,20
C_{AS2}	98,5							

Les composants 1, 5, et 7 ne sont pas maintenus. Le temps trouvé pour faire l'intervention est plus grand que le temps de mission.

Pendant un temps de mission de 25 ans et $A_0 = 0,9$, tous les algorithmes continuent à donner le même coût. Il est remarquable que :

- Bien qu'ils continuent à être plus rapides que GA, soit $GAPt(GA, AS1) = 0,34$ et $GAPt(GA, ACSI) = 0,25$, l'exécution des algorithmes AS1 et ACS1 devient relativement plus lente que leur exécution dans la condition précédente ($A(t) \geq A_0; A_0 = 0,8, T_M = 50$ ans).
- Dans ces nouvelles conditions, AS1 devient un peu plus rapide qu'ACS1, ce qui n'était pas le cas dans le résultat précédent.
- Malgré qu'il est toujours le plus lent, AS2 a amélioré un peu le gain ($GAPt(GA, AS2) = -0,32$) comparativement à GA.

Le ralentissement de la performance des algorithmes est expliqué par le fait qu'avec l'augmentation de la contrainte (0,8 à 0,9) la taille du vecteur-liste augmente à son tour et par suite l'espace où ces algorithmes cherchent une solution augmente

6.1.3-Calcul pour un horizon de travail $T_M = 50$ ans et une contrainte de disponibilité $A(t) \geq A_0 = 0,9$

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

Comme pour les cas étudiés précédents, nous présentons les différents résultats dans le tableau ci-dessous :

Tableau 1. Le meilleur coût C_{PM} obtenu ainsi que les périodes d'inspections des composants

$$(A(t) \geq A_0; A_0 = 0,9, T_M = 50 \text{ ans})$$

<i>N° composant</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>	<i>10</i>	<i>11</i>
T_0	18	15	12	13	20	10	16	12	11	10	10
$Tp(ACSI)$	11,97	9,74	9,58	10,21	9,84	9,60	9,53	9,85	9,95	9,79	9,66
C_{ACSI}	224,2										
$Tp(AS1)$	11,97	9,74	9,58	9,71	9,84	9,6	9,53	9,70	9,81	9,79	9,55
C_{AS1}	224,2										
$Tp(AS2)$	9,54	10,54	9,58	10,21	9,84	9,86	10,06	9,70	10,26	9,79	9,55
C_{AS2}	224,2										

AS1 et ACS1 n'ont pas été seulement plus rapides que les GAs ($GAPt(GA,AS1) = 0,39$ et $GAPt(GA,ACSI) = 0,38$) mais encore plus efficaces car le coût trouvé est plus faible ($GAPc(GA,AS1) = 0,060$ et $GAPc(GA,ACSI) = 0,060$).

Dans ces nouvelles conditions, il est possible de remarquer :

- AS1 continue à être l'algorithme le plus rapide et devient clairement plus rapide qu'ACS1.
- AS2 continue à s'améliorer via le temps de recherche de la solution ($GAPt(GA, AS2) = -1,18; -7,12 \rightarrow -3,28 \rightarrow -1,18$) mais il reste toujours l'algorithme le plus lent.

6.4 Conclusion

Nous pouvons noter les points suivants :

- Les paramètres des algorithmes d'ACO : le nombre de fourmis, le nombre des temps générés dans les listes des composants, la valeur de e , etc. n'est pas constant. Leur valeur change quand les contraintes de disponibilité changent. Beaucoup d'expériences ont été faites et seuls des paramètres qui ont de bons rendements ont été adoptés.

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

- La simulation de ces trois méthodes s'arrête après un nombre donné d'itération ou après un nombre successif d'itérations qui aboutissent, approximativement, aux mêmes résultats.
- Différentes contraintes de disponibilité et des temps de mission variables ont été présentés afin d'établir une comparaison logique entre l'efficacité des trois algorithmes proposés.

On peut noter que quand la contrainte de la disponibilité devient plus importante, le nombre de solutions acceptables devient moindre. Alors, une différence entre les algorithmes proposés par ACO et GA apparaît.

Cette différence n'est pas seulement dans la durée nécessaire pour trouver la solution mais aussi dans la qualité de cette dernière (c.-à-d. la valeur de coût).

- Les trois algorithmes d'ACO produisent différents résultats en terme de temps de calcul. Nous pouvons noter qu'en quelques états AS1 est plus rapide qu'ACS1 (6.1.2), en d'autres termes, nous avons obtenu un résultat opposé (6.1.1).

Nous ne pourrions pas, jusqu'à maintenant, confirmer décisivement lequel parmi AS1 et ACS1 est le meilleur.

Il est clair que la fonction de coût ci-dessus permet le choix des temps lointains d'inspection. La matrice de visibilité, en donnant de plus grands coefficients aux périodes lointaines, favorise ce choix, ce qui explique le fait que la deuxième inspection se produit à la fin du temps de mission. Cependant, nous devons dire que la recherche des temps lointains d'inspection est limitée par la contrainte de disponibilité de système.

Conclusion et perspectives

Dans ce chapitre, nous avons proposé d'élaborer une nouvelle technique efficace pour évaluer des périodes quasi-optimales de maintenance. Trois algorithmes ont remplacé les algorithmes génétiques dans leur recherche.

Ensuite, nous avons montré que la performance des algorithmes de colonies de fourmis est meilleure que celle des algorithmes génétiques au moins pour le système étudié dans les mêmes conditions que dans [27].

Chapitre 3 : Techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants

D'ailleurs, les résultats obtenus nous encouragent à étudier des systèmes plus grands et plus complexes en utilisant ACO (d'autres propriétés de fiabilité, structures de système, fonctions de coût).

Cette conclusion est renforcée par le fait que des résultats semblables ont été obtenus et qui a aussi établi une comparaison entre la performance de GA et d'ACO.

Le point critique dans les algorithmes d'ACO est la détermination des paramètres « appropriés » qui doivent être fixés avant de lancer ces algorithmes. Une détermination « appropriée » de ces paramètres mène à une solution raisonnable.

Dans ce chapitre, nous établissons une comparaison entre un algorithme génétique classique et les algorithmes proposés de colonies de fourmis.

Il semble intéressant d'établir cette même comparaison entre d'algorithme génétique plus évolué comme un algorithme génétique hybride par exemple.

Enfin, il serait également intéressant de tester un algorithme hybride constitué par un couplage entre algorithme génétique et algorithmes de colonies de fourmis.

Par exemple, les algorithmes génétiques devraient déterminer les paramètres initiaux des colonies de fourmis alors que les colonies recherchent les dates d'intervention pour faire la maintenance préventive.

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

1. Introduction

Dans ce dernier chapitre on cherche à rendre les systèmes principaux d'une centrale nucléaire efficaces avec une maintenance préventive optimale et avec une qualité de service possible au meilleur coût. Cela se traduit par de fortes exigences en termes de disponibilité opérationnelle.

Pour apporter des éléments d'aide à la décision face à ce problème, il est nécessaire de disposer de méthodes permettant d'analyser les systèmes en termes de disponibilité et de maintenance tout en respectant les contraintes économiques [23].

La maintenance préventive (MP) est une approche adoptée pour réduire les coûts occasionnés par l'arrêt d'un service à cause de l'indisponibilité de l'énergie électrique.

Actuellement, pour pallier à ce problème, les industriels ont recouru à la maintenance préventive à intervalles de temps réguliers [24]. Il est vraie que cette pratique permet d'éviter un grand nombre de défaillances, mais elle reste chère et nécessite souvent des arrêts des installations électriques. Pour cela, il est de plus en plus question de l'optimisation de la maintenance préventive dans le but de réduire encore plus les coûts liées à la maintenance et d'augmenter la disponibilité de l'équipement électrique. [25], [26].

