

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Ibn Khaldoun de Tiaret

Faculté des Sciences Appliquées

Département de Génie Mécanique



PROJET DE FIN DE CYCLE

MASTER

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Electromécanique

Parcours : Master

Spécialité : Maintenance Industrielle

Thème

Analyse de défaillance d'un système
mécanique par les Réseaux Bayésiens

Préparé par :

- KENTOUR Amel
- HADJ AHMED Sarah

Soutenu publiquement le : 27 / 06 / 2022, devant le jury composé de :

M. BENAMAR Badr	Maître Assistant "A" (Univ. Ibn Khaldoun)	Président
M. BOUREGUIG Kada	Maître de Conférences "B" (Univ. Ibn Khaldoun)	Examineur
M. ABOSHIGHIBA Hicham	Maître de Conférences "B" (Univ. Ibn Khaldoun)	Examineur
M. MEKROUSSI Said	Maître de Conférences "A" (Univ. Ibn Khaldoun)	Encadrant
M. MOSTEFAOUI Kadda	Maître Assistant "A" (Univ. Ibn Khaldoun)	Co-Encadrant

Année universitaire : 2021 - 2022

Remerciements

Tout d'abord, Nous tenons à remercier notre Dieu ALLAH tout puissant de nous avoir donné la patience et le courage pour réaliser ce modeste travail avec succès.

Nous exprimons notre profonde gratitude envers mes encadreurs, Monsieur MEKROUSSI Said, Maître de conférences « A » à l'Université Ibn Khaldoun, Monsieur MOSTEFAOUI Sid Ahmed Mokhtar Maître de conférences « A » à l'Université Ibn Khaldoun de Tiaret (Département informatique) et Monsieur MOSTEFAOUI Kadda Maître assistant « A » à l'Université Ibn Khaldoun de Tiaret (Département informatique) qui ont dirigé notre mémoire de fin de cycle avec compétence et sérieux.

Nous remercions les autres membres de jury, Monsieur BENAMAR Badr Maître assistant « A » à l'Université Ibn Khaldoun de Tiaret qui a accepté de présider ce jury, Monsieur ABOSHIGHIBA Hicham Maître de conférences « B » à l'Université Ibn Khaldoun de Tiaret, Monsieur BOUREGUIG Kada Maître de conférences « B » à l'Université Ibn Khaldoun de Tiaret, qui ont bien voulu examiner notre travail et participer au jury.

Dédicace

À ma très chère mère, quoi que je fasse ou que je dise, je ne saurais point te remercier comme il se doit, ton affection me couvre, ta bienveillance me guide et ta présence à mes côtés a toujours été ma source de force pour affronter les différents obstacles.

À ma chère grand-mère ma Alhaja Allah yerhamha

Mon cher papa : Chaabane, signe de fierté et d'honneur, ce travail est le vôtre inchallah et ma profonde gratitude et ma reconnaissance envers lui, pour toutes ces années de sacrifice pour moi.

À mes amies, au nom de l'amitié qui nous réunit et au nom de nos souvenirs inoubliables : Sarah, Khadîdja, Imane, Houria, Djamila, Naima, Amel.

À Mon cher professeur : Mekroussi Said

À tous ceux qui me sont chers.

KENTOUR Amel

Dédicace

Je dédie ce travail à :

À mes chers parents pour leurs soutiens et leurs patiences, aucun hommage ne pourrait être à la hauteur de l'amour dont ils ne cessent de me combler. Que dieu leur procure bonne santé et longue vie.

Mes frères : Mohamed, Amine, Ali. Taime Allah.

Mes sœurs : Khaira, Louiza, Rabia, Freial, Narimane.

À Mon cher professeur : Mekroussi Said.

Ma cousine : Chaima.

À mes meilleures amies : Amel, Amel Adil, Imane, Sarah, Karima.

À tous ceux que j'ai connus dans ma carrière universitaire.

HADI AHMED Sarah

Sommaire

Remerciements	i
Dédicace	ii
Sommaire	iv
Liste des figures	vii
Liste des tableaux	viii
Liste d'abréviation	ix
Introduction générale	1

Chapitre I : Etat de l'art

I.1 Introduction	2
I.1.1 Définitions	2
I.2 Les objectifs de la maintenance	2
I.3 Importance et rôle de la maintenance	3
I.4 Stratégies de maintenance	3
I.5 Les activités de la maintenance	3
I.6 Types de maintenance	4
I.6.1 La maintenance préventive	5
I.6.1.1 Les types de la maintenance préventive.....	5
I.6.1.2 La maintenance préventive systématique	5
I.6.1.3 La maintenance préventive conditionnelle.....	5
I.6.1.4 La maintenance préventive révisionnelle	5
I.6.1.5 Les objectifs de la maintenance préventive	5
I.6.2 La maintenance corrective.....	6
I.6.2.1 Les types de la maintenance corrective	6

I.6.2.2 Maintenance curative	6
I.6.2.3 Maintenance palliative	6
I.6.2.4 Graphe de la maintenance corrective.....	7
I.7 Les opérations de maintenance	7
I.8 Niveaux de maintenance	8
I.8.1 Les niveaux de maintenance	8
I.8.1.1 Les cinq niveaux de maintenance	8
I.9 Les temps de la maintenance	10
I.10 Politique de maintenance	11
I.10.1 Orientations des politiques de maintenance	11
I.11 La fonction maintenance	11
I.12 Etude de la fiabilité	12
I.12.1 Définition	12
I.12.1.1 Intérêt de l'étude de la fiabilité.....	12
I.12.2 Objectifs de la fiabilité en mécanique	12
I.13 La relation entre la fiabilité et la maintenance.....	12
I.14 La fiabilité des systèmes	13
I.14.1 La Maintenabilité	13
I.14.1.1 Calcul de la maintenabilité.....	13
I.14.1.2 la disponibilité	13
I.14.2 Quantification de la disponibilité	14
I.15 Etude AMDEC.....	14
I.15.1 Principe de l'AMDEC	14
I.15.1.1Types d'AMDEC	14
I.16 La Défaillance	15
I.16.1 Mode de défaillance	15
I.16.1.1 Cause de défaillance	15
I.16.1.2 Effet de défaillance	15
I.17 Détection.....	15
I.18 Diagramme de Pareto	15
I.18.1 Définition	15
I.18.1.1 Objectifs.....	16
I.19 La Méthode A.B.C	16

I.19.1 Définition	16
I.19.1.1 Le but	16
I.20 Conclusion	17

Chapitre II : Modélisation par les réseaux bayésiens

II.1 Introduction	18
II.2 Réseaux Bayésiens	18
II.2.1 Définitions et avantages	18
II.3 Apprentissage des paramètres	22
II.3.1 A partir des données complètes	22
II.3.1.1 Apprentissage statistique	23
II.3.1.2 Apprentissage bayésien	24
II.3.2 Incorporation de connaissances	25
II.3.2.1 Comment demander à un expert d'estimer une probabilité ?	26
II.3.2.2 Quelles probabilités estimer ?	27
II.3.2.3. Entretien, maintenance et réparation	27
II.4 Conclusion	29

Chapitre III : Etude de cas

III.1 Introduction	30
III.2 Étude cas	30
III.3 Phase de Conception	31
III.4 Phase d'apprentissage	32
III.5. Résultats et discussion	36
III.5.1 Table des parametres	37
III.5.2 Test par Elvira (Graphical User Interface)	38
III.5.2.1 Interface graphique	38
III.6 Conclusion	42
Conclusion générale	43
Bibliographie	
Résumé	

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1	Schématisation objective de la maintenance	2
Figure I.2	Schématisation concepts de la maintenance	4
Figure I.3	Les types de la maintenance préventive.....	5
Figure I.4	Les types de la maintenance corrective.....	6
Figure I.5	Le graphe de la maintenance corrective.....	7
Figure I.6	Les temps de la maintenance.....	10
Figure I.7	Les trois fonctions opérationnelles de la maintenance.....	12
Figure I.8	Représentation graphique des classes articles.....	17

Chapitre II

Figure II.1	Un exemple de réseau bayésien : application à la modélisation de la maintenance d'un système à partir de plusieurs expertises.....	21
Figure II.2	Echelle de probabilité.....	26

Chapitre III

Figure III.1	Modèle de conception en réseau bayésien naïf.....	31
Figure III.2	Interface graphique par Elvira.....	39
Figure III.3	Paramètres injectés dans le logiciel Elvira.....	40
Figure III.4	RB pour les probabilités a priori du Système.....	41
Figure III.5	Test aléatoire avec Elvira.....	41

Liste des tableaux

Chapitre I

Tableau I.1 : Les cinq niveaux de maintenance9

Chapitre II

Tableau II.1 : Présente les quinze pannes.....29

Chapitre III

Tableau III.1: État de la machine en fonction de l'état des causes pondant l'année 2020-2021.....36

Tableau III.2: Test de validation37

Tableau III.3: Table des paramètres calculés.....37

Liste d'abréviation

t: taux de défaillance.

MTBF1 : la moyenne des temps de bon fonctionnement de la première fois.

TAM : temps propre d'indisponibilité. Cause de défaillance au d'action de maintenance préventive

MTBF : la moyenne des temps de bon fonctionnement

MTTR : la moyenne des temps techniques de réparation

MTTA : la moyenne des temps techniques d'arrêt

TTA : temps techniques d'arrêt

TTR : temps techniques de réparation

TBF : temps de bon fonctionnement

AFNOR : Association française de normalisation

OMF : L'Optimisation de la Maintenance par la Fiabilité

n : Nombre de pannes

μ : Taux de réparation

AMDEC : Analyse des Modes de Défaillances, de leurs Effets et de leur Criticité

F : Fiabilité

M : Maintenabilité

D : Disponibilité

PGM : Probabiliste Graphique Modèle.

EAP : Espérance a Posteriori.

DAG : Directed Acycle Graph.

P : Panne.

RBN : Réseaux Bayésiens Naïf

ENPEC : Entreprise Nationale des Produits l'Electrochimie.

UNED : Université Nationale d'Enseignement à Distance.

Introduction générale

Introduction générale

L'évolution récents des méthodes et des techniques de programmation tel que la méthode des Réseaux Bayésiens Naïf qui est basé sur la probabilité a fait l'objet de plusieurs chercheurs dans le domaine industrielle.

A cet effet nous allons étudier dans ce mémoire de fin de cycle la capacité de ce type de modèle sur un état real exister dans la vie industrielle.

Les réseaux Bayésiens figurent parmi les modèles d'analyse probabiliste. Ils proposent un formalisme mathématique et des bases théoriques solides pour le développement des modèles pour les systèmes complexes. Les RB sont de plus en plus utilisés dans des domaines tels que l'analyse des risques, la sureté de fonctionnement et la maintenance. Ils combinent une représentation de la connaissance sous forme graphique (des relations de dépendance directe) et probabiliste (une incertitude sur la connaissance).

Le but de notre travail est de faire une analyse d'une machine industrielle (COS ZESAR) cette machine a pour le but de production des batteries industrielles de courant continu, nous avons contacté le service de maintenance afin de voir le comportement de cette machine durant une période bien déterminer. Nous avons aussi faire une étude par l'intervention de la technique (RB) et nous avons trouvé que cette technique présente des résultats intéressants et nous aider de faire confiance avec cet outil.

Notre étude comprend trois chapitres, le premier chapitre est consacré à l'état de l'art en relation avec le thème abordé.

On retrouve, à l'intérieur du second chapitre, la modélisation par les réseaux bayésiens. Nous présentons les équations probabilistes de ce type de problème.

Le dernier chapitre est consacré à la présentation et l'analyse des résultats.

Enfin, cette étude se termine par une conclusion générale qui contient un résumé des résultats obtenus.

Chapitre I

Etat de l'art

I.1 Introduction

La maintenance généralement est une installation de production qui nécessite un ensemble de ressources matérielles et humaines ne peut fournir les services requis, compris la maintenance des équipements de production utilisés, qu'après avoir surmonté diverses contraintes. Construire une usine ou un atelier ne sert à rien sans une production importante, un personnel qualifié ou une organisation permettant la maintenance des équipements. La maintenance joue un rôle de plus en plus important dans la productivité d'une entreprise. La maintenance ne consiste plus seulement à assurer le bon fonctionnement.

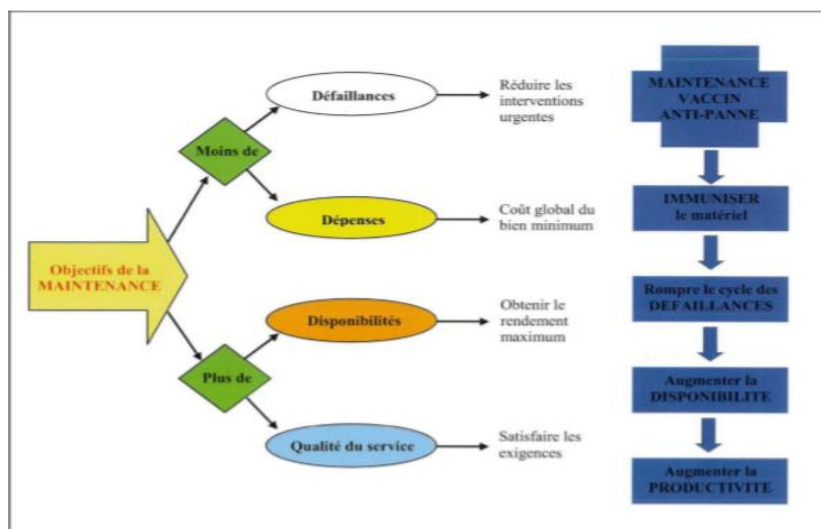
I.1.1 Définitions

La maintenance est l'ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié, ou en mesure d'assurer un service rendu. Maintenir veut dire effectuer des opérations de conservation du potentiel du matériel (dépannage, visites, graissage, réparation, modernisation). Afin d'assurer la continuité de marche et la qualité de production [1].

I.2 Les objectifs de la maintenance

Selon la politique de maintenance de l'entreprise, les objectifs de la maintenance seront :

- La disponibilité et la durée de vie du bien.
- La sécurité des hommes et des biens.
- La qualité des produits.
- La protection de l'environnement.
- L'optimisation des coûts de maintenance [1].



