



Bergerat
Monnoyeur



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE M'Hamed BOUGARA – BOUMERDES

FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR

DMI

DEPARTEMENT DE MAINTENANCE INDUSTRIELLE

MEMOIRE
Présenté par
BOUMENDIL Mourad

En vue de l'obtention du diplôme de

Magister en GENIE MECANIQUE
Option : MAINTENANCE DES SYSTEMES MECANIQUES

Contribution à l'application de l'approche Bayésiennes dans l'analyse pathologique des systèmes mécaniques

LABORATOIRE DE MECANIQUE DES SOLIDES ET DES SYSTEMES

Devant le Jury :

Mr Djamel BENZAOUZ
Mr Arezki BENFDILA
Mr Hamid AKNOUCHE
Mr Smaïl ADJERID

Pr. UMBB
Pr. UMMTO
MC. UMBB
MC. UMBB

Président
Examineur
Examineur
Encadreur

2009-2010

*A la mémoire de ma tante
que son âme repose en paix
à mes parents,
à ma femme,
à mon fils Massil,
à mes frères et sœurs,
leurs mari, femmes et enfants,
à mes beaux-parents,
à mon beau-frère, belles-sœurs,
leurs maris et enfants.*

Remerciements ;

J'aimerais remercier toutes les personnes qui m'ont aidé à faire ce travail, mais elles sont tellement nombreuses que je ne peux les citer toutes.

Je remercie tous mes enseignants de l'école primaire à l'université.

Les personnes les plus importantes quant à la réalisation de ce travail particulièrement Mr S.ADJRID, mon encadreur, pour tous ses conseils et discussions intéressantes et fructueuses que nous avons eu, mais aussi, pour la patience dont il a fait part à mon égard. Je ne remercierai jamais assez Mr M. BEROUAZ, pour son aide particulière, sans qui ce document n'aurait jamais vu le jour, Je remercie également le Pr A. SERIDI pour son accueil dans son laboratoire LMSS et qui m'a donné l'opportunité de compléter mes études, je remercie également tous les membres du laboratoire LMSS sans oublier l'équipe de l'atelier OS2 Bergerat Monnoyeur Algérie pour son aide, en particulier Mr Sébastien PUHARRE et Jean-Claude STERCKMAN pour le soutien qui m'ont donné.

Je remercie le président et les membres de jury pour avoir eu la patience de lire ce manuscrit : Mr Djamel BENAZZOUZ « président de jury », Mr Arezki BENFDILA « examinateur », Mr Hamid AKNOUCHE « examinateur » et Mr Smail ADJERID « encadreur ».

Et bien sûr, ceux sans qui je ne serai rien :

Mes parents qui m'ont donné la vie et qui m'ont soutenu tout au long de mon parcours et aux quels je dois le respect éternel et à ma femme qui m'a toujours encouragé à achever ce travail.

Résumé

Ces dernières années, les réseaux bayésiens sont devenus un outil populaire, pour représenter et manipuler des connaissances expertes dans un système expert. Il constitue à la fois un formalisme de représentation des connaissances, ainsi qu'un outil permettant d'expliquer et de prédire l'état de variables d'intérêt d'un domaine de connaissances en fonction de l'état de variables observées. De part le développement d'algorithmes d'inférences efficaces, les réseaux bayésiens ont été récemment mis en applications dans de nombreux domaines, tels que l'aide au diagnostic médical, la surveillance de réseaux de télécommunications, la classification automatique de documents structurés ou encore l'analyse d'images et dans notre travail nous allons essayer de les appliquer dans le domaine de l'industrie, et plus précisément dans le domaine de la maintenance.

Pour ce la il est proposé un modèle de réseau permettant d'identifier les éléments défaillants et d'aider la prise de décision sur les actions les plus appropriées à mener.

Abstract

These last years, the bayésiens networks became a popular tool, to represent and handle expert knowledge in an expert system. It constitutes at the same time a formalism of knowledges' representation, as well as a tool allowing to explain and predict the state of variables of knowledge's field interest according to the state of observed variables. The development of effective algorithms of inferences, the bayésiens networks were recently applied in many fields, such as the assistance in the medical diagnosis, monitoring of telecommunication networks, the automatic classification of structured documents or the analysis of images and in our work we will try to apply them in the industry's field, and precisely in the maintenance filed.

For this it is proposed a model of network allowing to identify the failing elements and to help decision making on the actions most adapted to carry out.

ملخص :