La thématique concerne l'optimisation de la MP et s'intéresse à la réduction des coûts qu'elle engendre, tout en prenant en compte des contraintes de disponibilité. A noter que cette dernière est également liée au problème de réduction des risques (fiabilité) qui peut également être une contrainte dans le problème posé.

Cela concerne l'organisation de la maintenance (ressources et stratégies), la fiabilité des systèmes maintenus (caractéristiques de dégradation et organisation du système) et la productivité (organisation et planification de la production). L'impact dans le milieu industriel des actions de maintenance et des risques de dégradation, qu'ils soient internes au système ou qu'ils concernent l'environnement, est important du point de vue financier mais aussi en terme d'image de marque, en particulier, pour la qualité (normes, etc.).

Ces aspects restent encore mal maîtrisés dans l'industrie car ils sont souvent traités trop indépendamment les uns des autres et surtout sans l'aide des méthodes d'optimisations adaptées ou limitées des cas trop simplistes ou spécifiques [27].

En particulier, la MP systématique des systèmes multi-composants (inspection à dates déterminées dans un planning) a un effet direct sur le coût de la maintenance dans les entreprises. Or, la détermination des dates d'intervention doit tenir compte des autres modes de maintenance et de leur effets sur la disponibilité d'un système délivrant un service (et par conséquent sa productivité et/ou sa qualité de service).

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

Ainsi, un échéancier optimal pour chaque composant peut donc permettre une réduction notable des coûts de possession ou d'exploitation d'un système (en particulier, réduction des coûts de maintenances curatives et d'indisponibilités fortuites).

Dans ce contexte, l'exploitation rationnelle du système électrique dépend de sa configuration, de son exploitation optimale et de sa maintenance.

Plusieurs travaux concernant l'optimisation appliquée à la maintenance des systèmes électriques ont été réalisés [28], [24] en plus des techniques heuristiques et métaheuristiques [29], [30], [31].

Ce chapitre présente essentiellement la modélisation d'une méthode d'optimisation basée sur les algorithmes de colonies de fourmis (Ant Colony Optimisation, ACO) qui est efficace et adaptée pour résoudre le problème de la MP dans un système série-parallèle, en prenant en compte les contraintes les plus pertinentes.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous présentons la description du problème de la MP. Nous décrivons le modèle générale de la MP dans la troisième partie. Les différentes étapes de l'algorithme de colonies de fourmis d'optimisation (Ant Colony system, (ACS) appliquées à la MP sont présentées dans la quatrième partie, nous appliquons la méthode ACS sur un exemple réel. Finalement nous terminons par une conclusion.

2. Description du Problème

Dans ce chapitre, nous considérons un système électrique (Centrale électrique) série-parallèle. Pour garder les niveaux de disponibilité on doit programmer une MP. Les actions de la MP sur les composants sont plus efficaces que la réparation d'une panne.

Cette suggestion est appuyée par un certain nombre d'études de cas démontrant les avantages de la MP [23], [32]. Plusieurs travaux ont été publiés sur l'optimisation et les actions de la politique de la MP, avec une réparation minimale [33], [34].

La plupart de ces dernières recherches se sont basées sur deux approches populaires pour déterminer les intervalles optimaux pour un ordre de la MP. La première approche est la méthode basée sur la fiabilité et le deuxième est la méthode d'optimisation.

Dans ce cas-ci, la tâche est de spécifier comment l'activité de la MP, devrait être programmée. Une des politiques utilisées généralement de la MP s'appelle la maintenance préventive périodique (MPP), qui spécifie que des systèmes sont maintenus au multiple de nombre entier de certaines périodes fixées.

Un autre type de MP s'appelle la maintenance préventive séquentielle (MPS), dans laquelle le système est maintenu à un ordre d'intervalle de longueurs inégales. La MPP est plus commode pour programmer alors que la MPS est plus réaliste quand le système exige un entretien plus fréquent par rapport à son âge [35], [36].

Dans notre cas on s'intéresse à la MPP en appliquant l'algorithme de colonies de fourmis pour la détermination des périodes d'entretien des actions de la MP sur les composants du système série-parallèle, pendant un temps de mission T_M (représenté par un vecteur solution T_p), en réduisant au minimum le coût d'entretien du système sous la contrainte de disponibilité.

3. Description générale du modèle de la MP

Le modèle proposé est basé sur le concept de la réduction de l'âge du composant. Nous utilisons dans notre travail un modèle qui est basé sur le système série-parallèle, représenté à la figure 1. Dans une structure sérié-parallèle, les sous-systèmes sont branchés en série. Chaque sous-système se compose en n composants branchés en parallèle. Cette structure est appliquée dans les secteurs de la communication, des systèmes électriques et des systèmes nucléaires. L'échec d'un composant ne peut pas influencer la disponibilité du système. L'équation de la disponibilité d'un composant est donnée par l'équation (1) alors que l'équation (2) représente la disponibilité du système entier.

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

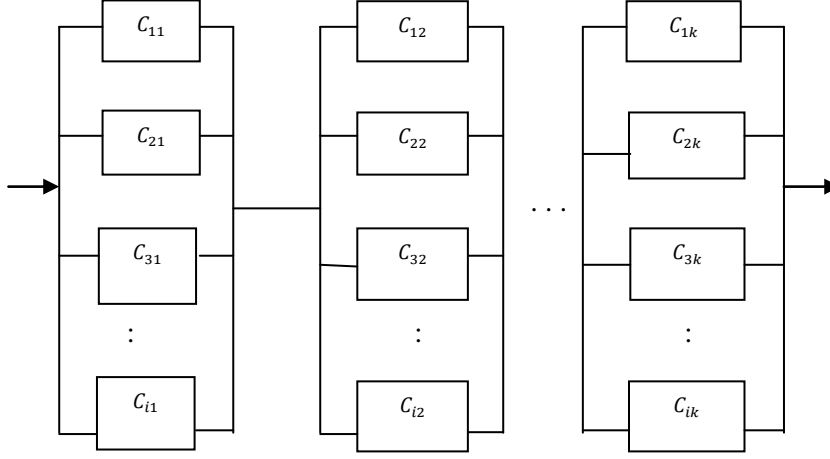


Figure.12 : Structure générale du système parallèle-séries.

$$A_j = \exp\left[-\frac{T_{p(j)}}{MTTF(j)}\right] \quad (4.1)$$

$$As(t) = \prod_{j=1}^k [1 - \prod_{j=1}^{EK} (1 - A_j(t))] \quad (4.2)$$

4. Optimisation

Plusieurs chercheurs ont proposé des stratégies de la maintenance préventive [37], [38]. Dans notre travail, on s'est inspiré des travaux des chercheurs [39] qui ont proposé un modèle de l'entretien périodique préventif qui réduit au minimum le coût de la MP avec une contrainte de fiabilité. Le modèle de Bris du coût minimal C_{Mp} est donné par l'équation (3).

$$C_{Mp} = \sum_{k=1}^{k=} \sum_{j=1}^{EK} \sum_{i=1}^{en(j,k)} (C_i(e(j, k))) \quad (4.3)$$

Par l'intermédiaire du modèle de Bris et en appliquant la méthode de ACS, nous déterminons le coût minimal C_{Mp} correspond à des temps d'intervention optimaux $T_{p(j)}$ pour effectuer la MP tout en respectant la contrainte de disponibilité A_0 . Cette technique d'optimisation a déjà été appliquée sur les équipements d'une installation de la centrale nucléaire.