Figurer I.1 Schématisation objective de la maintenance [2]

I.3 Importance et rôle de la maintenance

L'importance et le rôle de la maintenance sont illustrés par la nécessité d'assurer la disponibilité permanente et le bon fonctionnement des installations matérielles de production. Le rôle de la maintenance serait, en définitive, de permettre aux autres services de l'entreprise de remplir leurs fonctions en obtenant le rendement optimum des investissements. [3]

I.4 Stratégies de maintenance

La stratégie de maintenance, qui résulte de la politique de maintenance, impose des choix pour atteindre, voire dépassé, les objectifs fixés. Ces choix sont à faire pour :

- Développer, adapter ou mettre en place des méthodes de maintenance.
- Élaborer et optimiser les gammes de maintenance.
- Organiser les équipes de maintenance.
- Internaliser et/ou externaliser partiellement ou totalement les tâches de maintenance.
- Définir, gérer et optimiser les stocks de pièces de rechange et de consommables. [1]

I.5 Les activités de la maintenance

L'inspection

C'est un contrôle de conformité réalisé en mesurant, observant, testant ou calibrant les caractéristiques significatives d'un bien.

En général, l'inspection peut être réalisée avant, pendant ou après d'autres activités de maintenance.

La surveillance

C'est l'activité exécutée manuellement ou automatiquement ayant pour objet d'observer l'état réel d'un bien. La surveillance se distingue de l'inspection en ce qu'elle est utilisée pour évaluer l'évolution des paramètres du bien avec le temps.

La réparation

Ce sont les actions physiques exécutées pour rétablir la fonction requise d'un bien en panne.

Le dépannage

Ce sont les actions physiques exécutées pour permettre à un bien en panne d'accomplir sa fonction requise pendant une durée limitée jusqu'à ce que la réparation soit exécutée.

L'amélioration

Ensemble des mesures techniques, administratives et de gestion, destinées à améliorer la

sûreté de fonctionnement d'un bien sans changer sa fonction requise.

La modification

Ensemble des mesures techniques, administratives et de gestion, destinées à changer la fonction d'un bien.

La révision

Ensemble complet d'examens et d'actions réalisés afin de maintenir le niveau requis de disponibilité et de sécurité.

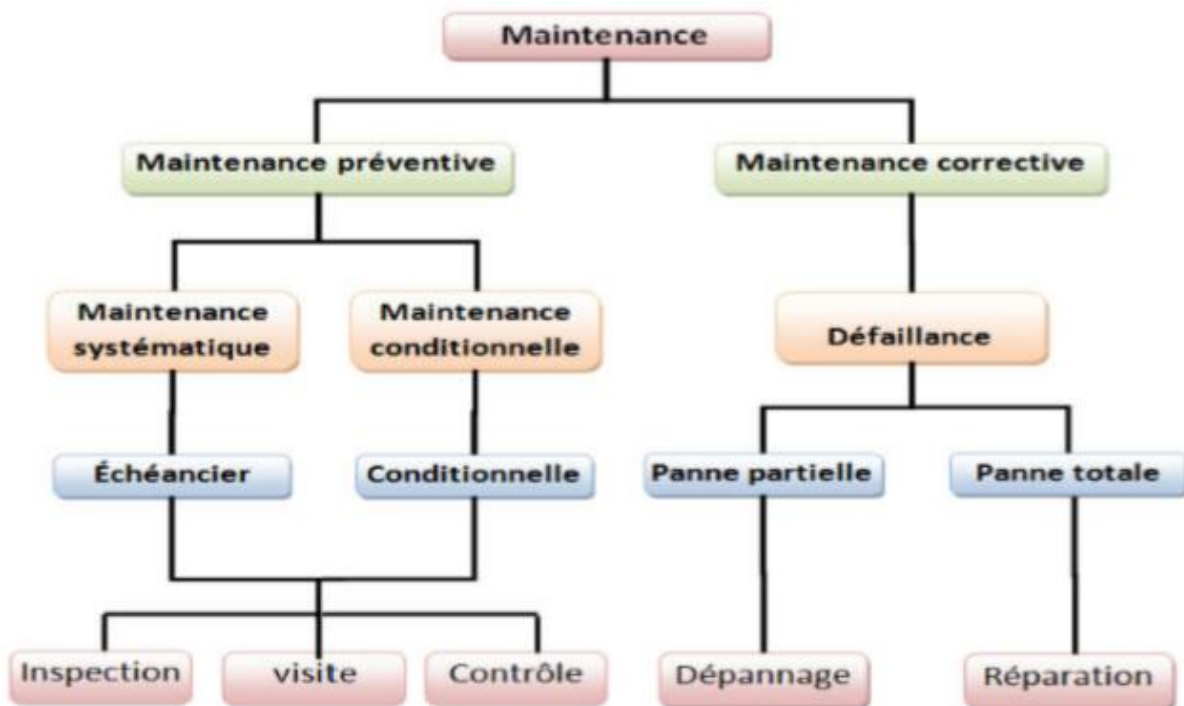
La reconstruction

Action suivant le démontage d'un bien et la réparation ou le remplacement des composants qui approchent de la fin de leur durée de vie utile et/ou devraient être systématiquement remplacés. La reconstruction diffère de la révision en ce qu'elle peut inclure des modifications et/ou améliorations.

L'objectif de la reconstruction est normalement de donner à un bien une vie utile qui peut être plus longue que celle du bien d'origine [1].

I.6 Types de maintenance

D'après la définition de la maintenance on nous obtiendrons plusieurs types de la maintenance comme suit :



Figurer I.2 Schématisation concepts de la maintenance [4]

I.6.1 La maintenance préventive

C'est la maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien.

[5]

I.6.1.1 Les types de la maintenance préventive

La maintenance préventive est divisée en trois types dans la figure suivante :

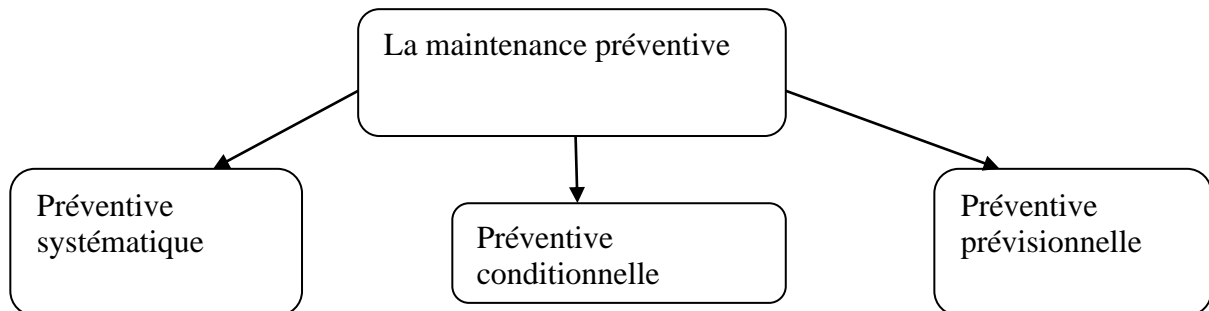


Figure I.3 Types de la maintenance préventive

I.6.1.2 La maintenance préventive systématique

C'est la maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien. [5]

I.6.1.3 La maintenance préventive conditionnelle

C'est la maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent. [5]

I.6.1.4 La maintenance préventive prévisionnelle

C'est la maintenance préventive conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation du bien.

[5]

I.6.1.5 Les Objectifs de la maintenance préventive

- Augmenter la durée de vie de matériels et de la sécurité.
- Diminuer la probabilité des défaillances en service.
- Prévenir et aussi prévoir les interventions de maintenance corrective.
- Permettre de décider la maintenance corrective dans de bonnes conditions (gestion de la maintenance).
- Eviter les consommations anormales d'énergie, de lubrifiants, etc.

- Supprimer les causes d'accidents graves.
- Diminuer les travaux urgents. [4]

I.6.2 La maintenance corrective

C'est la maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise. [5]

I.6.2.1 Les types de la maintenance corrective

La maintenance corrective divisée en deux types dans la figure suivant :

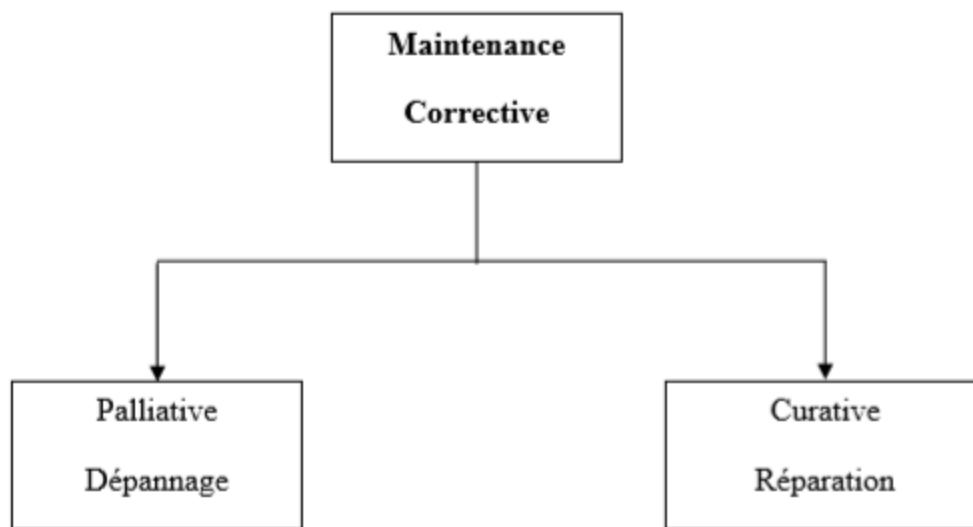


Figure I.4 Types de la maintenance corrective

I.6.2.2 Maintenance curative

Elle compose en un dépannage qui une remise en état de fonctionnement effectuée sur site, le dépannage se fait après panne.

Ce type de maintenance permet de remettre définitivement en état le système après l'apparition d'une défaillance. Cette remise en état du système est une réparation durable. Les équipements réparés doivent les fonctions pour lesquelles ils ont été conçus. Une réparation est une opération définitive de la maintenance curative qui peut être décidée soit immédiatement à la suite d'une défaillance, soit après un dépannage, ce type de maintenance, provoque donc une indisponibilité du système. [6]

I.6.2.3 Maintenance palliative

La maintenance palliative ne doit jamais être la première méthode choisie dans une politique de maintenance : celle-ci doit viser à revenir à l'action offensive aux causes de la

défaillance et non pas à assurer coûte que coûte la fonction du bien dans des conditions qui ne soient pas celles de la sûreté de fonctionnement.

La maintenance palliative revêt un caractère temporaire provisoire. Elle est principalement constituée d'opérations qui devront toutefois être suivies d'opérations curatives (réparation). Le dépannage est une opération de maintenance palliative qui est destinée à remettre le système en état provisoire de fonctionnement de manière à ce qu'il puisse assurer une partie des fonctions requises [6].

I.6.2.4 Graphe de la maintenance corrective

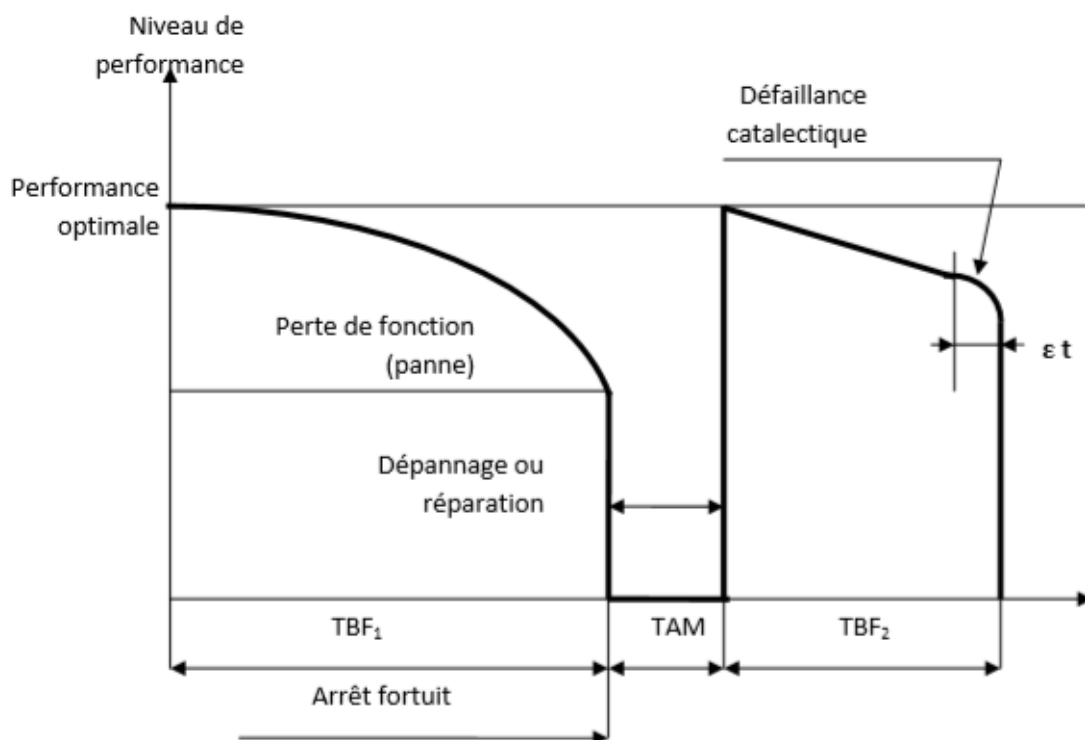


Figure I.5 Graphe de la maintenance corrective. [7]

t: taux de défaillance.

TBF1: le temps de bon fonctionnement de la première fois.

TAM: temps propre d'indisponibilité. Cause de défaillance ou d'action de maintenance préventive (changement, systématique, les roulements. Les courroies). [7]

I.7 Les opérations de maintenance

Ces opérations trouvent leur définition dans la norme NF X 60-010 et NF EN 13306).

➤ Le dépannage

C'est une action ou opération de maintenance corrective sur un équipement en panne

en vue la remettre en état de fonctionnement.

➤ **La réparation**

C'est une intervention définitive et limitée de maintenance corrective après panne ou défaillance. L'équipement réparé doit assurer les performances pour lesquelles il a été conçu.

➤ **Les inspections**

Ce sont des activités de surveillance consistant à relever périodiquement des anomalies et exécuter des réglages simples ne nécessitant pas d'outillage spécifique ni d'arrêt de l'outil de production ou des équipements.

➤ **Les visites**

Ce sont des opérations de surveillance qui dans le cadre de la maintenance préventive systématique, s'opèrent selon une périodicité prédéterminée.