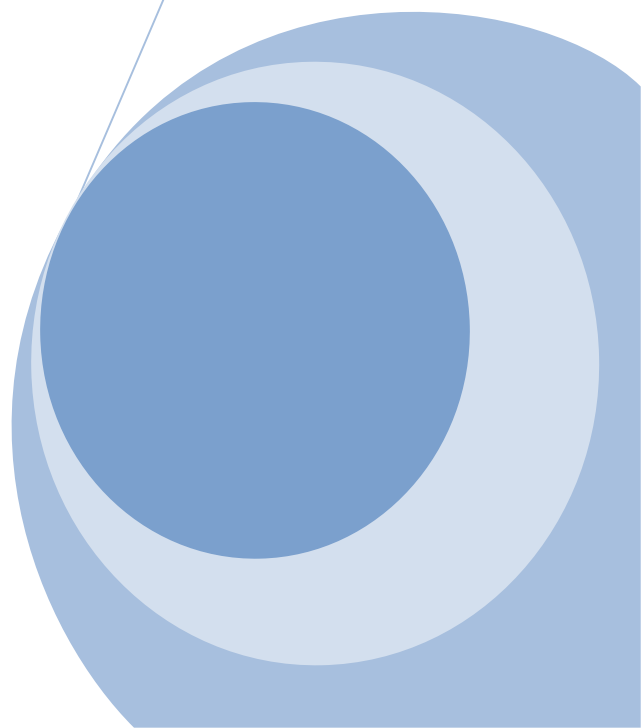
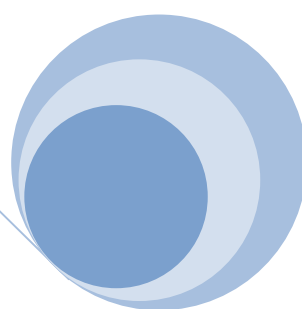
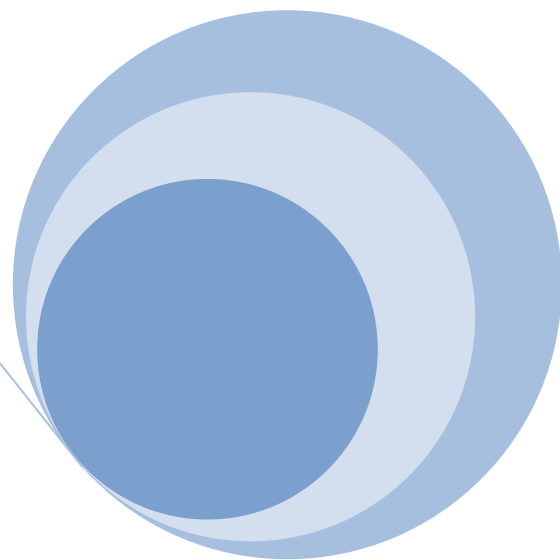
أصبحت في هذه السنوات الأخيرة الشبكات البايزيانية (*réseaux bayésiens*) أداة شعبية لتمثيل المعرفة و التعامل مع الخبراء في نظام خبير. إذ أنها تشكل في الوقت نفسه نموذج لتمثيل المعرفة و أداة تسمح بشرح و توقع حالة المتغيرات لمجال الدراية وفقا لحالة المتغيرات المرصودة للمساهمة في تنمية خوارزميات فعالة للاستدلال. طبقت في الأونة الأخيرة الشبكات البايزيانية في عدة مجالات مثل المساعدة في التشخيص الطبي، مراقبة شبكات الاتصالات، التصنيف التلقائي للسندات المهيكلة و حتى في معالجة الصور، وفي عملنا هذا سنحاول تطبيق هذه الطريقة في مجال الصناعة و بشكل أكثر تحديدا في مجال الصيانة.

و لهذا فانه يقترح نمودجا لشبكة تسمح بتحديد العناصر التالفة في النظام و المساعدة في أخذ القرار على اتخاذ الإجراءات الأكثر تكييفا للقيام بها.

Mots clés

Maintenance, Théorie de Bays, Réseaux bayésiens, L'approche Bayésienne, Théorie des graphes, Apprentissage de structure, Apprentissage statistique, Raisonnement probabiliste, Aide à la Décision, Retour d'expérience.

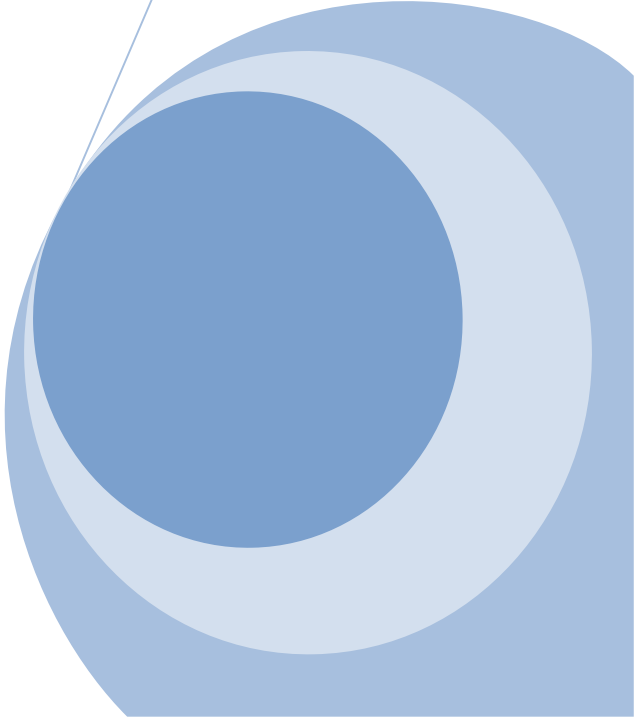
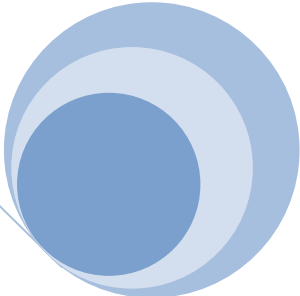
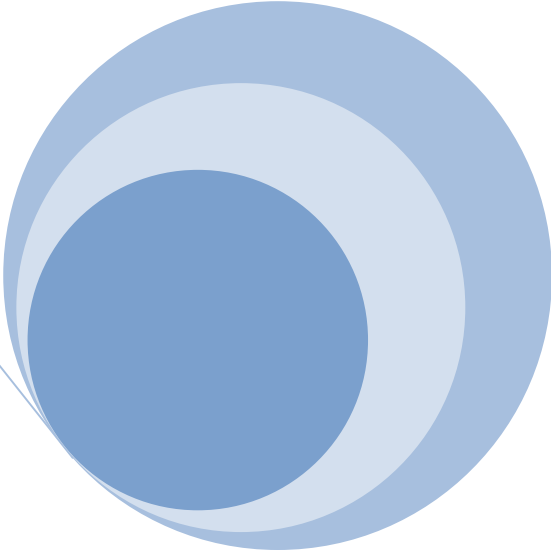
Sommaire