4.1. Technique d'optimisation du coût en utilisant une colonie de fourmis

On utilise des algorithmes qui se basent sur le concept de colonie de fourmis afin de résoudre le problème de la détermination du vecteur T_p correspondant aux périodes d'intervention de la maintenance préventive. Il existe deux algorithmes nommés respectivement AS : Ant System, [système de fourmis] et ACS : Ant Colony System [Système de Colonie de fourmis].

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

Malgré la grande base commune que se partagent ces deux algorithmes, ils diffèrent par la stratégie de recherche de la solution, ce qui influe sur la qualité et le temps de calcul nécessaire pour trouver la solution. Dans notre implantation nous avons appliqué les stratégies de l'algorithme ACS.

4.2. Déroulement de recherche de la solution

Chaque composant a une liste de périodes d'intervention possibles générée dans un intervalle [LB, UB] suivant une distribution uniforme (LB est une limite inférieure, UB est une limite supérieure) comme l'illustre la (figure2).

La liste d'un composant n'est autre qu'un vecteur dont chaque élément est une période d'intervention possible pour ce composant.

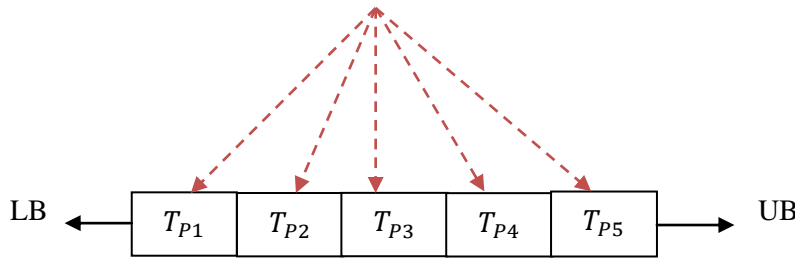


Figure.13 : liste des T_{Pj} possibles pour un système

Chacune des F fourmis construit une solution pour résoudre ce problème en se déplaçant d'une liste à une autre de manière à toutes les visiter. Chaque fois qu'une fourmi se déplace d'une liste à la suivante, elle va balayer cette dernière pour chercher la plus grande période correspondant au composant en question.

La période choisie est mise dans une liste taboue pour que les autres fourmis ne la choisissent plus, permettant ainsi de diversifier la recherche dans tout l'espace des solutions possibles. Durant une itération I , chaque fourmi $f = \{1, \dots, F\}$ effectue un tour (I).

Ce tour est un vecteur des périodes possibles pour effectuer la maintenance préventive des éléments de système.

Le nombre des éléments de ce vecteur correspond au nombre d'éléments dont on cherche à déterminer les dates d'intervention. Chaque tour $T_f(I)$ est un vecteur candidat pour être le meilleur vecteur T_p trouvé par cette méthode.

Pendant ce tour, le choix de la prochaine période d'intervention $t_{i,j+1}$ à visiter, à partir du temps courant $t_{i,j}$, dépend de plusieurs critères :

1. Oui ou non le temps $t_{i,j+1}$ a déjà été visité. les fourmis possèdent une mémoire individuelle (ou liste taboue) des temps parcourus pendant le tour. Elle permet de définir l'ensemble des temps J_j^f que la fourmi f peut choisir pour le $j^{ème}$ composant.
2. La période d'intervention, doit être la plus longue que possible. pour cela on associe à chaque couple de vecteurs-listes $(T_{i,j+1})$ une matrice $[P_{t(i,j),t(i,j+1)}]$ appelée *matrice de visibilité* qui attribue une pondération plus grande aux longues périodes.
3. La quantité de phéromone $\tau_{(t_{i,j},t_{i,j+1})}$ (1) du chemin reliant les périodes $t_{i,j}$. En effet, elle est modifiée à la fin de chaque itération pour refléter l'expérience des fourmis pendant leur tour.

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

Un exemple est exposé dans la figure (3). Une seule itération, 2 fourmis et 3 composants sont considérés. Chaque fourmi visite tous les composants et choisit un temps de chaque liste afin de construire son propre $T_f(I)$.

Dans cet exemple, la première fourmi choisit le temps T_{p4} comme un temps d'intervention pour le premier composant, et le temps T_{p5} comme temps d'intervention pour le second composant et T_{p4} comme un temps d'intervention pour le dernier composant. Pour chaque composant, les deux fourmis vont choisir obligatoirement des temps différents. Ainsi on aura deux tours différents :

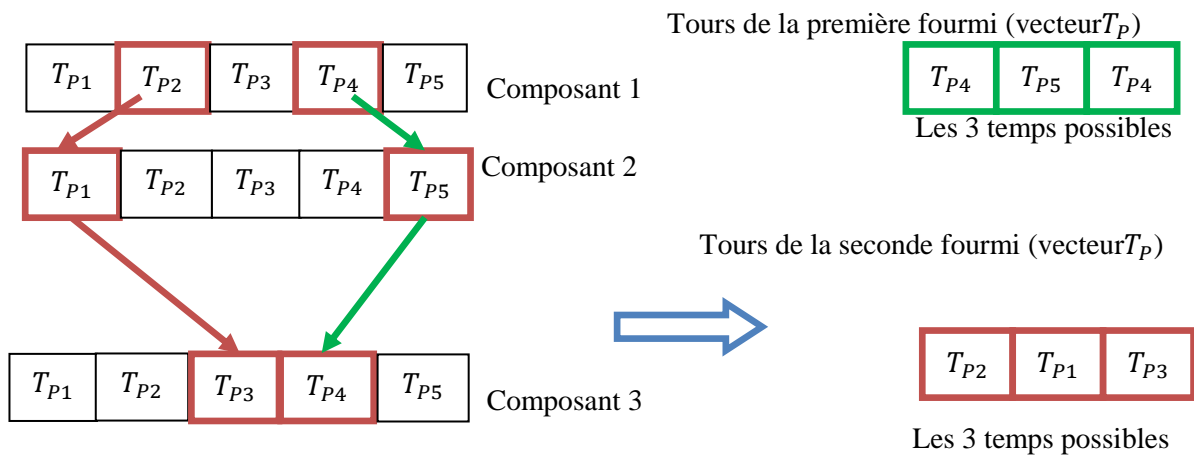


Figure.14 : Exemple de tours de fourmis (deux fourmis et trois composants)

4.3. Stratégies des algorithmes AS-ACS

Pour L'AS, toutes les F fourmis partent d'un même point choisi arbitrairement de la liste du premier composant, puis chacune d'elles construit une solution possible. Dans le cas de l'ACS, les F fourmis partent de point différent et arbitraire de la liste du premier composant pour construire leurs tours.

4.3.1. La règle de transition et la déposition des phéromones

Les deux algorithmes AS et ACS fonctionnent comme suit. Chaque fourmi produit un tour complet en choisissant les temps d'intervention selon une règle probabiliste de transition : les fourmis préfèrent se déplacer aux temps qui sont reliés par des arcs qui ont une valeur élevée de phéromone et de visibilité.

Les règles de mise à jour des phéromones (règle de mise à jour globale pour AS et règle de mise à jour locale pour ACS) sont appliquées ainsi : une fraction de la phéromone s'évapore sur tous les bords, et puis chaque fourmi dépose une quantité de phéromone sur les arcs.

La valeur de cette quantité est proportionnelle au résultat trouvé (en d'autres termes, les arcs appartenant à de bons tours reçoivent une plus grande quantité de phéromone). Le processus est alors répété.