➤ **Les contrôles**

Ils correspondent à des vérifications de conformité par rapport à des données préétablies suivis d'un jugement. [8]

I.8 Niveaux de maintenance

I.8.1 Les niveaux de maintenance

La maintenance et l'exploitation d'un bien s'exercent à travers de nombreuses opérations, parfois répétitives, parfois occasionnelles, communément définies jusqu'alors en cinq niveaux de maintenance. [9]

I.8.1.1 Les cinq niveaux de maintenance

Niveaux	Définition Personnel	Personnel D'intervention	Moyens
1	Réglages simples prévus par le constructeur au moyen d'organes accessibles sans	Exploitant sur Place.	Outillage léger défini dans les conditions d'utilisation.

	aucun démontage d'équipement ou échange d'éléments accessibles en toute sécurité.		
2	Dépannage par échange standard d'éléments prévus à cet effet ou d'opérations mineures de maintenance préventives (rondes).	Technicien habilité, sur place.	Idem, plus les pièces de rechange trouvées à proximité, sans délai.
3	Identification et diagnostic de panne, réparation par échange de composants fonctionnels, réparations mécaniques mineures	Technicien spécialisé, sur place ou en local de maintenance	Outillage prévu, plus des appareils de mesure, banc d'essai, contrôle...
4	Travaux importants de maintenance corrective ou préventive.	Equipe encadrée par un technicien spécialisé (atelier central).	Outillage général plus spécialisé, matériel d'essai, de contrôle...
5	Travaux de rénovation de reconstruction ou réparations importantes confiées à un atelier central.	Equipe complète, polyvalente (atelier central)	Moyens proches de la fabrication par le constructeur.

Tableau I.1 les cinq niveaux de maintenance. [9]

I.9 Les temps de la maintenance

➤ La MTBF

La MTBF est la moyenne des temps de bon fonctionnement (TBF).

Un temps de bon fonctionnement est le temps compris entre deux défaillances.

Remarque : En anglais, MTBF signifie mean time between failures (norme X60-500).

➤ La MTTR

La MTTR est la moyenne des temps techniques de réparation (TTR).

Le TTR est le temps durant lequel on intervient physiquement sur le système défaillant. Il débute lors de la prise en charge de ce système jusqu'après les contrôles et essais avant la remise en service.

Remarque : En anglais, MTTR signifie mean time to restoration (norme X60-500).

➤ La MTTA

La MTTA est la moyenne des temps techniques d'arrêt (TTA), les temps techniques d'arrêt sont une partie des temps d'arrêt que peut connaître un système de production en exploitation. Ils ont pour cause une raison technique et, ce faisant, sont à distinguer des arrêts inhérents à la production (attente de pièce, de matière, d'énergie, changement de production, etc.). [9]

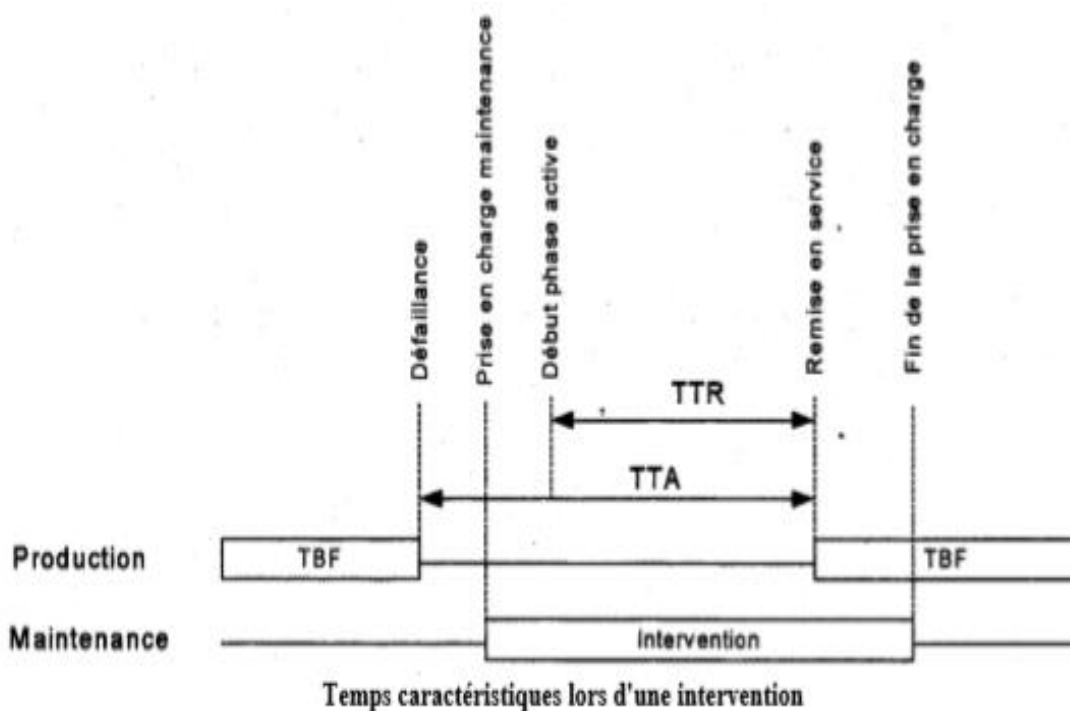


Figure I.6 Les temps de la maintenance. [9]

I.10 Politique de maintenance

La politique de maintenance consiste à fixer les orientations (méthode, programme, budget, etc.) dans le cadre des objectifs fixés par la direction de l'entreprise. La politique de maintenance conduit, en particulier, à faire des choix entre :

- Maintenance préventive et/ou corrective, systématique ou conditionnelle.
- Maintenance internalisée et/ou externalisée.
- Politique d'approvisionnement en pièces de rechange.
- Développement des ressources humaines.
- Management qualité de la fonction maintenance.
- Établissement du système sécurité, etc. [10]

I.10.1 Orientations des politiques de maintenance

Les décisions de la fonction maintenance reposent sur trois notions, qui définissent trois grandes orientations des politiques de maintenance. Les trois notions sont [11] :

- Coût.
- Disponibilité.
- Fiabilité et maintenabilité.

I.11 La fonction maintenance

La mission principale de la fonction maintenance est le maintien par des actions préventives et correctives de la disponibilité de l'outil de production ; c'est-à-dire de son aptitude à accomplir une fonction requise, dans des conditions d'utilisation données, pendant une période donnée par les normes AFNOR [12]. Autrement dit, la mission principale de la maintenance est la gestion optimisée des équipements de production en fonction des objectifs propres à l'entreprise. [13]

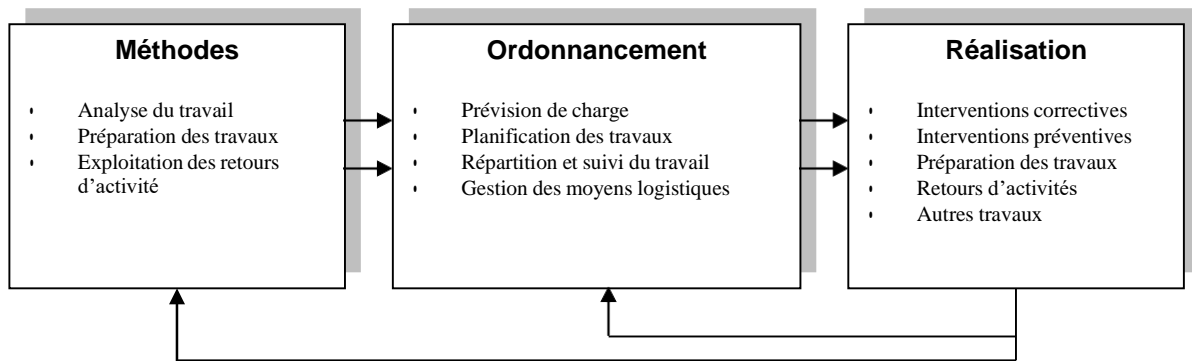


Figure I.7 Les trois fonctions opérationnelles de la maintenance

I.12 Etude de la fiabilité

I.12.1 Définition

La fiabilité caractérise l'aptitude d'un système ou d'un matériel à accomplir une fonction requise dans des conditions données pendant un intervalle de temps données ou caractéristique d'un bien exprime par la probabilité qu'il accomplisse une fonction requise dans des conditions données [14]

I.12.1.1 Intérêt de l'étude de la fiabilité

L'analyse de la fiabilité d'un système permet de modéliser et de prévoir sa durée de vie (dans le cas d'un système non réparable) ou son temps de bon fonctionnement (dans le cas d'un système réparable).

La connaissance de la durée de vie d'un système ou d'un composant permet de déterminer par exemple les périodicités dans le cas d'une maintenance préventive systématique. [15]

I.12.2 Objectifs de la fiabilité en mécanique

La fiabilité est un outil puissant et important dans le domaine mécanique et la maintenance industriel « pour caractériser le comportement du produit dans les différentes phases de vie, mesurer l'impact des modifications de conception sur l'intégrité du produit qualifier un nouveau produit et améliorer ses performances tout au long de sa mission ».

I.13 La relation entre la fiabilité et la maintenance

Tous les équipements d'une installation industrielle sont soumis à des mécanismes de dégradation dus aux conditions de fonctionnement et/ou d'environnement : usure, fatigue, vieillissement. Face aux défaillances qui en résultent, on peut se contenter de pratiquer une maintenance corrective, mais on n'évite pas ainsi les conséquences des pannes que l'on subit.

Une attitude plus défensive consiste à mettre en œuvre une maintenance préventive destinée à limiter, voire à empêcher, ces défaillances, mais on court alors le risque de dépenses excessives et d'indisponibilités inutiles.

Devant cette situation, le responsable de maintenance ne doit plus se contenter de surveiller et de réparer, il doit envisager des stratégies. Une part de son travail consiste à prévoir les événements et à évaluer les différentes alternatives qui s'offrent à lui pour trouver la solution optimale, ou tout au moins pour s'en rapprocher. Les forces dont il dispose, limitées par ses moyens techniques et financiers, doivent être placées aux bons endroits.

C'est dans ce contexte que la maintenance s'est dotée de méthodes qui considèrent à la fois, et plus ou moins, la technique et l'organisation. Les industries de processus ont généralement appliquée des démarches alliant une évaluation des risques, une analyse du retour d'expérience, et une logique de sélection de tâches de maintenance. L'Optimisation de la maintenance par la Fiabilité (OMF). [15]

I.14 La fiabilité des systèmes

I.14.1 La maintenabilité

Dans les conditions d'utilisation données pour lesquelles il a été conçu, la maintenabilité est l'aptitude d'un bien à être maintenu ou rétabli dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise, lorsque la maintenance est accomplie dans des conditions données, avec des procédures et des moyens prescrits. [16]

I.14.1.1 Calcul de la maintenabilité

La maintenabilité peut se caractériser par sa MTTR.

MTTR :(Mean Time To Repair) ou encore Moyenne des Temps Techniques de Réparation. [16]

$$MTTR = \frac{\sum \text{Temps d'intervention pour } n \text{ pannes}}{\text{Nombre de pannes } (n)} \quad (I.1)$$

Taux de réparation μ :

$$\mu = \frac{1}{MTTR} \quad (I.2)$$

I.14.1.2 La disponibilité

Aptitude d'un bien à être en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions données, à un instant donné ou durant un intervalle de temps donné, en supposant que la fourniture des moyens extérieurs nécessaires est assurée.

Cette aptitude dépend de la combinaison de la fiabilité, de la maintenabilité et de la logistique de maintenance. Les moyens extérieurs nécessaires autres que la logistique de maintenance n'affecte pas la disponibilité du bien. [16]

I.14.2 Quantification de la disponibilité

La disponibilité moyenne sur un intervalle de temps donné peut être évaluée par le rapport :

$$D = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR} \quad (I.3)$$

I.15 Etude AMDEC

L'AMDEC (Analyse des Modes de Défaillances, de leurs Effets et de leur Criticité) est une technique d'analyse prévisionnelle de la fiabilité, de la maintenabilité et de la sécurité des produits et des équipements.

D'après AFNOR (Association française de normalisation) L'analyse des modes de défaillance de leurs effets et de leur criticités (AMDEC) est une méthode inductive permettant pour chaque composant d'un système, de recenser son mode de défaillance et son effet sur le fonctionnement ou sur la sécurité du système. [17]

I.15.1. Principe de l'AMDEC

La notion de composition du system en élément

- 1- Recensement des diverses données nécessaire à la réalisation de L'AMDEC
- 2- La notion de mode de défaillance
- 3- La notion de criticité [18]

I.15.1.1 Types d'AMDEC

Selon les objectifs visés plusieurs types de l'AMDEC sont utilisés lors de phases successives de développement d'un produit [17] :

- AMDEC produit
- AMDEC processus
- AMDEC machine

I.16 La Défaillance

Une défaillance est la cessation de l'aptitude d'un élément à accomplir une fonction requise. [17]

I.16.1 Mode de défaillance

Un mode de défaillance est la manière dont le système peut s'arrêter de fonctionner ou fonctionner anormalement. Le mode de défaillance est relatif à chaque fonction de chaque élément. Il s'exprime en termes physiques [17]. Exemples : rupture, coupure d'électricité, coincement, fuite...

I.16.1.1 Cause de défaillance

Une cause de défaillance est l'anomalie initiale pouvant conduire à la défaillance, par l'intermédiaire du mode de défaillance. La cause de défaillance d'un élément peut être interne ou externe à celui-ci. A un mode de défaillance peuvent correspondre plusieurs causes réciproquement. [17]

➤ **Exemples :** Sous dimensionnement, manque de lubrifiant, corrosion, cavitation...

I.16.1.2 Effet de défaillance

L'effet d'une défaillance est, par définition, une conséquence subie par l'utilisateur. Un même mode de défaillance peut engendrer plusieurs effets simultanés qui peuvent se cumuler et s'enchaîner. De même, plusieurs modes peuvent avoir le même effet. [17]

Exemples : arrêt de production, déficit en eau potable...

I.17 Détection

La détection est un phénomène ou paramètre physique, anomalie ou symptôme, pouvant être observé, détecté ou mesuré de manière précoce et traduisant l'apparition, la propagation ou l'évolution d'un mécanisme de défaillance. [17]

I.18 Diagramme de Pareto

I.18.1 Définition

Le diagramme de Pareto, est une méthode d'aide à la prise de décision. Elle est connue sous les noms suivants [19] :

- Diagramme de Pareto
- Méthode 80/20
- Carré de Gini
- Courbe ABC

- Courbe des fréquences cumulées
- Loi de l'effet proportionnel de Gibrat
- Loi de distribution gaussio-logarithmique
- Loi log-normale
- Loi de Galton

I.18.1.1 Objectifs

La méthode "Pareto" a pour but de sélectionner, dans une population, les sujets les plus représentatifs en regard d'un critère chiffrable. Généralement cette sélection sera effectuée pour simplifier l'étude d'un problème en n'en retenant que les sujets les plus significatifs. [19]

I.19 La Méthode A.B.C

I.19.1 Définition

Méthode objective et efficace de choix basés sur la connaissance d'une période antérieure. Les résultats se présentent sous forme d'une courbe dite « Courbe A.B.C ». [17]

I.19.1.1 Le but

Suggérer un choix. C'est à dire classer par ordre d'importance des éléments (produits, machines, pièces, opération) en fonction d'un critère de valeur retenu (heures, etc.).