Introduction	2
Ch I. Notions de maintenance des équipements industriels	
1. Concepts de la maintenance	7
2. Sûreté de fonctionnement	8
2. 1. Fiabilité	9
2. 1. 1. Fonction fiabilité ou fonction de survie	9
2. 1. 2. Taux de défaillance instantané	10
2. 1. 3. Temps moyen de bon fonctionnement	11
2. 2. Maintenabilité	11
2. 3. Disponibilité	12
3. Comportement d'un matériel	14
Ch II. Réseaux bayésiens	
1. Graphes	19
1. 1. Les graphes orientés sans cycles	19
1. 2. La d -séparation	20
1. 3. L'indépendance conditionnelle	22
2. Notions de probabilités	23
2. 1. Principes fondamentaux des probabilités	23
2. 2. Calcul des probabilités	23
2. 3. Variable aléatoire	25
2.4. Probabilités jointes	25
2.5. Probabilités marginales	25
3. Théorie de Bayes	26
3. 1. Statistique bayésienne	26
3. 2. Formule de Bayes	26
Ch III. Mise en œuvre des réseaux bayésiens	
1. Introduction	31
2. Apprentissage des réseaux bayésiens	32
2. 1. Première étape : Identification des variables et de leur espace d'état	32
2. 2. Deuxième étape : Définition de la structure de réseau bayésien	32
2. 3. Troisième étape : Loi de probabilité jointe des variables	33
2. 3. 1. Echelle de probabilité	34
2. 3. 2. Modèle OU bruité	34
2. 3. 3. Sources multiples	35
3. Quelques règles à suivre	35
4. Exemple d'application	38
5. Limites des réseaux bayésiens	41
5. 1. Les avantages des réseaux bayésiens	41

5. 2. Les inconvénients des réseaux bayésiens	41
Ch IV. Application industrielle	
1. Descriptif fonctionnel du système	44
2. Description fonctionnelle de circuit de direction	46
3. Investigation des défaillances et leurs causes du système	47
4. Construction du réseau	49
4. 1. Règles préliminaires	49
4. 2. Architecture du réseau	49
4. 3. Optimisation du réseau	56
5. Remplissage des CPT	62
6. Simulation	66
7. Conclusion	70
Conclusion et perspectives	72
Références bibliographiques	74
Annexes	78

Introduction



Rétrospective

Le développement théorique des réseaux bayésiens date des années 70, mais à cette époque, le manque d'algorithmes efficaces et d'outils pratiques a empêché le développement d'applications. Aujourd'hui, grâce à des outils puissants et conviviaux, les réseaux bayésiens sont devenus une technique en pleine expansion, utilisée dans beaucoup de domaines où l'on a besoin d'aides à la décision dans un contexte de connaissance incertaine du "monde réel", tels que les domaines médicaux, militaire, financier, robotique, météorologique, etc.

De plus, comme ils sont basés sur des probabilités, ils intègrent l'incertitude dans le raisonnement.

Voici quelques exemples d'utilisation des réseaux bayésiens et leurs modèles :

- La reconnaissance vocale : les logiciels de reconnaissance vocale ont décollé grâce à l'adoption de modèles statistiques pour identifier, dans la parole, le signal sonore correspondant aux phonèmes. Grâce aux modèles de Markov, les logiciels de reconnaissance vocale peuvent atteindre 95% de réussite dans de bonnes conditions sonores. Certains, comme les modèles multi-bandes, pallient le fait que le modèle de Markov considère de façon équivalente toutes les fréquences car ils sont capables de se concentrer sur la gamme de fréquences extérieure au bruit. Les réseaux bayésiens permettent, eux, de choisir beaucoup plus librement les relations de dépendance entre les variables des modèles.
- Exploitation des images satellitaires ou aériennes : l'augmentation du pouvoir de résolution des satellites de nouvelle génération permet d'identifier automatiquement des formes complexes sur des images de télédétection. Un véritable défi mathématique. Pionnière dans le domaine, l'équipe ARIANA développe depuis 1998 des méthodes fondées sur des modèles probabilistes pour identifier, sur des images satellitaires ou aériennes, des objets divers (bâti, routes, forêts, cultures, etc.). L'augmentation considérable du pouvoir de résolution des nouveaux satellites (2,5 m pour spot 5, 1m pour Ikonos et 0,7m pour les futurs capteurs Pléiades du Cnes) a permis d'envisager, à la fin des années 1990, l'introduction de méthodes nouvelles capables d'identifier les formes géométriques afin, par exemple, d'identifier des bâtiments particuliers ou faire le suivi des forêts. Pour ce faire, les chercheurs d'ARIANA ont fait le pari d'utiliser les processus ponctuels marqués, ou processus objets, pour modéliser, grâce à des probabilités, la forme géométrique des objets. On peut ainsi prendre en compte les houppiers des arbres (un cercle de rayon aléatoire), les routes (des segments de droite en interaction via les contraintes introduites dans l'a priori), les bâtiments (parallélépipèdes), etc.
- Analyse du mouvement dans des séquences d'images : les modèles markoviens appliqués aux images permettent de penser de façon différente et efficace l'analyse du mouvement. L'analyse du mouvement dans une séquence d'images numériques est un problème particulièrement ardu. La formulation de modélisations probabilistes appropriées, associée à des méthodes d'estimation bayésienne, s'est développée à partir de la fin des années 1980 pour y répondre.