La mise à jour de phéromone est prévue pour assigner une plus grande quantité de phéromone aux tours menant aux coûts minimaux. Dans un sens, c'est semblable à une procédure d'apprentissage par «renforcement» dans laquelle les meilleures solutions obtiennent une pondération plus élevée.

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

La formule de mise à jour des phéromones caractérise le dépôt de nouvelles quantités de phéromones par les phéromones placées sur les arcs qui jouent le rôle d'une mémoire à long terme distribuée. Cette mémoire n'est pas stockée localement dans les différents fourmis, mais elle est distribuée sur les arcs du graphique [40].

Ceci permet une forme indirecte de communication appelée stigmergie. Dans la conception de ces algorithmes nous rencontrons le processus de diversification et d'intensification.

4.3.1.1. L'algorithme AS

La règle de transition de L'AS est la probabilité $p_f(t_{i,j}, t_{i,j+1})$ que la fourmi f passe du temps $t_{i,j}$ au temps $t_{i,j+1}$. Elle est donnée par les équations suivantes :

$$p_f(t_{i,j}, t_{i,j+1}) = \left\{ \frac{[\tau(t_{i,j}, t_{i,j+1})]^\alpha [p(t_{i,j}, t_{i,j+1})]^\beta}{\sum_{i \in j_{j+1}^f} [\tau(t_{i,j}, t_{i,j+1})]^\alpha [p(t_{i,j}, t_{i,j+1})]^\beta} \quad \text{si } t_{i,j+1} \in j_{j+1}^f \right\} \quad (4.4)$$

Où : $[p(t_{i,j}, t_{i,j+1})]$ est la matrice de visibilité

$[\tau(t_{i,j}, t_{i,j+1})]$ est la matrice de phéromones

j_{j+1}^f la liste des temps que la fourmi f peut visiter pour le composant $j+1$

Les fourmis sont guidées lors de la construction d'une solution par l'information heuristique η spécifique au problème, $\eta = [p(t_{i,j}, t_{i,j+1})]$. Dans notre cas de l'information heuristique η est définie comme suite :

$$\eta = [p(t_{i,j}, t_{i,j+1})] = \frac{1}{1 + t_{max}(i,j+1)} \quad (4.5)$$

La matrice de phéromone $[\tau(t_{i,j}, t_{i,j+1})]$ associe à chaque arc $(t_{i,j}, t_{i,j+1})$ une valeur donnée de quantité de phéromones.

Les paramètres déterminent l'influence relative des pistes de phéromone $\tau(t_{i,j}, t_{i,j+1})$ et de la visibilité $p(t_{i,j}, t_{i,j+1})$. Selon les valeurs de α et β deux cas peuvent être envisagés :

- ❖ $\alpha < \beta$: l'intensification sera importante, le choix des fourmis sera basé sur l'exploitation.
- ❖ $\alpha > \beta$: la diversification est dominante, le choix des fourmis sera axé sur l'exploration.

Toutes les pistes de phéromones $(t_{i,j}, t_{i,j+1})$ sont ajustées selon l'équation suivante

$$(t_{i,j}, t_{i,j+1}) = (1 - \rho) \tau(t_{i,j}, t_{i,j+1}) + \Delta \tau(t_{i,j}, t_{i,j+1}) \quad (4.6)$$

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

4.3.1.2. L'algorithme ACS

L'algorithme ACS a été introduit pour améliorer les performances des ACS sur des problèmes de grande taille [DOR 97]. L'ACS est fondé sur des modifications de L'AS.

4.3.1.2.1. Règle de transition

L'ACS introduit une règle de transition dépendant d'un paramètre q_0 ($0 \leq q_0 \leq 1$) qui définit une balance entre l'exploitation et l'exploration.

La fourmi placée au composant j choisira le prochain temps du composant $j+1$ en appliquant la règle de transition suivant :

$$J = \left\{ \begin{array}{l} \underset{J}{\operatorname{argmax}} \left\{ \left[\tau(t_{i,j}, t_{i,j+1}) \right]^\alpha \left[p(t_{i,j}, t_{i,j+1}) \right]^\beta \right\} \\ \alpha=1 \text{ et } \beta=2 \text{ si } q \leq q_0 \\ \alpha=1 \text{ et } \beta=2 \text{ si } q > q_0 \end{array} \right\} \quad (4.7)$$

J : est une variable choisie selon l'équation suivante :

$$J = \underset{f}{\operatorname{argmax}} p_{f(t_{i,j}, t_{i,j+1})} \quad (4.8)$$

Avec $p_{f(t_{i,j}, t_{i,j+1})}$ règle de transition définie par l'équation (4)

q : est un nombre aléatoire compris entre 0 et 1 généré uniformément à chaque itération.

q_0 : Est un paramètre compris entre 0 et 1 fixé au début de l'exécution du programme. il oriente la recherche de la solution soit en donnant une priorité à l'exploitation (matrice de visibilité), soit en donnant la priorité à l'exploration (matrice de phéromones).

Les paramètres α et β , permettent l'aiguillage entre la piste de phéromone

$[\tau(t_{i,j}, t_{i,j+1})]$ et celle de la visibilité $[P(t_{i,j}, t_{i,j+1})]$.

Cette règle de transition favorise des transitions vers des temps reliés par des arcs avec des grandes quantités de phéromone. Le paramètre q_0 détermine l'importance relative de l'exploitation par rapport à l'exploration : chaque fourmi f placée au composant j doit choisir un temps du composant $j+1$ pour se déplacer vers lui. Un nombre aléatoire q est généré.

Si $q \leq q_0$, alors le meilleur arc est choisi selon l'équation (7) : c'est l'exploitation, la matrice de visibilité est dominante.

Si $q > q_0$, c'est l'exploration et l'arc est choisi selon l'équation (4) ou la matrice de phéromone est dominante.

4.3.1.2.2. Dépôt des phéromones :

La gestion des pistes est séparée en deux niveaux : La mise à jour locale et la mise à jour globale.

4.3.1.2.2.1. Mise à jour locale :

En cherchant une solution, les fourmis visitent les arcs (i,j) ; $(i,j+1)$ et changent leur taux de phéromone en appliquant la règle d'ajustement locale selon l'équation suivante :

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

$$\tau(t_{i,j}, t_{i,j+1}) = (1-\rho) \tau(t_{i,j}, t_{i,j+1}) + \rho\tau_0 \quad (4.9)$$

ρ : est un paramètre d'évaporation de phéromone, $0 < \rho < 1$

τ_0 : est la valeur initiale des phéromones

Le fait de mettre à jour les phéromones diminue la quantité de phéromone sur les arcs visités, les rendant moins convoitables pour les autres fourmis.

Cela permet ainsi de relancer la recherche grâce à de nouveaux tours susceptible d'être meilleurs, dans le voisinage des meilleurs tours précédents

4.3.1.2.2.2. Mise à jour global :

La fourmi qui a construit un tour avec un moindre coût est considérée comme la meilleure fourmi et elle donc autorisée à déposer du phéromone. L'intérêt étant de mieux orienter la recherche.

La mise à jour globale de la phéromone est appliquée selon l'équation suivante :

$$\tau(t_{i,j}, t_{i,j+1}) = (1 - \rho) \tau(t_{i,j}, t_{i,j+1}) + \rho \Delta\tau(t_{i,j}, t_{i,j+1}) \quad (4.10)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \frac{1}{C^*}$$

C^* : est la valeur du coût du meilleur tour obtenu

5. Formulation de l'ACS :

Étape 1 : Initialiser les paramètres.