Zone A: Pertes devant engendrer des actions prioritaires.

Zone B: Pertes à prendre en compte si solutions peu coûteuses.

Zone C: Pertes ne justifiant pas d'action.

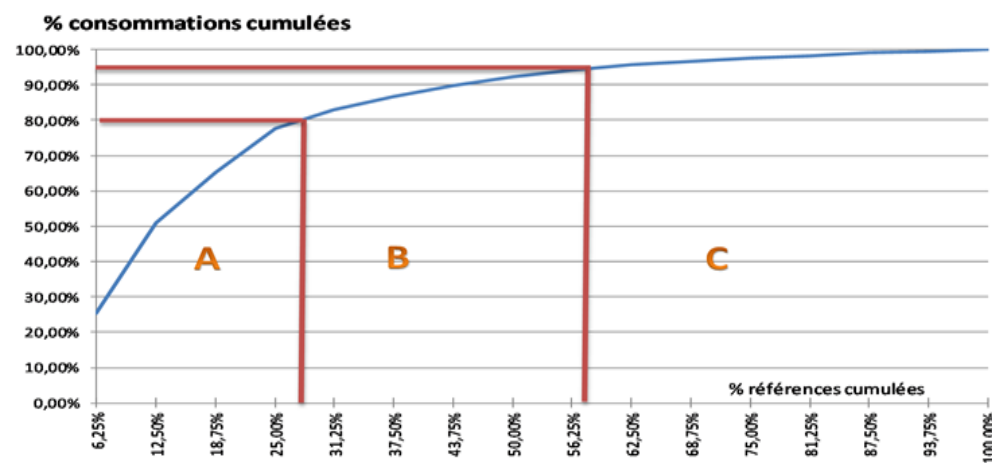


Figure I.8 : représentation graphique des classes articles. [20]

I.20 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principaux concepts de la maintenance qui doivent être suivi par le service de maintenance installé dans les entreprises, ainsi que les méthodes les plus utilisées tel que les méthodes AMDEC, diagramme de PARETO, ABC etc.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter une nouvelle méthode qui s'appelle les réseaux bayésiens basé sur la probabilité dans le but de surveiller notre système mécanique.

Chapitre II

Modélisation par les réseaux bayésiens

Chapitre II

Modélisation par les réseaux bayésiens

II.1 Introduction

Nous avons présenté dans le chapitre précédent, l'état de l'art y compris la définition de la maintenance et leurs différents types.

Ce chapitre a pour objet d'introduire les modèles graphiques probabilistes et plus particulièrement les Réseaux Bayésiens.

II.2 Réseaux Bayésiens

L'évolution récente des méthodes et des techniques de programmation dans Le domaine du calcul probabiliste permet l'introduction de modèles graphiques PGM probabiliste (Modèle graphique probabiliste). Ces modèles offrent Un cadre de représentation des connaissances qui tient compte des dépendances et Indépendance conditionnelle entre variables aléatoires. Ils sont à la frontière Entre théorie des graphes et théorie des probabilités. On distingue deux grands Catégories de graphes : graphes orientés et non orientés, et deux catégories principales Figure : Réseau bayésien (BN) et modèle de Markov (CdM). Les réseaux Bayésiens ont été initiés par Pearl et al.[21], à la fin des années 1980, pour la prise en compte des incertitudes dans les systèmes experts et de décision. Depuis, leur utilisation n'a cessé d'augmenter et semble bien adaptée aux spécificités des applications industrielles.

II.2.1 Définitions et avantages

Les réseaux Bayésiens figurent parmi les modèles d'analyse probabiliste. Ils proposent un formalisme mathématique et des bases théoriques solides pour le développement des modèles pour les systèmes complexes. Les RB sont de plus en plus utilisés dans des domaines tels que l'analyse des risques, la sureté de fonctionnement et la maintenance. Ils combinent une représentation de la connaissance sous forme graphique (des relations de dépendance directe) et

probabiliste (une incertitude sur la connaissance). [21].

Un réseau bayésien $B = (G, \theta)$ est défini par :

- $G = (X, E)$, graphe dirigé sans circuit dont les sommets sont associés à un ensemble de variables aléatoires $X = \{X_1, \dots, X_n\}$,
- $\theta = \{P(X_i | Pa(X_i))\}$, ensemble des probabilités de chaque nœud X_i conditionnellement à l'état de ses parents $Pa(X_i)$ dans G .

Ainsi, la partie graphique du réseau bayésien indique les dépendances (ou indépendances) entre les variables et donne un outil visuel de représentation des connaissances, outil plus facilement appréhendable par ses utilisateurs. De plus, l'utilisation de probabilités permet de prendre en compte l'incertain, en quantifiant les dépendances entre les variables. Ces deux propriétés ont ainsi été à l'origine des premières dénominations des réseaux bayésiens, "systèmes experts probabilistes", où le graphe était comparé à l'ensemble de règles d'un système expert classique, et les probabilités conditionnelles présentées comme une quantification de l'incertitude sur ces règles.

Les réseaux bayésiens nous permettent de représenter de manière compacte la distribution de probabilité jointe sur l'ensemble des variables [21] :

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | Pa(X_i)) \quad (\text{II.1})$$

Cette décomposition d'une fonction globale en un produit de termes locaux dépendant uniquement du nœud considéré et de ses parents dans le graphe, est une propriété fondamentale des réseaux bayésiens. Elle est à la base des premiers travaux portant sur le développement d'algorithmes d'inférence, qui calculent la probabilité de n'importe quelle variable du modèle à partir de l'observation même partielle des autres variables. Ce problème a été prouvé NP-complet, mais a abouti à différents algorithmes qui peuvent être assimilés à des méthodes de propagation d'information dans un graphe. Ces méthodes utilisent évidemment la notion de probabilité conditionnelle, i.e. quelle est la probabilité de X_i sachant que j'ai observé X_j , mais aussi le théorème de Bayes, qui permet de calculer, inversement, la probabilité de X_j sachant X_i , lorsque $P(X_i | X_j)$ est connu.

La modélisation d'un problème par un réseau bayésien, puis l'utilisation d'algorithmes d'inférence, ont fait des réseaux bayésiens des outils idéaux pour le raisonnement ou le diagnostic à partir d'informations incomplètes. Quelle est, par exemple, la probabilité qu'un patient soit atteint de telle ou telle maladie, sachant que certains symptômes ont été observés,

mais que d'autres informations ne sont pas connues ? Quelle est la configuration des variables représentant l'état de chacun des composants d'un système, sachant que tel ou tel comportement a été remarqué ?

Ainsi Microsoft a proposé dès 1994 un assistant de dépannage pour les problèmes d'impression dans Windows 95. Leur programme commence par proposer la solution qui paraît la plus probable pour résoudre le problème détecté. L'utilisateur a alors trois solutions :

- Indiquer que la solution a effectivement résolu le problème, ce qui met fin à la session d'assistance,
- Indiquer qu'il est dans l'incapacité de tester la solution proposée. Le système doit donc proposer une autre solution sans avoir obtenu d'information supplémentaire,
- Ou indiquer que cette solution n'est pas la bonne, après l'avoir testée, ce qui donne un renseignement additionnel au système qui pourra donc en tenir compte pour inférer une nouvelle proposition.

Les réseaux bayésiens modélisant efficacement la loi de probabilité jointe de l'ensemble des variables, sont un formalisme privilégié pour l'utilisation de méthodes d'échantillonnage stochastique. Celles-ci permettent de générer à volonté des données simulées. Les réseaux bayésiens sont alors des outils de simulation qui permettent à l'expert d'observer le comportement de son système dans des contextes qu'il n'est pas forcément capable de tester lui-même.

La figure 1.1 est un exemple de réseau bayésien modélisant un cycle de maintenance sur un système. Les modules au centre du modèle représentent quatre experts indépendants estimant l'état du système, en fonction d'un contexte qui leur est propre. Les propositions de maintenance de ces experts sont ensuite fusionnées dans le module suivant pour arriver à une décision finale de maintenance. La partie supérieure du modèle permet de représenter l'évolution temporelle de l'état du système : cet état dépend du fait qu'une décision de maintenance a été prise, mais aussi de son état précédent, permettant ainsi de représenter des modèles de dégradation. A partir d'un tel modèle, l'industriel peut vérifier la qualité de chacun des experts, et jouer sur les valeurs des contextes pour tenter d'améliorer la qualité de son système.

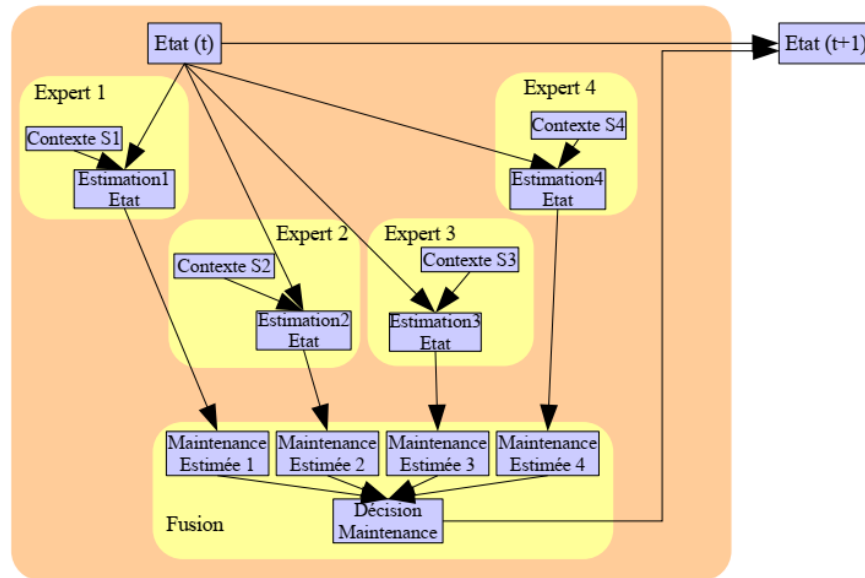


Figure II.1 Exemple de RB : application à la modélisation de la maintenance d'un système à partir de plusieurs expertises. [22]

En parallèle avec les algorithmes d'inférences, d'autres approches ont été proposées pour l'apprentissage à partir de données, ou d'expertises, des probabilités conditionnelles quantifiant les dépendances entre les variables d'un réseau bayésien de structure connue. Le chapitre 2 passe donc en revue les différentes méthodes existantes.

Celles-ci ont l'avantage de faire intervenir l'expert à plusieurs niveaux. Il peut ainsi déterminer complètement ces paramètres, à partir de techniques d'élicitation de probabilité ou d'autres techniques développées en Ingénierie des Connaissances. A l'opposé, il peut laisser les données guider complètement cette estimation, grâce aux techniques d'estimation statistique. A mi-chemin entre ces deux modes de fonctionnement, les techniques d'estimation bayésienne permettent l'utilisation conjointe de données et de connaissances a priori qui peuvent être fixées par l'expert.

La modularité des réseaux bayésiens permet aussi à l'expert de choisir n'importe quelle source d'estimation disponible (lui-même ou des données) pour estimer les paramètres d'une partie du système, et une autre pour telle autre partie. Cette flexibilité autorise alors la construction progressive de modèles de plus en plus complexes, à l'aide de sources d'informations hétérogènes. Reprenons par exemple le réseau bayésien de la figure II.1. Les probabilités conditionnelles des modules représentant les experts peuvent être estimées indépendamment, à partir d'expériences ou d'expertises différentes. De même, les paramètres du module de fusion (décision de maintenance), ou ceux correspondant à la modélisation dynamique de l'état du système, pourront être estimés à partir de données ou fixés par des connaissances expertes

Dans certains problèmes, l'expert est souvent amené à construire lui-même le graphe du réseau bayésien, en réfléchissant en termes de causalité. A l'opposé, l'apprentissage du graphe à partir de données se fait dans un cadre plus général que celui des réseaux bayésiens causaux, cadre dans lequel plusieurs graphes seront équivalents, mais où un seul capturera éventuellement les relations de causalité du problème. La découverte de réseaux bayésiens complètement causaux à partir de données est une question qui a été abordée plus récemment. Les travaux sur le sujet s'accordent sur le fait qu'il est impossible de travailler à partir de données d'observations uniquement. Les plans d'expériences, c'est à dire la façon dont les données ont été obtenues, sont des informations essentielles pour capturer la notion de causalité.

Les méthodes proposées dans le cadre de l'apprentissage de structure ont transformé les réseaux bayésiens non seulement en outil de représentation des connaissances, mais aussi en outil de découverte de celles-ci. Lorsque ces connaissances font appel à la notion de causalité, les résultats de telles méthodes sont à examiner avec précaution. Tout d'abord, la causalité est une notion complexe que les spécialistes peinent à définir unanimement. Ensuite, les hypothèses sous-jacentes à ces algorithmes ne doivent pas être oubliées, sous peine d'aboutir à des interprétations causales erronées, voire dangereuses. Par exemple, peut-on toujours affirmer que toutes les variables nécessaires à notre modélisation sont connues ?

L'essentiel de nos travaux de recherche concerne l'apprentissage de structure d'un réseau bayésien, en levant progressivement les différentes hypothèses posées :

- ✓ Pas de variables latentes, données complètes
- ✓ Pas de variables latentes, données incomplètes
- ✓ Comment découvrir des variables latentes ?
- ✓ Comment arriver à une structure réellement causale ?

Nous aborderons aussi le cas particulier de la classification, pour lequel des structures spécifiques de réseaux bayésiens ont été étudiées.

II.3 Apprentissage des paramètres

II.3.1 A partir de données complètes

Nous cherchons ici à estimer les distributions de probabilités (ou les paramètres des lois correspondantes) à partir de données disponibles. L'estimation de distributions de probabilités, paramétriques ou non, est un sujet très vaste et complexe. Nous décrirons ici les méthodes les plus utilisées dans le cadre des réseaux bayésiens, selon que les données à notre disposition sont complètes ou non, en conseillant la lecture de ([22], [23] et [24]) pour plus d'informations.