Etat de l'art

Plusieurs approches ont été proposées dans le domaine des réseaux bayésiens, facilitant leur introduction et leur généralisation dans le diagnostic et la prise de décisions. Ces quinze dernières années quelques avancées prometteuses ont été réalisées et publiées dans de nombreux travaux. S. MEGANCK, Ph. LERAY, S. MAES, B. MANDERICK, [MEG 06] ont étudié l'apprentissage des réseaux bayésiens causaux à partir de données d'observation et d'expérimentation. Dans leur travaux, il est proposé une méthode d'apprentissage de la structure d'un réseau bayésien causal qui se base sur les algorithmes d'apprentissage de structure existants, en indiquant une liste optimale d'expériences supplémentaires à réaliser afin de trouver la structure qui soit "causalement" correcte.

V. DELCROIX, M.A MAALEJ, S.PIECHOWIAK, [DEL 00] du LAMIH, de l'Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis proposent un document intitulé les réseaux bayésiens versus d'autres modèles probabilistes pour le diagnostic multiple de systèmes complexes. Ce travail se situe dans le contexte du diagnostic de systèmes fiables et de grande taille. Les systèmes considérés sont constitués de composants, reliés entre eux par leurs entrées ou sorties.

Le Projet IS2 Inférence statistique pour l'industrie et la santé, ce projet effectue des recherches en modélisation statistique. Plus spécifiquement, les auteurs se sont intéressés à la modélisation, à l'identification des modèles obtenus et à leur validation pour des systèmes ou des situations complexes pouvant intervenir dans le domaine industriel ou biomédical. IS2 s'intéresse essentiellement aux modèles, dits à structure de données incomplètes, où intrinsèquement une partie de l'information nécessaire à l'identification du phénomène étudié est manquante.

Le travail fait par L. BOUILLAUT [BOU 04] sur l'utilisation des réseaux bayésiens pour l'aide à la maintenance des voies ferrées. Ces travaux concernent l'amélioration du taux de reconnaissance des défauts mineurs à l'aide de techniques probabilistes qui autorisent la prise en compte d'un certain nombre d'informations a priori lors de la phase de décision (l'a priori réside dans le fait que la succession des points singuliers d'une ligne de métro est très fortement structurée à cause des contraintes liées aux règles de pose et de maintenance des voies. Le séquençement n'est donc pas complètement aléatoire, et un certain nombre de modèles statistiques sont identifiables).

De l'identification de structure de réseaux bayésiens à la reconnaissance de formes à partir d'informations complètes ou incomplètes est une thèse de doctorat présentée par O. FRANÇOIS [FRA 06]. L'objectif de ce travail est de proposer des méthodes pour extraire automatiquement de la connaissance à partir de données statistiques.

Une thèse présentée par F. CORSET [COR 03] a portée sur l'aide à l'optimisation de maintenance à partir de réseaux bayésiens et fiabilité dans un contexte doublement censuré à porté sur la fiabilité et l'aide à l'optimisation de la maintenance et la sûreté de fonctionnement.

On peut également brièvement citer les travaux réalisés sur la surveillance de réseaux de télécommunications Y. BENNANI & F. BOSSAERT [BEN 96], les sites web F. MAJORCZYK, E. TOTEL, and L. ME [MAJ 05], F. MAJORCZYK, E.TOTEL, L ME et A. SAIDANE [MAJ 07], [MAJ 08]. E. TOMBINI, H.DEBAR, L. MÉ et M.DUCASSE [TOM 04]. La classification automatique de documents structurés ou encore l'analyse d'images la reconnaissance de la parole, thèse de M. DEVIREN [DEV 04] et encore dans le domaine des jeux vidéos thèse de R. LE HY [LEH 07].

Intérêt pour les réseaux bayésiens

L'intérêt accordé aux réseaux bayésiens pour l'extraction de connaissances à partir de données n'est plus à démontrer, ils offrent des solutions puissantes, dans un cadre théorique unitaire, à un grand nombre de tâches de fouille de données traditionnellement abordées par des techniques très hétérogènes, la classification, supervisée ou non, la découverte d'associations et la découverte de causalités.

Ils permettent également une intégration naturelle des connaissances expertes.

Selon le type d'application, l'utilisation pratique d'un réseau bayésien peut être envisagée au même titre que celle d'autres modèles : réseaux neuronaux, systèmes experts, arbres de décision, modèles d'analyse de données (régressions linéaires), arbres de défaillances, modèles logiques, etc. Naturellement, le choix de la méthode fait intervenir différents critères, comme la facilité, le coût et le délai de mise en œuvre d'une solution. En dehors de toute considération théorique, les aspects suivants des réseaux bayésiens les rendent, dans de nombreux cas, préférables à d'autres modèles :