Étape 2 : Calculer la matrice de visibilité $[P(t_{i,j}, t_{i,j+1})]$

Étape 3 : Chaque fourmi f placée sur un point de départ différent choisi un temps $T_{P(j)}$ des temps estimés dans le premier composant; $c = 1$.

Étape 4 : Chaque fourmi applique la règle de transition équation (7) pour choisir le temps auquel elle va se déplacer. Ce temps appartient à la liste (c).

Étape 5 : Calculer le coût C_{MP} et la disponibilité du système A_s , vérification de la contrainte de disponibilité.

Étape 6 : Appliquer la règle de la mise à jour locale des phéromones équation (9), si toutes les fourmis n'ont pas effectué leur règle de transition, répéter les étapes : 3- 4 - 5.

Étape 7 : Appliquer la règle de mise à jour globale équation (10), si le nombre de cycle n'est pas effectué, aller à l'étape 4.

Étape 8 : Sauvegarde de la meilleure solution C_{MP} une fois le nombre de cycle atteint.

6. Illustration et Résultats :

Nous avons soumis l'implantation de l'algorithme ACS à un système parallèle-série qui représente la modélisation de l'installation d'alimentation électrique.

Le choix de cette structure parmi toutes les structures de l'unité repose sur sa fonction stratégique fiable et disponible est indispensable pour le bon fonctionnement, dont la continuité du service dépend principalement de la qualité de l'installation électrique.

La disponibilité de chaque composant est définie par une distribution exponentielle. Les données techniques des retours d'expériences industriels [41] nous permettent d'avoir les MTTF ainsi que les coûts d'entretien des composants considérés (tableau 9).

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

Tableau 9 : valeurs des MTTF et du coût des composants du système étudié.

Sous-système	Composants dans le sous-système	MTTF(Année)	Coût (DA)
1	C ₁	37,849	25105
2	C ₂	74,362	34650
2	C ₃	73,958	35512
3	C ₄	47,584	18648
4	C ₅	50,610	20569
4	C ₆	49,850	20437
5	C ₇	32,317	10572

Pour avoir une bonne exécution de l'algorithme d'ACS, plusieurs paramètres doivent être bien déterminés. Ce problème a fait l'objet de plusieurs études [40], [41]. Ces derniers peuvent être classés en deux grands types :

Les paramètres d'orientation représentés par : q_0, α, β et les paramètres de recherche tel que : le τ_0 ; le paramètres d'évaporation ρ ; dans l'application de notre algorithme d'ACS ; ces derniers sont considérés comme les paramètres principaux.

À partir de plusieurs tests effectués le choix de ces valeurs ainsi que le temps de mission T_M et la contrainte de la disponibilité A_0 sont donnés par le tableau (2).

Tableau 10 : valeurs des paramètres fixés.

	A_0	T_M Ans	F	q_0	$C_{y\ max}$	P	α	β	τ_0
ACS	0,9	60	14	0,4	50	0,3	1	2	0,1

Nous effectuons deux essais (test 1, test 2) pour obtenir une comparaison entre l'ACS et le GA. Les valeurs du paramètre L'ACS sont représentées par le tableau 10, et les valeurs des paramètres pris pour GA sont données par le tableau 11.

Tableau 11 : valeurs des paramètres fixés de l'GA.

Paramètres de l'AG	A_0	T_M Ans	N_b Pop	T_c	T_m
Valeurs du test 2	0,9	60	100	0,7	0,04

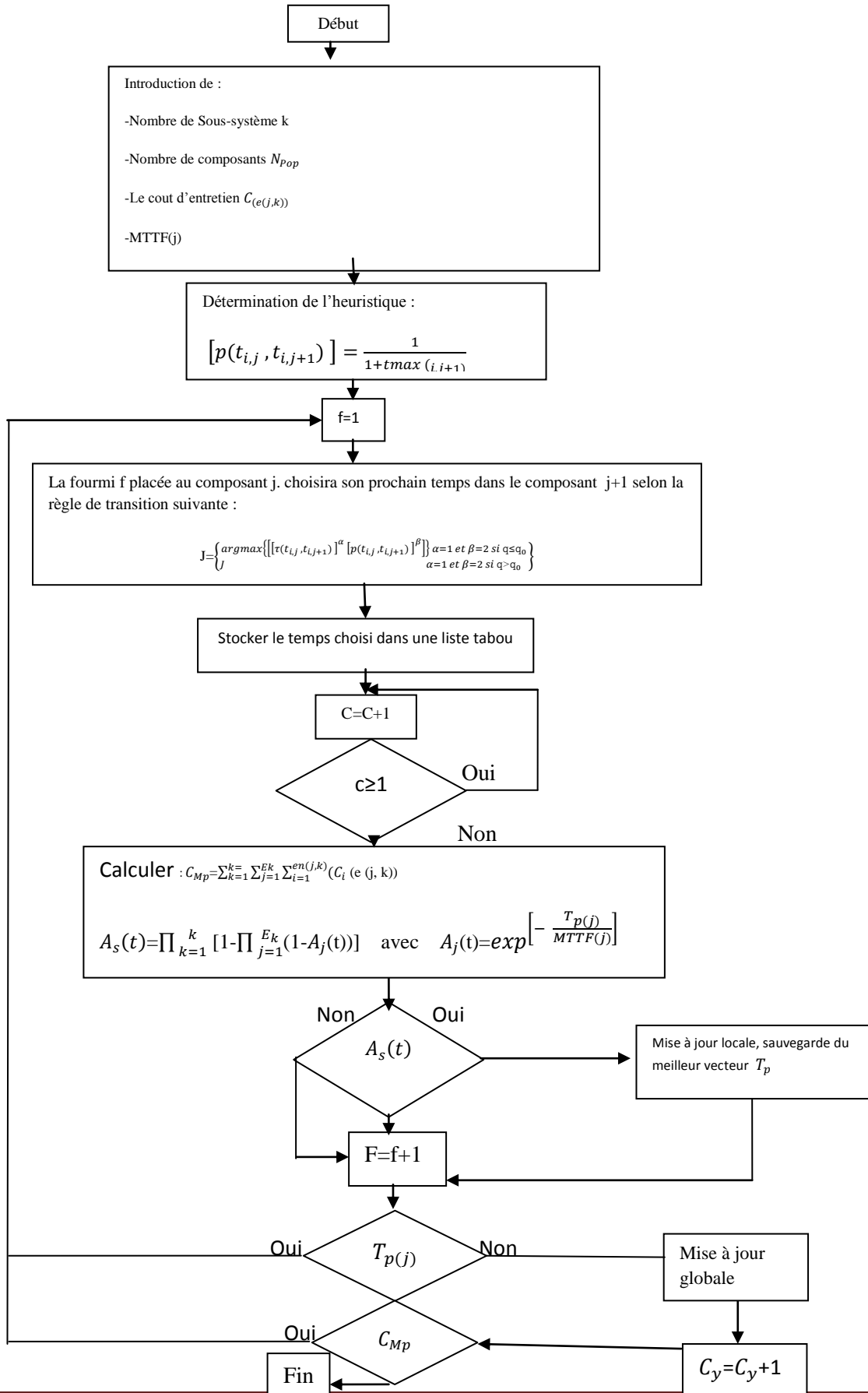
Les résultats du meilleur vecteur T_P correspondant aux périodes d'intervention pour tous les composants ainsi que le cout minimal de la MP sont donnés respectivement par les tableaux 13 et 14

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

Tableau 12 : valeurs des $T_P(j)$ de la MP du système étudié obtenu par l'ACS et l'AG.