II.3.1.1 Apprentissage statistique

Dans le cas où toutes les variables sont observées, la méthode la plus simple et la plus utilisée est l'estimation statistique qui consiste à estimer la probabilité d'un événement par la fréquence d'apparition de l'événement dans la base de données. Cette approche, appelée maximum de vraisemblance (MV), nous donne alors :

$$\hat{P}(X_i=x_k \mid \text{Pa}(X_i)=x_j) = \hat{\theta}_{ij,k}^{\text{MV}} = \frac{N_{ij,k}}{\sum_k N_{ij,k}} \quad (\text{II.2})$$

Où $N_{i,j,k}$ est le nombre d'événements dans la base de données pour lesquels la variable X_i est dans l'état x_k et ses parents sont dans la configuration x_j .

Soit $X^{(l)} = \{x_{k_1}^{(l)}, x_{k_2}^{(l)}, \dots, x_{k_n}^{(l)}\}$ un exemple de notre base de données. La vraisemblance de cet exemple conditionnellement aux paramètres θ du réseau est :

$$\begin{aligned} P(X = x^{(l)} \mid \theta) &= P(X_1 = x_{k_1}^{(l)}, \dots, X_n = x_{k_n}^{(l)} \mid \theta) \\ &= \prod_{i=1}^n P(X_i = x_{k_i}^{(l)} \mid \text{Pa}(X_i) = x_j^{(l)}, \theta) \\ &= \prod_{i=1}^n \theta_{i,j(i),k(i)} \end{aligned} \quad (\text{II.3})$$

La vraisemblance de l'ensemble des données D est :

$$L(D \mid \theta) = \prod_{l=1}^N P(X = x^{(l)} \mid \theta) = \prod_{i=1}^n \prod_{l=1}^N \prod_{k=1}^{\mathcal{K}_i} \theta_{i,j(i),k(l)} \quad (\text{II.4})$$

L'examen détaillé du produit $\prod_l \theta_{i,j(i),k(l)}$ nous montre que le terme $\theta_{i,j,k}$ (pour i, j, k fixés) apparaît autant de fois que l'on trouve la configuration $X_i = x_k$ et $\text{Pa}(X_i) = x_j$ dans les données, $N_{i,j,k}$ soit La vraisemblance des données peut donc se réécrire :

$$L(D \mid \theta) = \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{\mathcal{K}_i} \prod_{k=1}^{\mathcal{K}_i} \theta_{i,j,k}^{N_{i,j,k}} \quad (\text{II.5})$$

La log-vraisemblance s'écrit alors :

$$LL(D \mid \theta) = \log L(D \mid \theta) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{\mathcal{K}_i} \sum_{k=1}^{\mathcal{K}_i} N_{i,j,k} \log \theta_{i,j,k} \quad (\text{II.6})$$

Nous savons aussi que les $\theta_{i,j,k}$ sont liés par la formule suivante :

$$\sum_{k=1}^{\mathcal{K}_i} \theta_{i,j,k} = 1 \quad \text{soit} \quad \theta_{i,j,\mathcal{K}_i} = 1 - \sum_{k=1}^{\mathcal{K}_i-1} \theta_{i,j,k}$$

Réécrivons la log-vraisemblance à partir des $\theta_{i,j,k}$ indépendants :

$$LL(D|\theta) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{q_i} \left(\sum_k^{r_i-1} N_{i,j,k} \log \theta_{i,j,k} + N_{i,j,r_i} \log \left(1 - \sum_{k=1}^{r_i-1} \theta_{i,j,k} \right) \right) \quad (II.7)$$

Et sa dérivée par rapport à un paramètre $\theta_{i,j,k}$ est :

$$\frac{\partial LL(D|\theta)}{\partial \theta_{i,j,k}} = \frac{N_{i,j,k}}{\theta_{i,j,k}} - \frac{N_{i,j,r_i}}{\left(1 - \sum_{k=1}^{r_i-1} \theta_{i,j,k} \right)} = \frac{N_{i,j,k}}{\theta_{i,j,k}} - \frac{N_{i,j,r_i}}{\theta_{i,j,r_i}} \quad (II.8)$$

La valeur $\hat{\theta}_{i,j,k}$ du paramètre $\theta_{i,j,k}$ maximisant la vraisemblance doit annuler cette dérivée et vérifie donc :

$$\frac{N_{i,j,k}}{\hat{\theta}_{i,j,k}} = \frac{N_{i,j,r_i}}{\hat{\theta}_{i,j,r_i}} \quad \forall k \in \{1, \dots, r_i-1\}$$

Soit

$$\frac{N_{i,j,1}}{\hat{\theta}_{i,j,1}} = \frac{N_{i,j,2}}{\hat{\theta}_{i,j,2}} = \dots = \frac{N_{i,j,r_i}}{\hat{\theta}_{i,j,r_i}} = \frac{\sum_{k=1}^{r_i} N_{i,j,k}}{\sum_{k=1}^{r_i} \hat{\theta}_{i,j,k}} = \sum_{k=1}^{r_i} N_{i,j,k}$$

D'où

$$\hat{\theta}_{i,j,k} = \frac{N_{i,j,k}}{\sum_{k=1}^{r_i} N_{i,j,k}} \quad \forall k \in \{1, \dots, r_i\} \quad (II.8)$$

II.3.1.2 Apprentissage bayésien

L'estimation bayésienne suit un principe quelque peu différent. Il consiste à trouver les paramètres θ les plus probables sachant que les données ont été observées, en utilisant des a priori sur les paramètres. La règle de Bayes nous énonce que :

$$P(\theta|D) \propto P(D|\theta)P(\theta) = L(D|\theta)P(\theta) \quad (II.9)$$

Lorsque la distribution de l'échantillon suit une loi multinomiale, la distribution a priori conjuguée est la distribution de Dirichlet :

$$P(\theta) \propto \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{q_i} \prod_{k=1}^{r_i} (\theta_{i,j,k})^{\alpha_{i,j,k}-1} \quad (II.10)$$

où $\theta_{i,j,k}$ sont les coefficients de la distribution de Dirichlet associée à la loi a priori $P(X_i = x_k | Pa(X_i) = x_j)$. Un des avantages des distributions exponentielles comme celle de

Dirichlet est qu'elle permet d'exprimer facilement la loi a posteriori des paramètres $P(\theta|D)$ [22] :

$$P(\theta|D) \propto \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{q_i} \prod_{k=1}^{r_i} (\theta_{i,j,k})^{N_{i,j,k} + \alpha_{i,j,k} - 1} \quad (\text{II.11})$$

En posant $N'_{i,j,k} = N_{i,j,k} + \alpha_{i,j,k} - 1$, on retrouve le même genre de formule que dans l'équation 2.2. Un raisonnement identique permet de trouver les valeurs des paramètres $\theta_{i,j,k}$ qui vont maximiser $P(\theta|D)$.

L'approche de maximum a posteriori (MAP) nous donne alors :

$$\hat{P}(X_i = x_k | \text{Pa}(X_i) = x_j) = \hat{\theta}_{i,j,k}^{\text{MAP}} = \frac{N_{i,j,k} + \alpha_{i,j,k} - 1}{\sum_k (N_{i,j,k} + \alpha_{i,j,k} - 1)} \quad (\text{II.12})$$

Où $\theta_{i,j,k}$ sont les paramètres de la distribution de Dirichlet associée à la loi a priori $\hat{P}(X_i = x_k | \text{Pa}(X_i) = x_j)$.

Une autre approche bayésienne consiste à calculer l'espérance a posteriori des paramètres $\theta_{i,j,k}$ au lieu d'en chercher le maximum. Nous obtenons alors par cette approche d'espérance a posteriori (EAP) [25] :

$$\hat{P}(X_i = x_k | \text{Pa}(X_i) = x_j) = \hat{\theta}_{i,j,k}^{\text{EAP}} = \frac{N_{i,j,k} + \alpha_{i,j,k}}{\sum_k (N_{i,j,k} + \alpha_{i,j,k})} \quad (\text{II.13})$$

Les estimations que nous venons d'évoquer (maximum de vraisemblance, maximum a posteriori et espérance a posteriori) ne sont valables que si les variables sont entièrement observées. Les méthodes suivantes vont donc s'appliquer aux cas où certaines données sont manquantes.

II.3.2 Incorporation de connaissances

Dans de nombreuses applications réelles, il n'existe pas (ou très peu) de données. Dans ces situations, l'apprentissage des paramètres du réseau bayésien passe par l'utilisation de

connaissances d'experts pour tenter d'estimer les probabilités conditionnelles. Cette difficulté, souvent appelée élicitation de probabilités dans la littérature, est générale dans le domaine de l'acquisition de connaissances.

Nous décrivons tout d'abord l'utilisation d'une échelle de probabilité permettant à l'expert d'estimer de manière quantitative ou qualitative la probabilité d'un événement quelconque.

Malheureusement, chaque paramètre d'un réseau bayésien est une loi de probabilité conditionnelle dont la taille augmente exponentiellement par rapport au nombre de parents de la variable considérée. Il n'est donc pas réaliste d'interroger un expert sur toutes les valeurs de chacune de ces lois. Nous détaillerons quelques méthodes permettant de simplifier une loi de probabilité conditionnelle, ce qui diminue le nombre de questions à poser à l'expert. Nous proposerons aussi quelques règles pour vérifier la cohérence des estimations de l'expert.

Pour finir, nous aborderons le problème de l'estimation de la probabilité d'un événement en présence de plusieurs experts ou de sources d'information multiples. Comment prendre en compte la fiabilité de ces experts et de ces sources ? et que faire lorsqu'ils sont en désaccord ?

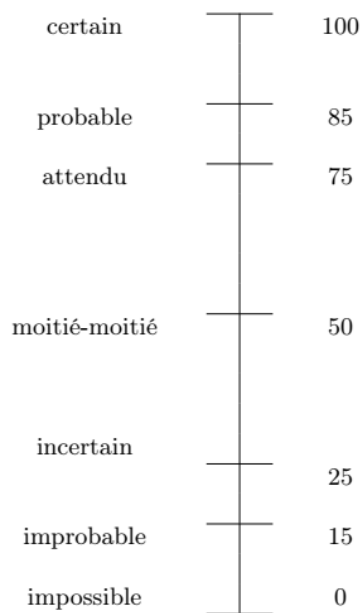


Figure II.2 Echelle de probabilité

II.3.2.1 Comment demander à un expert d'estimer une probabilité ?

De nombreux travaux comme ceux de [23] abordent le sujet de l'élicitation de probabilités. La tâche la plus difficile est souvent de trouver un expert disponible et familiarisé à la notion de probabilité. Ensuite il faut considérer les biais éventuels parfois subconscients (un expert va souvent surestimer la probabilité de réussite d'un projet le concernant, etc.). La dernière étape consiste à fournir à l'expert des outils associant des notions qualitatives et quantitatives, pour qu'il puisse associer une probabilité aux différents événements. L'outil le plus connu et le plus

facile à mettre en œuvre est l'échelle de probabilité [26] présentée figure II.1. Cette échelle permet aux experts d'utiliser des informations à la fois textuelles et numériques pour assigner un degré de réalisation à telle ou telle affirmation, puis éventuellement de comparer les probabilités des événements pour les modifier. [27] propose une étude détaillée des techniques d'élicitation de probabilités pour résoudre un problème de diagnostic médical.

II.3.2.2 Quelles probabilités estimer ?

Nous supposons ici que l'expert doit estimer la probabilité conditionnelle $P(Y | X_1, X_2, \dots, X_n)$ et que toutes nos variables (Y et X_i) soient binaires (de valeurs respectives $\{y$ et $y\}$ et $\{x_i$ et $x_i\}$).

L'expert devra donc estimer 2^n valeurs, ce qui est peu réaliste pour des problèmes complexes (manque de temps, fiabilité des 2^n valeurs, etc.). Plusieurs approches permettent de simplifier cette probabilité conditionnelle par diverses formes d'approximation comme le modèle OU bruité, les facteurs d'interpolation ou le modèle log-linéaire.

Modèle OU bruité

Le modèle OU bruité, proposé initialement par Pearl [28], pose les hypothèses suivantes :

- La probabilité suivante (probabilité que X_i cause Y lorsque les autres variables X_j sont absentes) est facile à estimer :

II.3.2.3. Entretien, maintenance et réparation

panne	cause probable	solution
La machine qui alarme	La température de l'eau de refroidissement du moule est peut être élevée	Radiateur est probablement en panne, vérifiez-le.
	La pression d'air est peut être diminuée	Vérifiez s'il y a assez de pression d'air
	La température idéale du plomb présente dans le pot est peut être diminuée ou augmentée	Vérifiez les thermocouples et remplacez-les si nécessaire.
	Le niveau de l'eau de refroidissement est peut être diminuée	Vérifiez le niveau d'eau, ajoutez-en si nécessaire.
Si retour de la plaque	Le référencement des raccords des capteurs est	Mettez les capteurs dans la position idéale et resserrer-les

principale aux postes est manquant ou excessive	peut être desserré	
	Une panne probable des capteurs	Remplacez-le avec un nouveau
Compression du moule ne fonctionne pas	Le cylindre de compression ne fonctionne peut être pas	Vérifiez les raccordements d'air et la pression d'air.
	La goupille présente dans les ressorts de compression du moule est peut être coincée	Desserrer un peu les ressorts
Si la table principale ne s'élève pas suffisamment vers le haut	Les switchers ne fonctionnent pas ou ils sont déplacés	Vérifiez si les switchers marchent bien, en cas de dysfonctionnement remplacez-les
	Possible panne des pistons	Vérifiez les raccordements d'air des pistons, veuillez fournir suffisamment de pression d'air
Vibrateur ne fonctionne pas	Manque d'air probable	Vérifiez les raccordements et la pression d'air, remplacez-le si nécessaire.
	Vanne qui ne fonctionne pas	Vérifiez les raccordements et la pression d'air, remplacez-le si nécessaire.
La machine ne fonctionne pas en position manuelle ou automatique	La panne provient peut-être du circuit de contrôle panneau des fusibles ou du relais de CRM	Remplacez les fusibles ou le relais CRM
	Le bouton présent sur la console de la machine est peut-être positionné comme manuelle ou automatique	Ajuster le au mode de fonctionnement souhaité
panne	cause probable	solution
Le moule n'atteint pas la valeur thermique souhaitée	Les résistances ne fonctionnent peut-être pas	Vérifiez le fonctionnement
	Les thermocouples ne fonctionnent peut être pas	Vérifiez le fonctionnement
	Une valeur de température incorrecte est peut-être entrée depuis le panel digital	La valeur de température correcte doit être entrée à partir du panel digital.
	Le fusible n'est peut-être pas en fonction	Enclenchez le fusible
	Le fusible des appareils de chauffage est peut-être en panne	Remplacez le fusible
Le réglage du temps de la machine ne fonctionne pas.	Il est peut-être dérégulé	Régler l'heure selon les procédures indiquées dans le manuel

Lors du fonctionnement des résisteurs, la valeur d'ampère correcte ne s'affiche pas	Résisteurs sont en pannes peut être	Vérifiez et remplacez si nécessaire
	Fusibles sont en pannes peut être	Vérifiez et remplacez si nécessaire
Unité de température se chauffe excessivement	Les liaisons des résisteurs ne sont plus serrées peut être	Vérifiez les raccordements et serrez si nécessaire
	Les vannes de refroidissement ne fonctionnent peut-être pas	Vérifiez les vannes et les mettre en service
	Le voltage et l'alimentation de l'élément de résistor ne sont peut-être pas correctes.	Vérifiez et remplacez avec le matériel correct
Mécanisme de correction des tenons ne fonctionne pas.	Vanne en panne	Remplacez-la
	Cylindre ne fonctionne plus	Contrôlez les raccordements
Soufflage aux tenons ne fonctionne pas	Les raccordements d'air desserrés	Vérifiez et remplacez si nécessaire
	La vanne est peut être en panne	Vérifiez et remplacez si nécessaire
Plateau ne monte pas	Plateau ne monte pas	Vérifiez les l'imitateurs
		Vérifiez la vanne
Les goupilles de poussée ne fonctionnent pas	Le tampon de la goupille de poussée à un problème	Vérifiez et graissez-la
Renversement de la cartouche ne fonctionne pas	Le cylindre doit avoir un problème	Vérifiez les l'imitateurs
		Vérifiez la vanne

Tableau II.1 Présente les quinze pannes.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les réseaux bayésiens qui sont basé sur la probabilité, ainsi que leurs avantages, nous avons aussi présenté l'historique de notre système mécanique qui englobe les pannes exister. Dans le chapitre qui suit nous abordons notre étude de cas en utilisant la technique RB.