- Acquisition des connaissances. La possibilité de rassembler et de fusionner des connaissances de diverses natures dans un même modèle : retour d'expérience (données historiques ou empiriques), expertise (exprimée sous forme de règles logiques, d'équations, de statistiques ou de probabilités subjectives), observations. Dans le monde industriel par exemple, chacune de ces sources d'information, quoique présente, est souvent insuffisante individuellement pour fournir une représentation précise et réaliste du système analysé.
- Représentation des connaissances. La représentation graphique d'un réseau bayésien est explicite, intuitive et compréhensible par un non-spécialiste, ce qui facilite à la fois la validation du modèle, ses évolutions éventuelles et surtout son utilisation.
- Utilisation des connaissances. Un réseau bayésien est polyvalent : on peut se servir du même modèle pour évaluer, prévoir, diagnostiquer, ou optimiser des décisions, ce qui contribue à « rentabiliser » l'effort de construction du réseau bayésien.
- Qualité de l'offre en matière de logiciels : il existe aujourd'hui de nombreux logiciels pour saisir et traiter des réseaux bayésiens. Ces outils présentent des fonctionnalités plus ou moins évoluées : apprentissage des probabilités, apprentissage de la structure du réseau bayésien, possibilité d'intégrer des variables continues, des variables d'utilité et de décision, etc.

Problématique

Ce travail consiste en la conception d'une démarche analytique des pathologies des systèmes mécaniques dans le but d'optimiser les actions de la maintenance. Cette contribution vise à apporter une aide à prise de décisions dans le diagnostic des équipements industriels en utilisant un outil facile à exploiter, perspicace, évolutif et adaptable selon le type et les circonstances des problèmes rencontrés. Pour atteindre cet objectif, nous avons préconisé de faire appel aux techniques des réseaux bayésiens, présentant globalement de bonnes aptitudes pour ce genre de méthodologie.

Étymologiquement, diagnostic vient du grec diagnosis : connaissance. À l'origine utilisé dans le domaine médical, ce terme signifie : « identification d'une maladie par ses symptômes ». Plus généralement, on peut le définir comme « un jugement porté sur une situation, sur un état ». Le diagnostic est le raisonnement menant à l'identification de la cause (l'origine) d'une défaillance,

d'un problème ou d'une maladie, à partir des caractères ou symptômes relevés par des observations, des contrôles ou des tests.

Actuellement la démarche du diagnostic est utilisée dans de nombreux domaines et notamment dans celui de la maintenance. Ainsi, le diagnostic est l'une des étapes les plus importantes du processus de maintenance ; il permet de choisir et de prendre les décisions convenables aux différents cas industriels de plus en plus complexes en grande partie grâce à l'évolution des outils de diagnostic.

Structure du mémoire de la thèse

La présentation de la synthèse des travaux de la thèse est structurée en plus d'une introduction et d'une conclusion de quatre chapitres :

- Le début du travail concerne une recherche bibliographique relative à l'évolution des applications des réseaux bayésiens dans de nombreux domaines et particulièrement en maintenance des équipements industriels, approche tout à fait innovante.
- Dans un deuxième chapitre nous présentons quelques notions de la maintenance des équipements industriels. Ces théories sont résumées quelques concepts fondamentaux de la maintenance, la sûreté de fonctionnement, la fiabilité, la maintenabilité, la disponibilité et le comportement d'un matériel.
- Dans la partie suivante, on présente les réseaux bayésiens, dans laquelle sont décrits les graphes, les lois fondamentales des réseaux bayésiens et le théorème de Bayes. Quelques rappels essentiels sont faits sur les calculs des probabilités et des variables aléatoires.
- Après avoir énoncé les principes des réseaux bayésiens et de leur mise en forme, nous avons passé à leur mise en œuvre, leur apprentissage en procédant en deux phases : la première phase consiste à identifier la structure du modèle et la seconde à l'estimation des paramètres, c'est-à-dire des tables de probabilités conditionnelles. Un exemple d'application a été utilisé pour illustrer ce chapitre et permettre de mettre en évidence les limites des réseaux bayésiens leurs avantages et leurs inconvénients.
- Dans le chapitre IV est exposée notre approche par l'étude d'un cas industriel suivie de commentaires et d'une conclusion.

The page features a decorative graphic consisting of three blue circles of varying sizes, each composed of concentric circles in different shades of blue. These circles are arranged in a vertical line, with the largest at the top, a medium one in the middle, and a large one at the bottom right. Thin blue lines extend from the top-left and top-right corners towards the circles, creating a sense of depth and perspective.

Ch.I

Notions de maintenance des équipements industriels

Dans ce paragraphe sont définies les notions fondamentales de la maintenance industrielle.

1. Concepts de la maintenance

La maintenance est un ensemble des activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise.

Ces activités sont une combinaison d'activités techniques, administratives et de management.

Les types de maintenance inspirés de la norme NFX 60-010 sont :

NFX 60-010 est une première définition normative de la maintenance qui est donnée par l'AFNOR en 1994, à savoir « l'ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé ».