Composants	Test 1 (ACS)		Test 2 (AG)	
	$T_{P(j)}$ Année	1 ^{er} PM exécuté (semaines)	$T_{P(j)}$ Année	1 ^{er} PM exécuté (semaines)
C ₁	21 ,977	36	13,86	22 ,68
C ₂	35,544	4	6, 361	0,68
C ₃	21,723	56	13,59	34,72
C ₄	24,001	56	8,321	19,38
C ₅	18,557	56	19,411	58,24
C ₆	34 ,241	96	10,73	29,76
C ₇	33,71	36	19,96	21,24

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique



Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

Tableau 13 : valeurs des coûts de la MP obtenus par l'ACS et l'AG.

	Test 1 (ACS)	Test 2 (ACS)
Coût de la MP C_{PM}	476179(DA)	4553825(DA)
A_s	0,9982	0,9997

La comparaison entre les algorithmes AG et ACS est faite sur la base du meilleur coût obtenu par ces deux algorithmes.

Le gain G_{AG} exprime le gain relatif de la solution coût de l'ACS par rapport à l'AG. La valeur du gain est calculée par l'équation (4.11)

$$G_{AG} = \frac{G_{AG} - G_{ACS}}{G_{AG}} \quad (4.11)$$

La valeur du gain G_{AG} obtenu en appliquant les coûts des tests 1 et 2 est égale à 0,89.

Nous pouvons donc noter que l'ACS donne une meilleure optimisation du coût de la maintenance préventive.

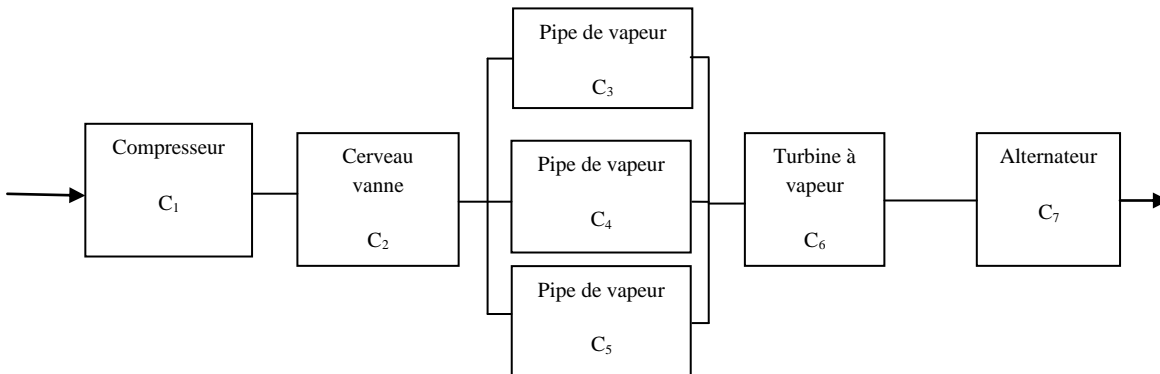


Figure.16 : Synoptique de la centrale nucléaire.

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

Le coût minimal de la maintenance préventive est égal à 550 KDA

Tableau 14 : les périodes d'entretiens des éléments.

COMPOSANTS	PERIODES D'ENTRETEIN
C5	15,286
C1	23,28
C4	25,715
C2	27,293
C7	28,939
C3	29,709
C6	36,687

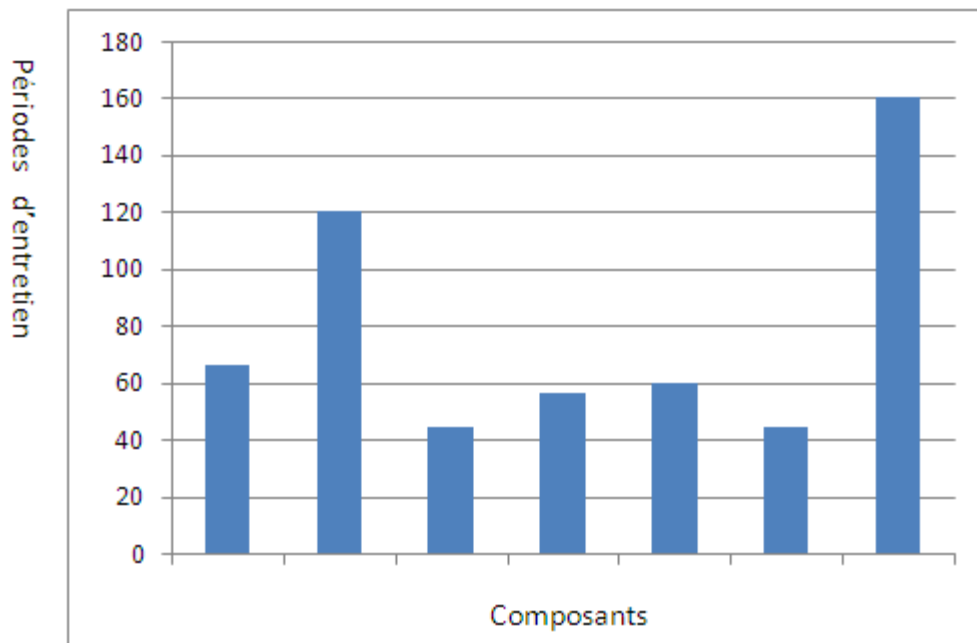


Figure.17 : les périodes d'entretiens des éléments.

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

Tableau.15 : le coût d'entretien des éléments.

COMPOSANTS	coût d'entretien
C5	66
C1	120
C4	44
C2	56
C7	60
C3	44
C6	160

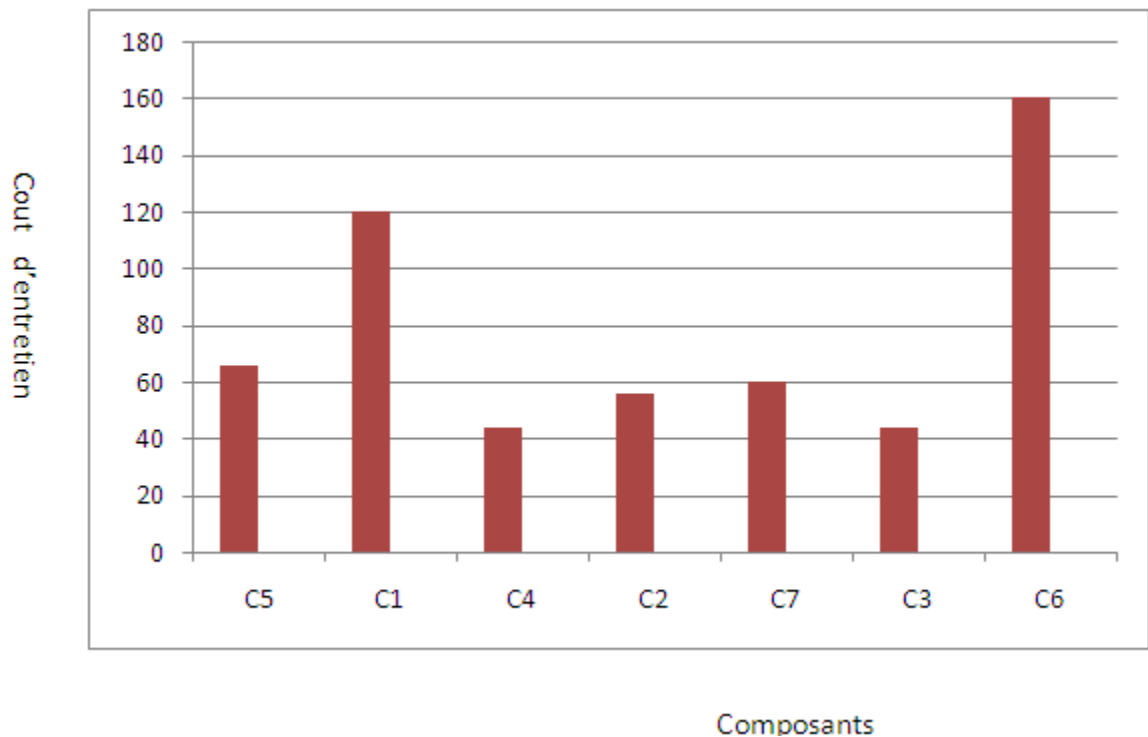


Figure.18 : le coût d'entretien des éléments.