Chapitre III

Etude de cas

Chapitre III

Étude de cas

III.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons proposer un modèle probabiliste d'un système de surveillance pour une machine industrielles. La conception de notre modèle se base sur les réseaux bayésiens naïf. La première phase présente la conception graphique de notre DAG (Directed Acycle Graph), dans la deuxième phase nous allons utiliser les résultats de nos expériences pour apprendre les paramètres de notre DAG. Et enfin nous présentons les résultats de test de validation pour le tableau d'apprentissage.

III.2 Étude cas

Dans notre étude cas, il s'agit d'une panne choisie parmi les quinze pannes qui sont présentées dans le tableau II.1. On s'intéresse aux causes qui impliquent sur cette panne, puis nous modélisant notre problème avec la méthode des réseaux bayésiens. Cette méthode nous permis de calculer la probabilité de la panne à partir de ces causes a priori.

Panne	Cause probable
La machine qui Alarme	La température de l'eau de refroidissement du moule est peut-être élevée.
	La pression d'air est peut-être diminuée.
	La température idéale du plomb présente dans le pot est peut-être diminuée ou augmentée.
	Le niveau de l'eau de refroidissement est peut-être diminué.

III.3 Phase de Conception

Dans cette phase de conception nous avons utilisé un réseau bayésien naïf de deux niveaux, le premier niveau est un nœud (variable aléatoire) qui modélise la panne de la machine dont ses valeurs sont [panne, pas de panne]. Le deuxième niveau présente les quatre causes (observations) qui influent dans la panne.

Alors l'objectif principale de cette étude est de calculer la probabilité de la panne $P(\text{Panne})$ sachant les quatre causes, Cause_1, Cause_2, Cause_3 et Cause_4.

Formellement nous allons calculer la probabilité :

|

$$P(\text{Panne} | \text{Cause}_1, \text{Cause}_2, \text{Cause}_3, \text{Cause}_4) = ? \quad (\text{III.1})$$

Avec :

- Panne : présente l'existence de la panne ou non. Ces valeurs prennent {Alarme, Non Alarme}.
- Cause_1 : Exprime la température de l'eau de refroidissement du moule. Ces valeurs prennent {Elevée, Non élevée}.
- Cause_2 : Exprime la pression d'air. Ces valeurs prennent {Diminuée, Normale}.
- Cause_3 : Exprime la température idéale du plomb présente dans le pot. Ces valeurs prennent {Augmentée, Diminuée}.
- Cause_4 : Présente le niveau de l'eau de refroidissement. Ces valeurs prennent {Normale, Diminué}.

La figure III.1 ci-dessous illustrent le modèle de conception de notre travail :

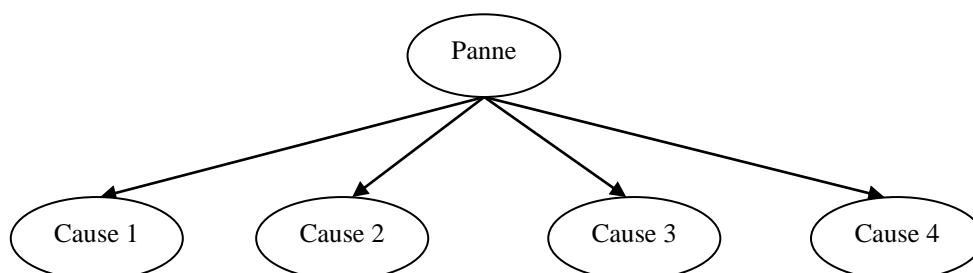


Figure III.1 Modèle de conception en réseau bayésien naïf

III.4 Phase d'apprentissage

Dans cette phase nous allons calculer les probabilités (voir Table des paramètres) de notre RBN en adoptant la méthode d'apprentissage statistique présentée dans le chapitre II. La base de données d'apprentissage (corpus), voir Tableau III.1, qui présente les expériences faites qui donnent l'influence des causes sur l'état de la panne. Nous avons regroupé les 100 test dont les résultats observés sont notés par le service de maintenance de la société ENPEC de Sougueur durant l'année 2020-2021. Ce tableau nous permis de calculer la probabilité de la panne dans les deux états (Alarme ou Non_Alarme).

$$P(\text{Panne}=x) = \sum \frac{N^{\text{bre}}_{\text{Panne}=x}}{N^{\text{bre}}_{\text{Total}}} \quad (\text{III.2})$$

$$P(\text{Panne}=\text{Alarme}) = \frac{55}{100} = 0.55$$

$$P(\text{Panne}=\text{Non_Alarme}) = \frac{45}{100} = 0.45$$

Nous calculons aussi la probabilité de chaque cause sachant l'état de la panne $P(\text{Cause} / \text{Panne})$. A partir de l'équation III.3

$$P(\text{Cause}_1=x_k | \text{Panne}(\text{Cause}_1)=x_j) = \frac{N_{i,j,k}}{\sum_k (N_{i,j,k})} \quad (\text{III.3})$$

Pour la Cause 1 :

$$P(\text{Cause}_1=\text{Non_Elevée} | \text{Panne}=\text{Non_Alarme}) = \frac{29}{45} = 0.64$$

$$P(\text{Cause}_1=\text{Elevée} | \text{Panne}=\text{Non_Alarme}) = \frac{16}{45} = 0.36$$

$$P(\text{Cause}_1=\text{Non_Elevée} | \text{Panne}=\text{Alarme}) = \frac{37}{55} = 0.67$$

$$P(\text{Cause}_1=\text{Elevée} | \text{Panne}=\text{Alarme}) = \frac{18}{55} = 0.33$$

Pour la Cause 2 :

$$P(\text{Cause}_2=\text{Diminuée} | \text{Panne}=\text{Non_Alarme}) = \frac{14}{45} = 0.31$$

$$P(\text{Cause}_2=\text{Normale} | \text{Panne}=\text{Non_Alarme}) = \frac{31}{45} = 0.69$$

$$P(\text{Cause}_2=\text{Diminuée} | \text{Panne}=\text{Alarme}) = \frac{30}{55} = 0.55$$

$$P(\text{Cause}_2=\text{Normale} | \text{Panne}=\text{Alarme}) = \frac{25}{55} = 0.45$$

Pour la Cause 3 :

$$P(\text{Cause}_3=\text{Diminuée}|\text{Panne}=\text{Non_Alarme})=\frac{33}{45}=0.73$$

$$P(\text{Cause}_3=\text{Augmentée}|\text{Panne}=\text{Non_Alarme})=\frac{12}{45}=0.27$$

$$P(\text{Cause}_3=\text{Diminuée}|\text{Panne}=\text{Alarme})=\frac{46}{55}=0.84$$

$$P(\text{Cause}_3=\text{Augmentée}|\text{Panne}=\text{Alarme})=\frac{9}{55}=0.16$$

Pour la Cause 4 :

$$P(\text{Cause}_4=\text{Diminué}|\text{Panne}=\text{Non_Alarme})=\frac{15}{45}=0.33$$

$$P(\text{Cause}_4=\text{Normale}|\text{Panne}=\text{Non_Alarme})=\frac{30}{45}=0.67$$

$$P(\text{Cause}_4=\text{Diminué}|\text{Panne}=\text{Alarme})=\frac{20}{55}=0.36$$

$$P(\text{Cause}_4=\text{Normale}|\text{Panne}=\text{Alarme})=\frac{35}{55}=0.64$$

Notons que pour faciliter l'écriture et minimiser les équations on pose $C1=\text{Cause}_1$, $C2=\text{Cause}_2$, $C3=\text{Cause}_3$, $C4=\text{Cause}_4$, alors les équations ont écrire :

$$\begin{aligned} P(\text{Pa}|C1,C2,C3,C4) &= P(C1)P(\text{Pa},C2,C3,C4|C1) \\ &= P(C1)P(C2|C1)P(\text{Pa},C3,C4|C1,C2) \\ &= P(C1)P(C2|C1)P(C3|C1,C2)P(\text{Pa},C4|C1,C2,C3) \\ &= P(C1)P(C2|C1)P(C3|C1,C2)P(C4|C1,C2,C3)P(\text{Pa}|C1,C2,C3,C4) \\ &= P(C1)P(C2)P(C3)P(C4)P(\text{Pa}|C1,C2,C3,C4) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P(\text{Pa}|C1,C2,C3,C4) &= P(\text{Pa})P(C1,C2,C3,C4|\text{Pa}) \\ &= P(\text{Pa})P(C1|\text{Pa})P(C2,C3,C4|\text{Pa},C1) \\ &= P(\text{Pa})P(C1|\text{Pa})P(C2|\text{Pa},C1)P(C3,C4|\text{Pa},C1,C2) \\ &= P(\text{Pa})P(C1|\text{Pa})P(C2|\text{Pa},C1)P(C3|\text{Pa},C1,C2)P(C4|\text{Pa},C1,C2,C3) \\ &= P(\text{Pa})P(C1|\text{Pa})P(C2|\text{Pa})P(C3|\text{Pa})P(C4|\text{Pa}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P(\text{Pa}|C1,C2,C3,C4) &= \frac{P(\text{Pa})P(C1|\text{Pa})P(C2|\text{Pa})P(C3|\text{Pa})P(C4|\text{Pa})}{P(C1)P(C2)P(C3)P(C4)} \\ &\approx P(\text{Pa})P(C1|\text{Pa})P(C2|\text{Pa})P(C3|\text{Pa})P(C4|\text{Pa}) \end{aligned}$$

Dont les facteurs de cette équation sont les paramètres (déjà calculés) de notre réseau bayésien

Donc la solution de notre modèle (équation III.1) est donnée par la relation suivante :

$$P(Pa|C1,C2,C3,C4)=P(Pa)P(C1|Pa)P(C2|Pa)P(C3|Pa)P(C4|Pa) \quad (III.4)$$

Le tableau III.1 ci-dessous présente un état d'apprentissage regroupé durant une période d'une année et à partir de ce tableau nous calculons les paramètres mentionner dans l'équation (III.4)

N ^{bre}	Température de l'eau (C1)	Pression d'air (C2)	Température du Plomb (C3)	Niveau de l'eau (C4)	Etat de la Machine (Panne)
1	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Non_Alarme
2	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Non_Alarme
3	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Non_Alarme
4	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Alarme
5	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Non_Alarme
6	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Alarme
7	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Alarme
8	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Non_Alarme
9	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Non_Alarme
10	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Non_Alarme
11	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Alarme
12	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Non_Alarme
13	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Alarme
14	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Non_Alarme
15	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Alarme
16	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Non_Alarme
17	Elevée	Normale	Diminuée	Normale	Alarme
18	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
19	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
20	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
21	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
22	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
23	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
24	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
25	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
26	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
27	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
28	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
29	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
30	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
31	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
32	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
33	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
34	Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
35	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Non_Alarme
36	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Non_Alarme

37	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Alarme
38	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Non_Alarme
39	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Alarme
40	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Alarme
41	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Non_Alarme
42	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Alarme
43	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Non_Alarme
44	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Non_Alarme
45	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Alarme
46	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Alarme
47	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Alarme
48	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Alarme
49	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Non_Alarme
50	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Alarme
51	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Non_Alarme
52	Non_Elevée	Normale	Diminuée	Diminué	Non_Alarme
53	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
54	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
55	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
56	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
57	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
58	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
59	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
60	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
61	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
62	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
63	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
64	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
65	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
66	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
67	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
68	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
69	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
70	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
71	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
72	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Non_Alarme
73	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
74	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
75	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
76	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
77	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
78	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
79	Non_Elevée	Diminuée	Diminuée	Normale	Alarme
80	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Alarme
81	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme

82	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme
83	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Alarme
84	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme
85	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Alarme
86	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Alarme
87	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme
88	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme
89	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Alarme
90	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme
91	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Alarme
92	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Alarme
93	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme
94	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme
95	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme
96	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Alarme
97	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme
98	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme
99	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme
100	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Alarme

Table III.1 État de la machine en fonction de l'état des causes pondant l'année 2020- 2021

III.5 Résultats et discussion

Dans la phase de test nous allons utiliser une base de données de 20 essais avec leurs etats de panne sur la machine « COS ZESAR » et nous calculons par la suite l'état de la panne prédit a partir de notre modele baysien afin de comparer ce résultat avec l'état de la panne observer durant le test.

le tableau III.2 Ci-dessous ullistre toutes les causes avec leurs pannes.

Nous remarquons que notre modele baysien a réussi d'atteindre un pourcentage de 92 % par rapport au resultat real.