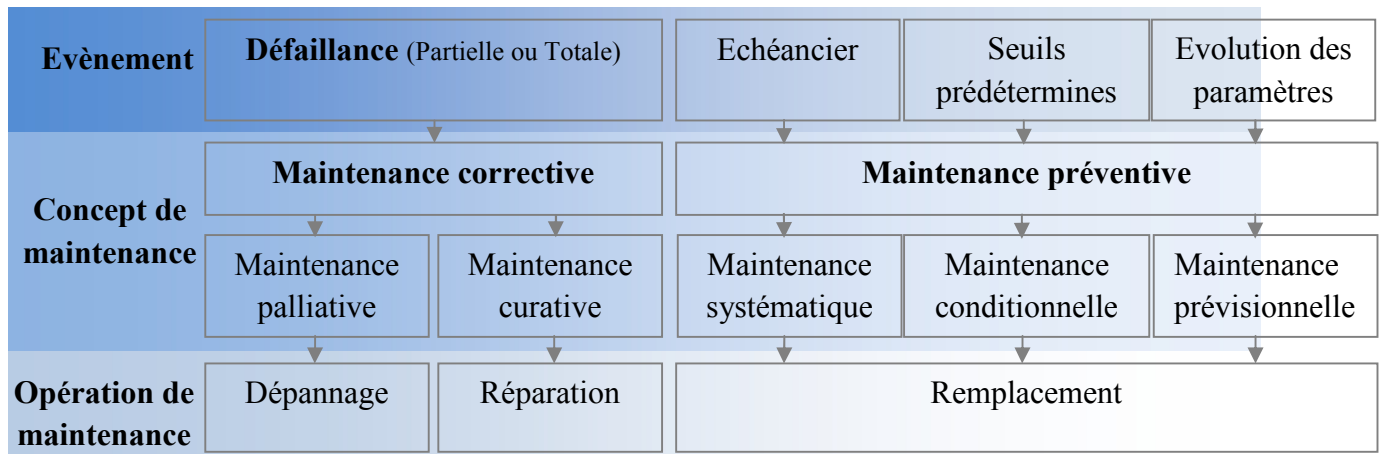


Fig.1. Typologie de maintenance.

Maintenance corrective

Maintenance exécutée après constatation d'une défaillance et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise, afin d'éviter des conséquences inacceptables.

Maintenance préventive

Maintenance ayant pour objet de réduire la probabilité de défaillance ou de dégradation d'un bien ou d'un service rendu. Les activités correspondantes sont déclenchées selon un échéancier établi à partir d'un nombre prédéterminé d'unités d'usage (maintenance systématique) et/ou de critères prédéterminés significatifs de l'état de dégradation du bien ou du service (maintenance conditionnelle).

Trop de maintenance préventive n'est souvent pas économiquement viable. Chaque industrie doit trouver le niveau à atteindre.

Politique de maintenance

Une politique de maintenance est une philosophie industrielle choisie par les décideurs en vue de préserver les outils de production en fonction des moyens disponibles, des objectifs technico-économiques, du contexte environnemental etc.... La politique de maintenance peut être conçue globalement de trois manières différentes :

- basée uniquement sur le Correctif : ce type de maintenance peut sembler a priori économique mais après deux années à trois années maximum d'exploitation, les équipements subiront une dégradation rapide, les pannes seront de plus en plus fréquentes et catastrophiques, des accidents inévitables se produiront etc.... et les réparations plus coûteuses,

- ou bien sur le Préventif, certes les équipements seront dans de meilleures conditions de travail le plus longtemps possible mais à un coût très excessif avec un impact direct sur le prix de la production,
- et enfin, une autre manière qui consiste à combiner les deux principales méthodes de maintenance Préventive et Corrective (maintenance Mixte) en fonction de l'état du matériel, les enjeux (sécurité, disponibilité, qualité ...).

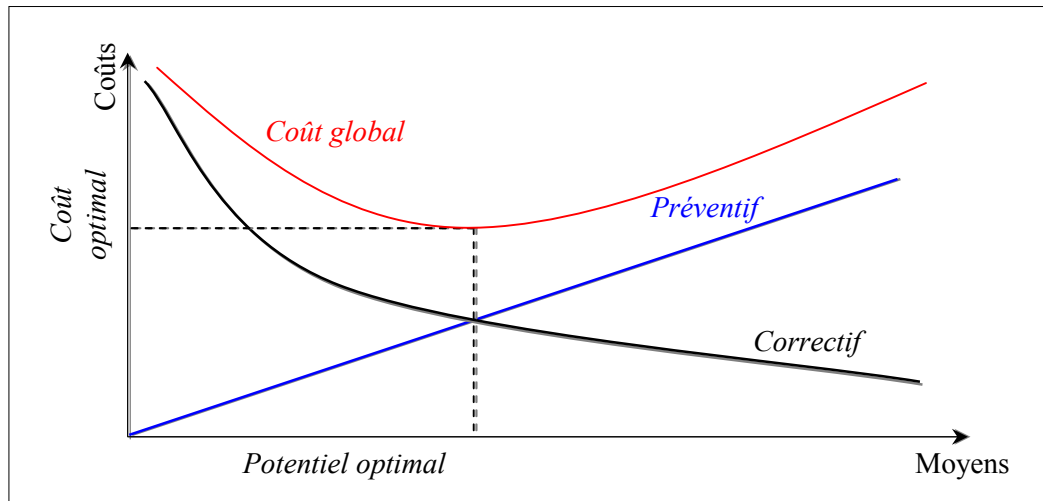


Fig.2. Evolution du coût de maintenance avec les moyens mis en œuvre.

A titre d'exemple, les actions de maintenance préventive concernent : nettoyage, lubrification, graissage, entretien... ; Et les actions de maintenance corrective portent sur : la réparation, le diagnostic, la rénovation...

2. Sûreté de fonctionnement

La vie d'un matériel est caractérisée par les trois concepts « fiabilité, maintenabilité et disponibilité » qui sont les trois notions essentielles de la sûreté de fonctionnement auxquelles peut s'ajouter celle de la sécurité.