Chapitre 4 : Contributions à l'Optimisation de la maintenance préventive pour les systèmes série-parallèle par le méta heuristique

Conclusion :

A la fin de ce chapitre nous pouvons conclure que la nouvelle technique basée sur l'algorithme ACS s'est avérée efficace pour l'évaluation des périodes quasi-optimales de la maintenance préventive.

Néanmoins il présente certains difficultés dans le choix des bons paramètres tel que le nombre de fourmis F , la valeur initiale de phéromone τ_0 , le paramètre d'évaporation. Les tests ont prouvé que l'ACS est un algorithme approprié pour la résolution des problèmes assez complexes.

La comparaison entre l'algorithme génétique et l'algorithme de colonies de fourmis a montré que la performance des algorithmes de colonies de fourmis est meilleure que celle des algorithmes génétiques.

L'apport potentiel de l'ACS donne une meilleure optimisation du coût de la maintenance préventive avec des $T_P(j)$ plus grandes.

Dans tous les cas, l'algorithme de colonies de fourmis s'est avéré être une technique de recherche remarquable, d'où l'intérêt que lui porte plusieurs spécialistes de la communauté scientifique.

Notons aussi que les métaheuristiques hybrides paraissent une piste intéressante à étudier en cherchant à les adapter au problème de l'optimisation de la maintenance préventive.

Tenir compte des dépendances entre composants est également une perspective intéressante.

Les résultats obtenus sont très satisfaisants et sont d'une importance capitale pour la centrale nucléaire car ils donnent une nouvelle vision aux ingénieurs de maintenance sur la programmation de la MP et leur permettent ainsi d'établir un plan de cette dernière qui est efficace et peu coûteux en assure en même temps une continuité de service de la centrale.

Conclusion et Perspectives

Conclusion et Perspectives :

Nous avons présenté dans ce mémoire une méthode d'optimisation adaptée aux problèmes de politique de maintenance préventive pour des systèmes multi-composants. En effet, nos travaux se sont focalisés sur la détermination optimale des dates de maintenance préventive des éléments d'une centrale nucléaire (qui représente un système série-parallèle) en utilisant la méthode des colonies de fourmis. Dans la première partie de ce travail, nous avons présenté une étude bibliographique exhaustive concernant l'élaboration de nouvelles techniques d'optimisation pour la détermination des périodes de maintenance préventive systématique de systèmes multi-composants. L'apport potentiel des algorithmes de colonies de fourmis a été montré et leur développement s'est effectué en exploitant des modèles de comportements simples. Les algorithmes proposés se caractérisent par leur simplicité, rapidité et efficacité.

Dans la dernière partie, l'application de la méthode des colonies de fourmis pour la détermination des périodes d'intervention sur les éléments d'une centrale nucléaire ainsi que le coût qu'elle engendre ont été calculés. Les résultats obtenus sont prometteurs et peuvent être généralisés pour d'autres systèmes. Ils peuvent servir, par exemple, dans d'autres domaines comme la sécurité.

Tenir compte des dépendances entre composants est également une perspective intéressante. En fait, une bonne prise en compte du comportement des composants dans un système et de leur impact sur les défaillances ou les baisses de performances d'un système est cruciale dans ce domaine.

L'amélioration de ce modèle grâce, entre autres, à l'exploitation de la notion d'âge virtuel paraît être également une piste intéressante.

ملخص

أحد الاهتمامات الرئيسية للعالم الصناعي هو وجود عملية فعالة تجعل من الممكن ضمان جودة المهام المنفذة على أفضل وجه ، واحترام المواعيد النهائية المطلوبة وتقليل تكاليف التشغيل. ومع ذلك ، فإن المنافسة المتزايدة وتعقيد الأنظمة اليوم هما من رواد الشركات المصنعة لتطوير مناهج تسمح بالتحكم في التوافر وخاصة أخذ هذه المعلمة في الاعتبار عند تطوير سياسة الصيانة

مشاكل التحسين هي أساس جميع العمليات الحيوية وقد تم تطوير العديد من الطرق لحل أهداف تحسين التقسيم من بين هذه الطرق ، خوارزميات مستعمرة النمل التي تشكل فئة من الاستدلالات المقترحة مؤخرًا لهذه الأنواع من المشاكل.

لذلك تم تنفيذ طريقة التحسين هذه من أجل تحديد مكونات النظام التي يجب أن تخضع للصيانة الوقائية ولإيجاد الجدول الزمني الأمثل للتواريخ وإجراءات الصيانة المقابلة. الكلمات المفتاحية الصيانة الوقائية ، الموثوقية ، التوافر ، النظام التسلسلي المتوازي ، خوارزمية مستعمرة النمل ، التحسين ، التكلفة ، فترات التدخل.

Résumé

Une des préoccupations majeures du monde industriel est d'avoir une exploitation performante permettant de garantir au mieux la qualité des missions réalisées, le respect des délais demandés et la minimisation des coûts d'exploitation. Toutefois, aujourd'hui la concurrence accrue et la complexité des systèmes conduit les industriels à développer des Approches qui permettent la maîtrise de la disponibilité et en particulier à prendre en compte ce paramètre pour l'élaboration de la politique de maintenance.

Les problèmes de l'optimisation sont la base de toutes opérations vitales et beaucoup de méthodes ont été élaborées pour résoudre les objectifs de l'optimisation de partitionnement.

Parmi ces méthodes, les algorithmes de colonies de fourmis qui forment une classe des heuristiques récemment proposée pour ces types de problèmes.

Cette méthode d'optimisation a été donc réalisée afin de déterminer les composants du système qui doivent être assujettis à la maintenance préventive et de trouver le planning optimal des dates et des actions correspondantes de maintenance.

Mots clés Maintenance préventive, fiabilité, disponibilité, système série-parallèle, Algorithme de colonies de fourmis, Optimisation, coût, périodes d'intervention.

Abstract

One of the major concerns of the industrial world is to have an efficient operation allowing the best guarantee of the quality of the missions carried out, the respect of the requested deadlines and the minimization of the operating costs. However, today, increased competition and the complexity of systems are leading manufacturers to develop Approaches which allow availability to be controlled and in particular to take this parameter into account when developing maintenance policy.

The problems of optimization are the basis of all vital operations and many methods have been developed to solve the objectives of optimization of partitioning.

Among these methods, the ant colony algorithms which form a class of heuristics recently proposed for these types of problems.

This optimization method was therefore carried out in order to determine the components of the system that should be subject to preventive maintenance and to find the optimal schedule of dates and corresponding maintenance actions.

Keywords Preventive maintenance, reliability, availability, serial-parallel system, Ant colony algorithm, Optimization, cost, intervention periods.