A cet effet on peut dire que notre modele est validé pour la surveillance des machines industrielles

Test	Cause 1	Cause 2	Cause 3	Cause 4	Panne	Panne modèle
1	Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme	Non_Alarme
2	Elevée	Diminuée	Normale	Normale	Alarme	Alarme
3	Non_Elevée	Diminuée	Normale	Diminué	Alarme	Alarme
4	Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme	Non_Alarme
5	Non_Elevée	Normale	Augmentée	Diminué	Alarme	Alarme
6	Non_Elevée	Normale	Normale	Normale	Non_Alarme	Non_Alarme

7	Elevée	Diminuée	Normale	Diminué	Alarme	Alarme
8	Non_Elevée	Normale	Normale	Diminué	Non_Alarme	Non_Alarme
9	Non_Elevée	Diminuée	Augmentée	Normale	Alarme	Alarme
10	Elevée	Diminuée	Augmentée	Diminué	Alarme	Alarme
11	Non_Elevée	Diminuée	Normale	Diminué	Non_Alarme	Alarme
12	Elevée	Normale	Augmentée	Diminué	Non_Alarme	Non_Alarme
13	Non_Elevée	Diminuée	Augmentée	Normale	Alarme	Alarme
14	Non_Elevée	Diminuée	Normale	Diminué	Alarme	Alarme
15	Elevée	Diminuée	Augmentée	Diminué	Non_Alarme	Alarme
16	Elevée	Normale	Normale	Diminué	Non_Alarme	Non_Alarme
17	Elevée	Normale	Augmentée	Normale	Non_Alarme	Non_Alarme
18	Elevée	Diminuée	Augmentée	Diminué	Alarme	Alarme
19	Elevée	Normale	Normale	Diminué	Non_Alarme	Non_Alarme
20	Non_Elevée	Diminuée	Normale	Normale	Alarme	Alarme

Table III.2 Test de validation

III.5.1 Table des parametres

Le tableau ci-dessous mentrent le calcul des parametres probabilistes de chaque cause sachant la panne, alors dans cette etape nous allons calculer toute les parametres dans les deux cas de la machine c'est-à-dire la machine Alarm ou Non_Alarm et faire une comparaison entre les valeurs, a cet effet nous allons choisi la plus grande valeur de la probabilité pour arriver a savoir l'état de la machine.

	Etat	P(Pa)	P(C1 Pa)	P(C2 Pa)	P(C3 Pa)	P(C4 Pa)	P(Pa C1,C2,C3,C4)
1	Non_Alarme	0,45	0,36	0,69	0,73	0,67	0,055
	Alarme	0,55	0,33	0,45	0,84	0,64	0,044
2	Non_Alarme	0,45	0,36	0,31	0,27	0,67	0,009
	Alarme	0,55	0,33	0,55	0,16	0,64	0,010
3	Non_Alarme	0,45	0,64	0,31	0,27	0,33	0,008
	Alarme	0,55	0,67	0,55	0,16	0,36	0,012
4	Non_Alarme	0,45	0,36	0,69	0,73	0,67	0,055
	Alarme	0,55	0,33	0,45	0,84	0,64	0,044
5	Non_Alarme	0,45	0,64	0,69	0,73	0,33	0,048
	Alarme	0,55	0,67	0,45	0,84	0,36	0,050
6	Non_Alarme	0,45	0,64	0,69	0,27	0,67	0,036
	Alarme	0,55	0,67	0,45	0,16	0,64	0,017
7	Non_Alarme	0,45	0,36	0,31	0,27	0,33	0,004
	Alarme	0,55	0,33	0,55	0,16	0,36	0,006
8	Non_Alarme	0,45	0,64	0,69	0,27	0,33	0,018
	Alarme	0,55	0,67	0,45	0,16	0,36	0,010
9	Non_Alarme	0,45	0,64	0,31	0,73	0,33	0,022
	Alarme	0,55	0,67	0,55	0,84	0,64	0,109

10	Non_Alarme	0,45	0,36	0,31	0,73	0,33	0,012
	Alarme	0,55	0,33	0,55	0,84	0,36	0,030
11	Non_Alarme	0,45	0,64	0,31	0,27	0,33	0,008
	Alarme	0,55	0,67	0,55	0,16	0,36	0,012
12	Non_Alarme	0,45	0,36	0,69	0,73	0,33	0,027
	Alarme	0,55	0,33	0,45	0,84	0,36	0,025
13	Non_Alarme	0,45	0,64	0,31	0,73	0,67	0,044
	Alarme	0,55	0,67	0,55	0,84	0,64	0,109
14	Non_Alarme	0,45	0,64	0,31	0,27	0,33	0,008
	Alarme	0,55	0,67	0,55	0,16	0,64	0,021
15	Non_Alarme	0,45	0,36	0,31	0,73	0,33	0,012
	Alarme	0,55	0,33	0,45	0,84	0,64	0,044
16	Non_Alarme	0,45	0,36	0,69	0,27	0,33	0,010
	Alarme	0,55	0,33	0,45	0,16	0,36	0,005
17	Non_Alarme	0,45	0,36	0,69	0,73	0,67	0,055
	Alarme	0,55	0,33	0,45	0,84	0,64	0,044
18	Non_Alarme	0,45	0,36	0,31	0,73	0,33	0,012
	Alarme	0,55	0,33	0,55	0,16	0,36	0,006
19	Non_Alarme	0,45	0,36	0,69	0,27	0,33	0,010
	Alarme	0,55	0,33	0,45	0,16	0,36	0,005
20	Non_Alarme	0,45	0,64	0,31	0,27	0,33	0,008
	Alarme	0,55	0,67	0,55	0,16	0,64	0,021

Table III.3 Table des paramètres calculer

III.5.2 Test par Elvira (Graphical User Interface)

Le logiciel de construction et d'utilisation de modèles probabilistes graphiques « Elvira » est développé par les universités d'Almería, du Pays Basque, de Castille-La Manche, de Grenade et par l'université nationale d'enseignement à distance (UNED). La création d'Elvira s'est effectuée dans le cadre de deux projets de recherche soutenus par le ministère espagnol de la science et de la technologie : ELVIRA, de 1997 à 2001 et ELVIRA II, de 2001 à 2004.

Ce logiciel est basé sur des test probabilistes et nous permet de tester notre modèle par la variation des causes.

III.5.2.1 Interface graphique

L'interface graphique d'Elvira ressemble à celle d'autres logiciels. Elle fonctionne en trois modes : édition, apprentissage ou inférence. En mode édition, l'utilisateur crée le réseau bayésien ou le diagramme d'influence et dispose de fonctions habituelles comme Undo-Redo (annulation ou répétition de la dernière action), un zoom, etc. Le mode apprentissage est utilisé pour construire des réseaux bayésiens à partir de bases de données. En mode inférence, plusieurs possibilités particulièrement intéressantes sont offertes : par exemple, Elvira peut colorer les

liens ou leur donner des épaisseurs variables en fonction de certaines considérations sur la nature des liens, ce qui donne une vision qualitative des liens entre variables. Elvira est capable de détecter automatiquement les nœuds importants d'un réseau bayésien et de leur appliquer un mode d'affichage détaillé, comprenant des histogrammes représentant les lois de probabilité de chaque variable. Il est possible d'afficher simultanément plusieurs lois de probabilité pour une même variable, par exemple la loi marginale et la loi conditionnelle à l'observation d'un cas. Elvira peut également colorier les nœuds pour montrer qualitativement l'impact d'une observation.

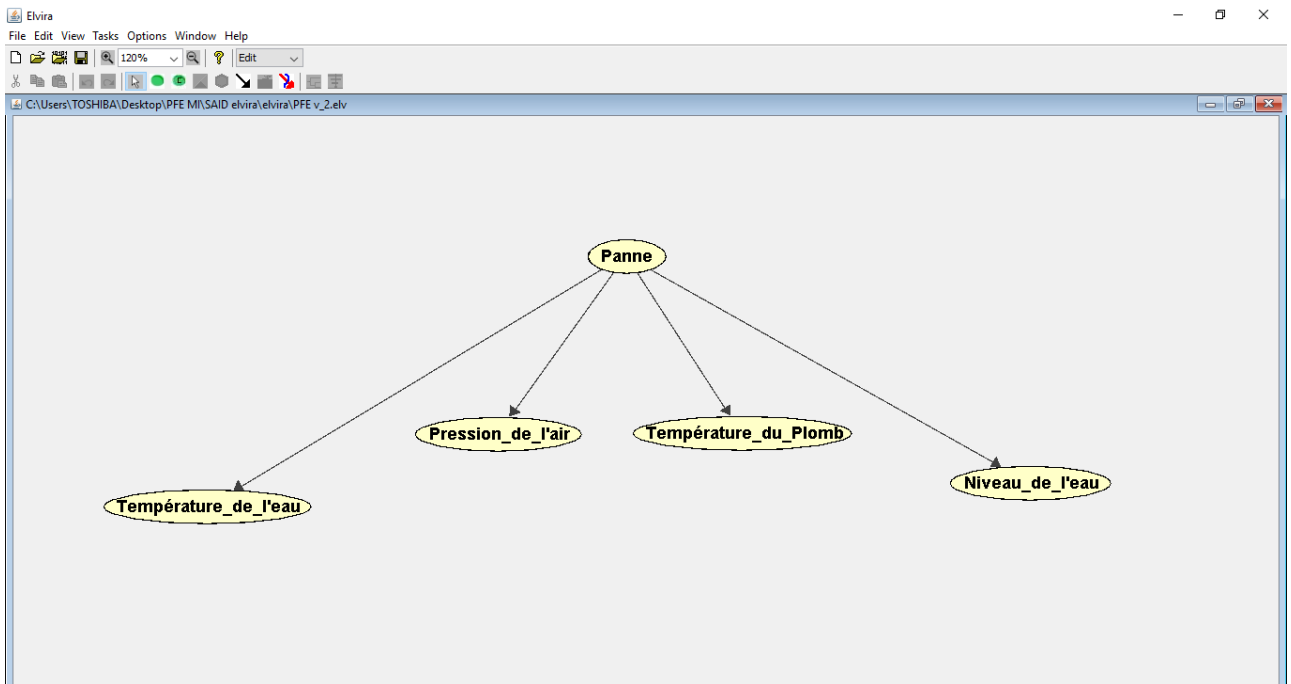


Figure III.2 Interface graphique par Elvira

La figure III.3 représente les états suivi en utilisant le logiciel open source Elvira, donc nous avons injecté les valeurs probable de chaque cause afin de voir les résultats.

Node: Panne

Relation Type: Probabilistic Deterministic

All Parameters Values CPT Net

Independent Parameters Probabilities Canonical Parameters Compound

Alarme	0.55
Non_Alarme	0.45

OK Cancel Apply

Node: Température_de_l'eau

Relation Type: Probabilistic Deterministic

All Parameters Values CPT Net

Independent Parameters Probabilities Canonical Parameters Compound

Panne	Alarme	Non_Alarme
Elevée	0.33	0.36
Non_Elevée	0.67	0.64

OK Cancel Apply

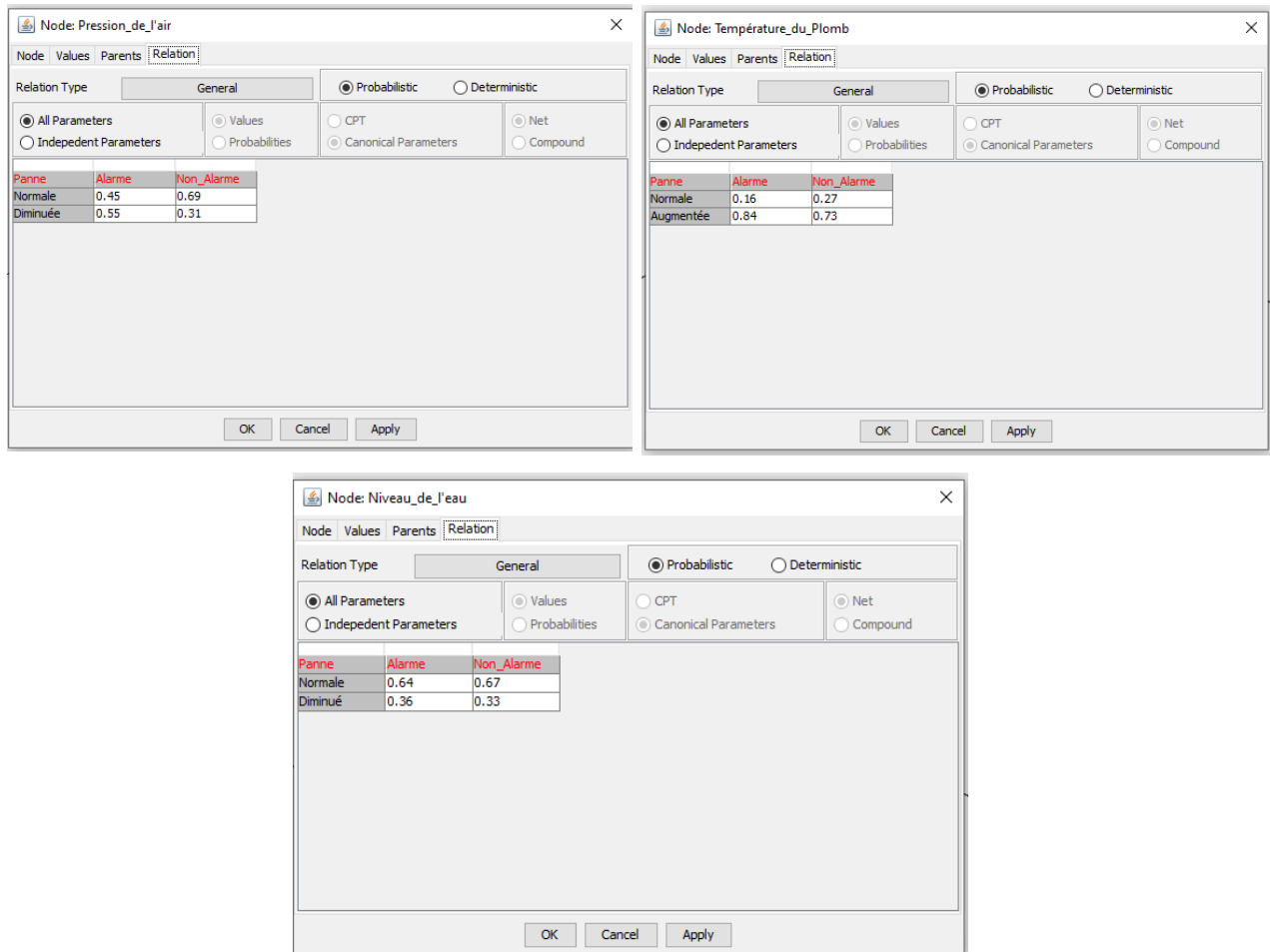


Figure III.3 Paramètres injectés dans le logiciel Elvira

La figure III.3 mentrent le système final réalisé par Elvira, donc nous allons verifier notre modele avec succès, et nous allons suivi notre modele avec la variation des causes, ce test nous aider a faire une surveillance parfaite et précise.