Plusieurs éléments interviennent dans la caractérisation de la fiabilité, dont les plus importants sont détaillés dans divers ouvrages [PRO 92], [BON 95], [AYY 97], [HOA 03], [BIR 97], [VIL 88], [PAG 80] [PAGG 80], [Afnor 88]

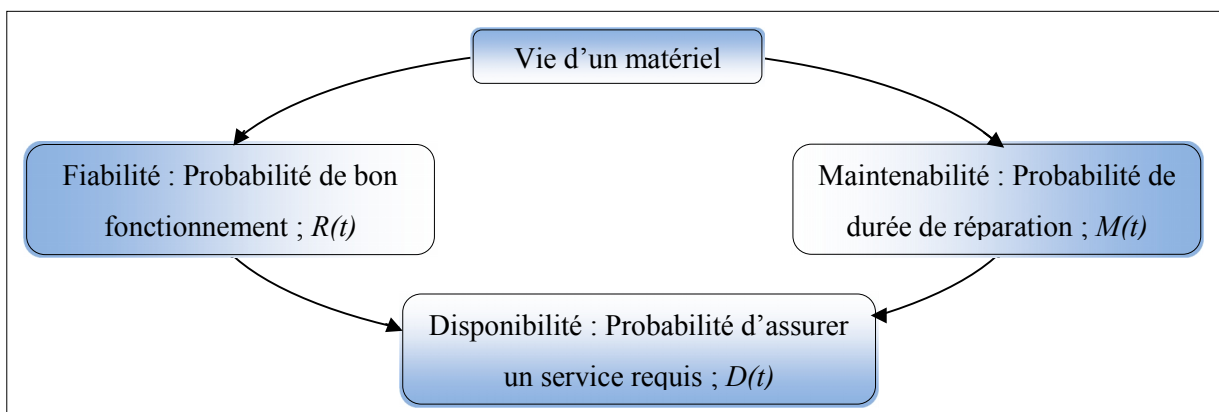


Fig.3. Sûreté de fonctionnement.

2. 1. Fiabilité

La fiabilité peut être définie par l'aptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise dans des conditions d'utilisation et pour un intervalle de temps donné.

L'analyse de la fiabilité constitue une phase indispensable dans toute étude de sûreté de fonctionnement. A l'origine, la fiabilité concernait les systèmes à haute technologie (centrales nucléaires, aérospatial...). Aujourd'hui, la fiabilité est devenue un paramètre clé de la qualité et d'aide à la décision dans l'étude de la plupart des composants, produits et processus "grand public" : transport, énergie, bâtiments, composants électroniques, composants mécaniques...

De nombreux industriels travaillent à l'évaluation et l'amélioration de la fiabilité de leurs produits au cours de leur cycle de développement, de la conception à la mise en service (conception, fabrication et exploitation) afin de développer leurs connaissances sur le rapport Coût/Fiabilité et maîtriser les sources de défaillance.

L'analyse de la fiabilité dans le domaine de la mécanique est un outil très important 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.

En mécanique, l'analyse de la fiabilité apporte des réponses à plusieurs interrogations : Quels sont les composants qui provoquent la panne du système mécanique ? Quelles sont les influences des incertitudes sur les données, en particulier sur la performance du produit ? Quel niveau de contrôle de qualité doit-on satisfaire ? Quels sont les paramètres qui interviennent dans le dimensionnement de la structure pour une précision donnée ? Comment optimiser l'utilisation du matériel ? Etc.

2. 1. 1. Fonction fiabilité ou fonction de survie

La fiabilité d'un dispositif au bout d'un temps t correspond à la probabilité pour que ce dispositif n'ait pas de défaillance entre 0 et l'instant t .

En désignant par t la variable aléatoire caractérisant l'instant de défaillance du dispositif, la fiabilité s'exprime par la fonction $R(t)$ (de l'anglais Reliability) tel que:

$R(t)$: Probabilité qu'une entité E soit non défaillante sur la durée $[0 ; t]$, en supposant qu'elle n'est pas défaillante à l'instant $t=0$.

$$R(t) = P(T > t) = 1 - F(t) \quad (1)$$

$F(t)$ est la fonction de répartition de la variable t .

On note que, la variable "temps" doit être considérée comme une unité d'usage. En effet, dans le cas de certains dispositifs particuliers, il conviendra de considérer : une distance parcourue (km), nombre de tours (tr), nombre de sollicitations, ...

La fonction de fiabilité a, en général, la forme suivante :

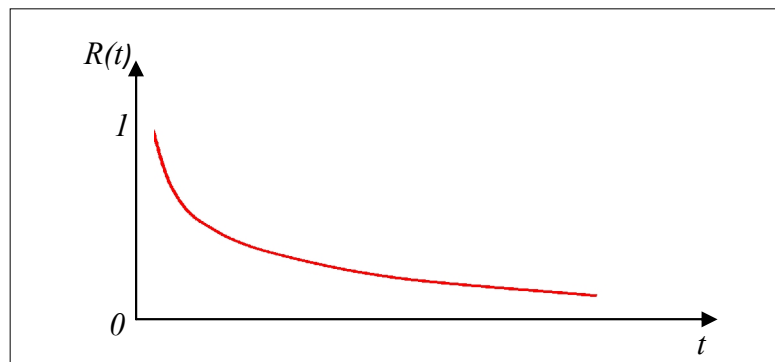


Fig.4. Fonction de la fiabilité.