Bibliographie

1. Djamel HALIMI, Contribution à l'amélioration de la maintenance préventive des machines dynamiques dans l'industrie des hydrocarbures, thèse de doctorat, Boumerdes 2014
2. Ahmad ALALI ALHOUIJ, Contribution à l'optimisation de la maintenance dans un contexte distribué, Septembre 2010
3. Thi phuong khanh – nguyen Politiques de maintenance et d'investissement sous evolution technologique incertaine, novembre 2012
4. , Valerie Zille ,Modélisation et évaluation des stratégies de maintenance complexes sur des systèmes multi-composants, janvier 2009
5. , Wassy Isaac soro, Modélisation et optimisation des performances et de la maintenance des systèmes multi-états, 2011
6. X.Zwingmann Modèle d'évaluation de la fiabilité et de la maintenabilité, 2005.
7. I.Ayadi,L.Bouillaut,P.Aknin,P.Siarry ,Optimisation par l'algorithme génétique de la maintenance préventive dans un contexte de modélisation par modèles graphiques probabilistes 18 août 2011.
8. D.de Souza , Comportement social et réponses immunitaires chez la fourmi Camponotus fellah : Implication de la bactérie endosymbiote Blochmannia, 5Février 2009.
9. N.Monmarché , Algorithmes de fourmis artificielles : applications à la classification et à l'optimisation, 2Mars2004.
10. GutjahrW.J., "ACO algorithms with guaranteed convergence to the optimal solution," Information Processing Letters, Vol.82, pp.145-153, 2002.
11. Dorigo.M.,DiCargo G., "The ANT colony Optimization meta-heuristic", New Ideas in Optimization, McGraw-Hill, London, UK, 1999.
12. Dorigo M., Bonaeau E., Theraulaz G., "Ant algorithms and stigmergy," Future Generation Computer Systems, Vol.16, pp.851-871, 2000.
13. Hamdaoui H., Meziane R., Rahli M. and A.Zebblah, " Reliability optimization using ant colony algorithm under performance and cost constraints", Revue Roumaine Des Sciences Techniques ,série électrotechnique, Septembre, pp.59-77, 2003.
14. Massim Y., Zebblah A., Meziane R., Rahli M., "A new meta-heuristic constructive method for electric power system reconfiguration" Journal Of Electrical Engineering, pp.168-177, 2004.

Bibliographie

15. M. Zhao, on preventive maintenance policy of critical reliability level for system subject to degradation. *Reliability Engineering & system Safety* ,2003.
16. A. Maricel, B. Adrian, P. Catalin, reliability centered maintenance of the circuit breakers, *international Review of electrical Engineering (IREE)*. VOL.5. N.3 (Part B) May-June 2010, pp.1218-1224.
17. J.K Vaurio, Availability and cost functions for periodically inspected preventively maintained units. *Reliability Engineering & system Safety*1999;63:pp133-140.
18. G. Levintin, A. Lisniaski, Optimization on imperfect preventive maintenance for multi-state
19. systems, *Reliability Engineering & system Safety*, Vol. 67, 2000, pp.193-203.
20. A.O.C. Elegbede, C.Chu, K.H. Adjallah, F.Yalaoui, Reliability allocation by cost minimization. *IEEE Trans Reliability* 2003; 52(1):pp106-111.
21. Johann Dréo, Alain Pétrowski, Patrik Siarry Eric Taillard: Métaheuristiques pour l'optimisation difficile, Edition Eyrolles 2003,(chapitres 4 et 8).
22. S. Filipiak. Application of evolutionary algorithm and classifier system in optimization of electrical power distribution networks post-fault configuration. *International Review of Electrical Engineering (IREE)*. Vol.5. N.3 (Part B) May-June 2010, pp. 1151-1158.
23. R. Bris, E. Chatelet, & F. Yalaoui, New method to minimize the preventive maintenance cost of series-parallel systems *Reliability Engineering & system Safety*,vol.82,2003,pp.247-255.
24. A. Monga, R. Toogood and M.J. Zuo, Reliability based design of system considering preventive maintenance and minimal repair. *International Journal of Reliability Quality and Safety Engineering*, vol .4, 1997, pp 55-71.
25. D. Lin, M. J. Zuo and R.C.M. Yam, General sequence imperfect preventive maintenance models *International Journal Of reliability, Quality and Safety Engineering*;Vol.7, No.3, 2000, pp253-266.
26. T. Nakagawa, Periodic and Sequential Preventive Maintenance policies. *Journal of applied Probability*,vol.23(2), 1986,pp536-542

Bibliographie

27. T. Nakagawa Sequential imperfect preventive Maintenance policies. Transactions on Reliability (IEEE), vol.37 (3), 1999, pp.295-298.
28. M. Samrout, F. Yalaoui, E. Chatetlet, & N. Chebbo, New methods to minimize the preventive Maintenance cost of series parallel system using ant colony optimization. Reliability Engineering & System Safety, vol. 89, 2005, pp 346-354.
29. Y.T Tsai, K.S Wang & L.C. Tsai, A study of availability centered preventive maintenance for multi-component systems. Reliability Engineering & system Safety, vol.84, 2004, pp.261-270.
30. J.A.C. Duarte, J.C.T.A. Craveiro & T.P. Trigo, optimization of the preventive maintenance plan of series components system International Journal of pressure Vessels and piping, vol.83,2006,pp.244-248.
31. S. Filipiak. Application of evolutionary algorithm and classifier System in Optimization of electric power distribution networks post-fault configuration .International Review of Electrical Engineering (IREE).vol.5. N.3 (Part B) May-June 2010, pp.1151-1158.
32. S. Goss, R. Beckers, J.L. Deneubourg , S. Aron, J.M. Pasteels, How trail laying and trail following can solve foraging problems for ant colonies. In: Hughes RN, editor. Behavioral mechanisms of food selection. NATO-ASI Series, vol. G20. Berlin: Springer, 1990.
33. M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colorni. Positive feedback as a search strategy. Technical report no .91-016.Italy : Politecnico di Milano, 1991.
34. M.Dorigo, V .Maniezzo, A .Colorni. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Trans syst, Man Cybern; Vol.26.N.2 Part B 1996:pp29-41.
35. R. Ouiddir, M. Rahli, R. Meziane et A. Zebblah: Ant colony Optimization for new Redesign Problem of multi-State Electrical Power Systems, Journal of Electrical Engineering Vol.55, No3-4, 2004, pp, 1-7.
36. Y.C. Liang, A.E. Smith, An ant colony optimization algorithm for the redundancy allocation problem (RAP).IEEE Trans Reliab 2004; 53(3):417-23.
37. N. Nahas, M. Nourelfath, Ant System with multiple-choice and budget constraints. Reliab Eng Syst Saf 2005; 87(1):1-12.

Bibliographie

38. T. Stutzle, The ant colony optimization meta heuristic: algorithms and applications, and advances. In: Glover F, Kochenberger G, editors. Handbook of metaheuristics. Norwell, MA. Kluwer academic Publishers, 2002.
39. M. Marseguerra, & E. Zio, Optimization maintenance and repair policies a combination of genetic algorithm and Monte Carlo simulation. Reliability engineering & System Safety, vol.68(1) ,2000,pp,69-83.
40. A. Allali, A. Zeblah Y. Massim, A. Ghoraf and M. Rahli : Ant Colony Optimization for series-parallel continuous production Systems with Buffers under Reliability Constraints; Journal of Cybernetics and Informatics, Vol 6 2006, pp.25-38.
41. Z. Otsmani, M. Khiat , A. Chaker, Minimisation du coût de la maintenance préventive périodique d'un système série-parallèle par l'algorithme génétique. ACTA ELECTROTECHNICA, vol.52.N.2 2011, pp.74-80.