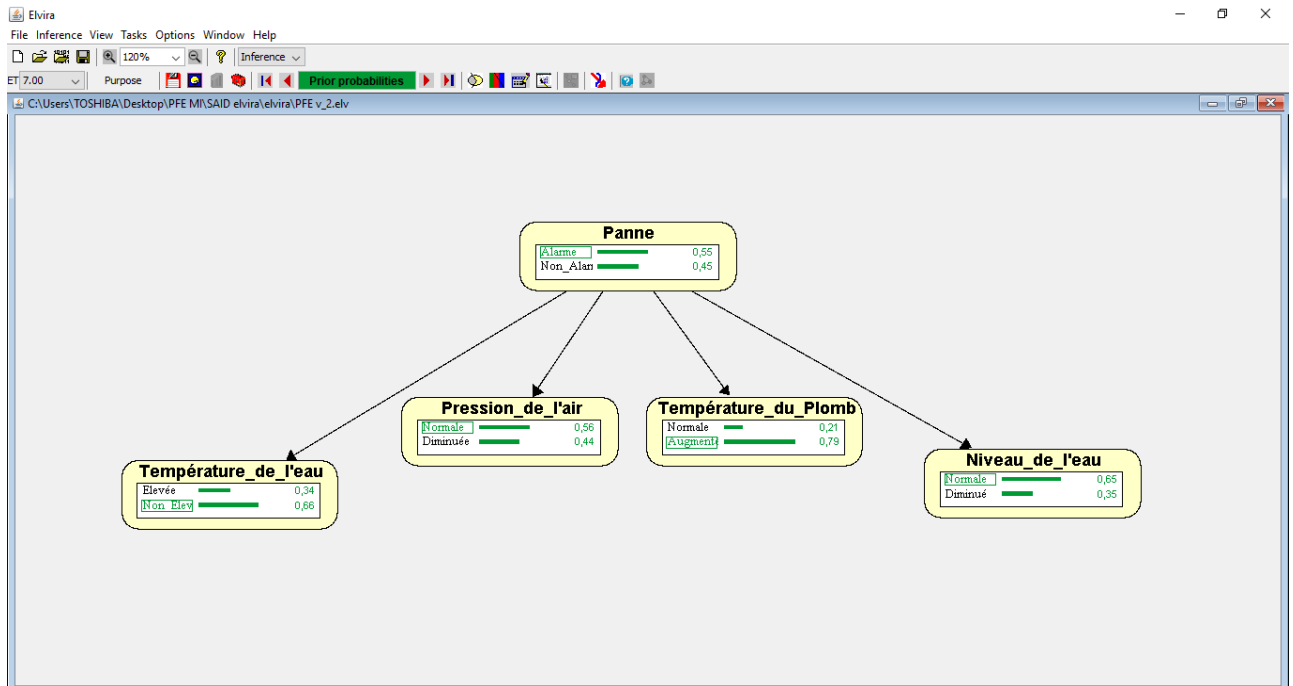


Figure III.4 RB pour les probabilités a priori du Système

La figure III.4 mentrent un test aléatoire par Elvira, par exemple dans le cas ou la température de l'eau est Non_elvée, la pression de l'air est Diminuée, la température du plomb est Normal, et le Niveau de l'eau est Normal, dans e cas la la machine est Alarm est confirme l'état real de la machine.

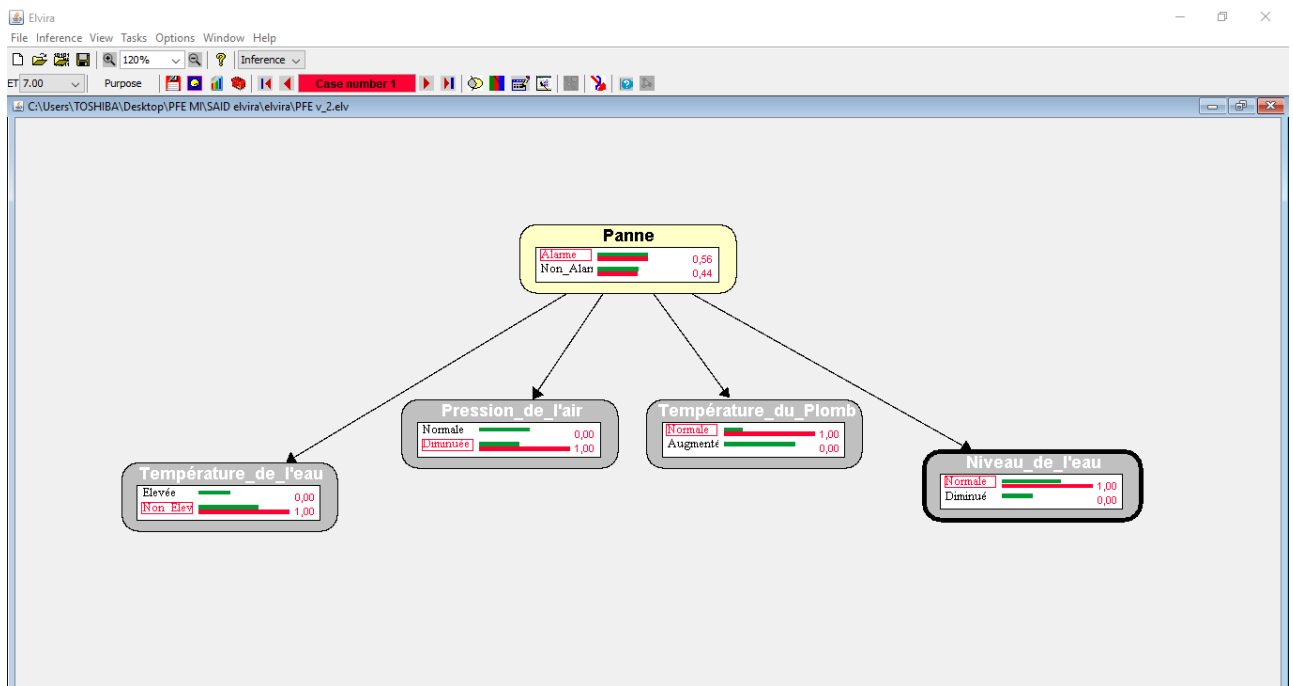


Figure III.5 Test aléatoire avec Elvira

III.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons réalisé notre étude avec la méthode des réseaux bayésiens, nous avons aussi calculé les paramètres probables de chaque terme. Notre modèle est validé avec un pourcentage de 92%.

Conclusion générale et perspectives

Conclusion générale

Dans ce travail notre objectif a été la mise en œuvre d'un outil de surveillance d'un système industriel, cet outil doit avoir la capacité de prédire la panne en observant les paramètres de ce système industriel.

Pour atteindre cet objectif nous avons adopté les techniques de l'intelligence artificielle notamment l'apprentissage artificiel, ce domaine nous propose autant de techniques puissantes dont nous avons choisi les réseaux bayésiens.

Dans une première étape nous avons procédé à la préparation de la base de données d'apprentissage (corpus), puis nous avons réussi à concevoir le modèle probabiliste ainsi ses paramètres. Pour valider notre système de surveillance nous avons utilisé une autre base donnée (corpus de test) ce qui a donné des résultats pertinentes (environ 92% de cas prédit avec succès).

Dans un travail de futur, nous espérons à élargir le domaine d'étude en considérant d'autres types de causes et pannes.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] **L. Hamdaoui, H. Khabbar** « Etude analytique de la maintenance préventive d'un compresseur à vis- ATLAS COPCO GA15 » Mémoire de Master, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2018.
- [2] https://www.academia.edu/40339547/CONCEPTS_ET_STRATEGIES_DE_MAINTENANCE, Site web consulté le 15/03/2022.
- [3] **I. Rezzi** « Cours de la maintenance industrielle » université Kasdi Merbah Ouargla, 2017
- [4] **A. Barmaki, M.E. Benarima, A. Khelafa** « Etude et maintenance du moteur CAT 3512 » Mémoire de Master, université Kasdi Merbah Ouargla, 2017.
- [5] **A. Belhomme** « Cours de la stratégie de la Maintenance » [http:// btsmiforges.free.fr](http://btsmiforges.free.fr), site consulté le 11/03/2022.
- [6] **E. Cameroun** « cours de stratégie de maintenance ».2000.
- [7] **D. Frihi** « Cours de la maintenance industrielle » université de Guelma, 2015.
- [8] **H. Hathat Deblaoui** « Etude analytique FMD d'une Abdelkader, turbine DR990 », Mémoire de master université Kasdi Merbah Ouargla, 2015.
- [9] **A. Cherifi, S. Amarache** « Etude et maintenance du compresseur centrifuge BCL-406 Problème d'encrassements », Mémoire de master Université M'hamed Bouguera Boumerdes, 2017.
- [10] **D. Bouami** « le grand livre de la maintenance (concepts, démarches, méthodes, outils, et Techniques ». www.afnor.org/editions, site web consulté le 18/03/2022.
- [11] **J.C. Francstel** « La fonction maintenance De l'expression à la satisfaction du besoin » Edition AFNOR, 1999.
- [12] <https://www.boutique.afnor.org/fr-fr/norme/nf-x60000/maintenance-industrielle-fonction-maintenance/fa063074/1561>. Site web consulté le 15/05/2022.
- [13] **K. Anthony** « Maintenance and the industrial organization. Plant Maintenance Management » 2006.
- [14] **Y. Debbah** « Gestion De La maintenance, chapitre 1 »: La maintenance industrielle, L'Institut des Sciences et Techniques Appliquées « ISTA » de l'université des Frères Mentouri Constantine 1, 2020

- [15] **A. Bellaouar, S. Beleulmi** « Cours de fiabilité, maintenabilité et disponibilité, université de constantine. 2014.
- [16] <https://dokumen.tips/documents/fiabilit-maintenabilit-organisation-industrielle>, site web consulté le 16/05/2022
- [17] **N.Douba, S. Berouba** « Analyse Analytique FMD et AMDEC d'un compresseur »,Mémoire de master Université Kasdi Merbah Ouargla ,2016/2017.
- [18] **M. saad** « Cours de stratégie de la maintenance », Département de Génie Mécanique, Université Ibn Khaldoun Tiaret ,2021.
- [19] **M.B. Geummour.**« Cours de TP Techniques de détection des défaillances », Département de Génie Mécanique, Université Ibn Khaldoun Tiaret ,2021
- [20] <https://www.aloer.fr/wp-content/uploads/2018/07/ALOER>, site web consulté le 12/04/2022.
- [21] **J. Pearl.** Reverend bayes on inference engines: A distributed hierarchical approach. Proceedings AAAI National Conférence on AI, pages 133–136, 1982.
- [22] **P. Leray.** « Réseaux bayésiens : apprentissage et modélisation de systèmes complexes » habilitation à diriger les recherches Spécialité Informatique, Automatique et Traitement du Signal.2006
- [23] **M. Jordan** « Learning in Graphical Models» Kluwer Academic Publishers, Dordecht, The Netherlands, 1998
- [24] **P. Krause** «Learning probabilistic networks», 1998.
- [25] **R. Christian** «The Bayesian choice: a dicision-theoretic motivation. Springer», New York, 1994.
- [26] **M. Druzdel, L. Van der Gaag, M. Henrion, and F. Jensen** « Building probabilistic networks : “where do the numbers come from ?” guest editors introduction». IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2000.
- [27] **L. van der Gaag, S. Renooij, C. Witteman, B. Aleman, and B. Taal.** « Probabilities for a probabilistic network : a case study in oesophageal cancer». Artificial Intelligence in Medicine, june 2002.
- [28] **J. Pearl.** « Fusion, propagation, and structuring in belief networks». Artificial Intelligence, ,1986.

ملخص :

الهدف من هذه الأطروحة هو مراقبة آلة لإنتاج البطاريات الصناعية (COS ZESAR) بواسطة أداة ناتجة عن آلة التعلم، وهي شبكة bayésienne، وتعتبر هذه الأداة من أفضل الأشكال المستخدمة في التفكير غير المؤكد. من أجل مراقبة هذا النظام الميكانيكي، قمنا بتطوير نموذج Bayesian من خلال التعلم من البيانات التاريخية التي تم جمعها من مراقبة سلوك نظام حقيقي. يسمح نموذجنا بالتنبؤ بالحالة المستقبلية (إنذار أو عدم إنذار) للنظام المرصود من خلال استنتاج يعتمد على الأحداث المرصودة. أثبتت النتائج التي تم الحصول عليها من خلال نموذجنا أن هذا النموذج القائم على شبكات Bayesian قوي جدًا ويعطي نتائج مرضية في مجال الصيانة الصناعية.

الكلمات المفتاحية: الصيانة، المراقبة، النمذجة، الاحتمالات، شبكات بايزي

Résumé :

L'objectif de ce mémoire est la surveillance d'une machine pour la production des batteries industrielles (COS ZESAR) par un outil issu de la machine Learning à savoir le réseau bayésien naïf, cet outil est considéré parmi les meilleurs formalismes utilisé dans le raisonnement incertain.

Afin de surveiller ce système mécanique nous avons développé un modèle bayésien par un apprentissage sur des données historiques collectés à partir de l'observation du comportement d'un système réel. Notre modèle permet la prédiction de l'état futur (Alarme ou Non_Alarme) du système surveillé par une inférence sur la base des évènements observés.

Les résultats obtenus par notre modèle ont prouvé que ce modèle basé sur les réseaux bayésiens est très puissant et donne des résultats satisfaisants dans le domaine de la maintenance industrielle.

Mots clés : Maintenance, surveillance, modélisation, probabilité, réseaux bayésiens.

Abstract :

The objective of this thesis is the monitoring of a machine for the production of industrial batteries (COSZESAR) by a tool resulting from the Learning machine, namely the naive Bayesian network, this tool is considered among the best formalisms used in uncertain reasoning.

In order to monitor this mechanical system we have developed a Bayesian model by learning on historical data collected from the observation of the behavior of a real system. Our model allows the prediction of the future state (Alarm or Non_Alarm) of the monitored system by an inference based on the observed events.

The results obtained by our model have proven that this model based on Bayesian networks is very powerful and gives satisfactory results in the field of industrial maintenance.

Keywords : Maintenance, monitoring, modeling, probability, Bayesian networks.