2. 1. 2. Taux de défaillance instantané

Taux de défaillance :

On appelle taux de défaillance moyen entre les instants t et $t + h$, le rapport de la probabilité qu'un appareil ait une défaillance entre les instants t et $t + h$ sachant qu'il a fonctionné avant l'instant t divisé par h .

L'évolution du taux de défaillance d'un produit pendant toute sa durée de vie est caractérisée par ce qu'on appelle en analyse de fiabilité *la courbe en baignoire* (fig.5). Le taux de défaillance est élevé au début de la vie du dispositif. Ensuite, il diminue assez rapidement avec le temps (taux de défaillance décroissant), cette phase de vie est appelée période de jeunesse. Après, il se stabilise à une valeur qu'on souhaite aussi basse que possible pendant une période appelée période de vie utile (taux de défaillance constant). A la fin, il remonte lorsque l'usure et le vieillissement font sentir leurs effets, c'est la période de vieillissement (taux de défaillance croissant).

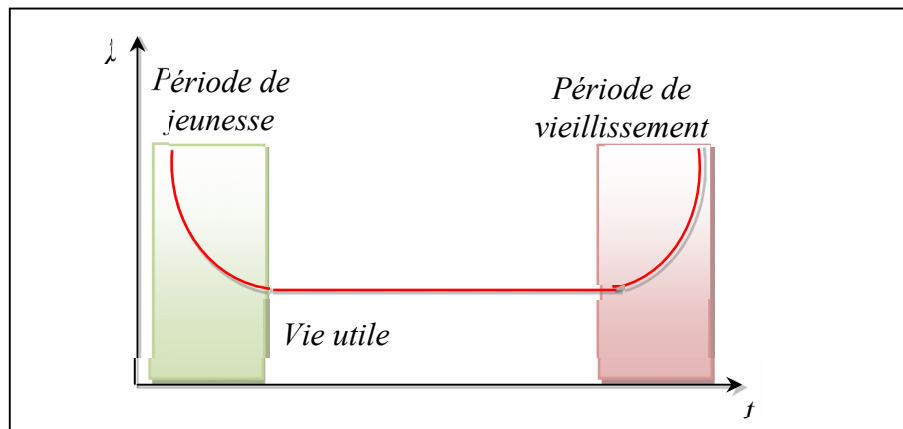


Fig.5. La courbe en baignoire.

Le calcul de la fiabilité mécanique présente des limitations et cela pour plusieurs raisons, la notion du taux de défaillance constant n'existe pas, l'absence de modèles satisfaisants pour décrire certains processus complexes de dégradation et de leur interaction, la quasi-absence de normalisation et de standardisation internationales et le manque de données (le système mécanique est de plus en plus performant).

L'écriture mathématique du taux de défaillance à l'instant t , noté $\lambda(t)$, est la suivante :

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left(\frac{R(t) - R(t + \Delta t)}{\Delta t R(t)} \right) \quad (2)$$

Physiquement le terme $\lambda(t)\Delta t$, mesure la probabilité qu'une défaillance d'un dispositif se produise dans l'intervalle de temps $[t, t + \Delta t]$ sachant que ce dispositif a bien fonctionné jusqu'à l'instant t . Le taux de défaillance d'un dispositif à l'instant t est donc défini par:

$$\lambda(t) = -\frac{dR}{dt} \frac{1}{R(t)} = \frac{dF(t)}{dt} = \frac{f(t)}{R(t)} \quad (3)$$

Sa connaissance suffit à déterminer la fiabilité, grâce à la formule suivante :

$$R(t) = \exp\left\{-\int_0^t \lambda(t) dt\right\} \quad (4)$$

2. 1. 3. Temps moyen de bon fonctionnement

Le temps moyen de bon fonctionnement (ou de défaillance ou de panne) correspond à l'espérance de la durée de vie T , on le note MTBF (Moyenne des Temps de Bon Fonctionnement) ou MTTF (en anglais Mean Time To Failure)

$$MTBF = MTTF = E(t) = \int_0^{+\infty} t \cdot f(t) dt = \int_0^{+\infty} R(u) du \quad (5)$$

Par définition le MTBF est la durée de vie moyenne du système.

2. 2. Maintenabilité

Pour tout responsable de la maintenance, il est très important de faire face rapidement aux conséquences d'une défaillance. Dans de nombreuses situations, sauf en cas de matériels redondant, il est indispensable de réparer les défaillances dans un temps le plus court possible pour réduire les temps d'indisponibilité. C'est donc la propriété qu'a un matériel d'être aisément et préventivement entretenu. On définit la maintenabilité comme étant : "L'aptitude d'un système à être maintenu ou rétabli, en un temps donné, dans un état de fonctionnement bien défini lorsque les opérations de maintenance sont accomplies avec des moyens donnés, suivant un programme déterminé".

Par analogie avec la fiabilité, il est possible de lui donner une définition probabiliste : "C'est la probabilité de rétablir un système dans des conditions de fonctionnement spécifiées, en des limites de temps désirées, lorsque la maintenance est accomplie dans des conditions et avec des moyens donnés".

Il existe une analogie entre l'étude statistique de la fiabilité et de la maintenabilité :

- la variable aléatoire est un temps, c'est la durée de l'intervention,
- la densité de probabilité est notée $g(t)$,
- la fonction de réparation est notée $M(t)$.

$$M(t) = \int_0^t g(t) \cdot dt \quad (6)$$

C'est la probabilité de durée de réparation $TTR(\text{Time to repair}) < t$

$$M(t) = \Pr(TTR < t) \quad (7)$$

Dans la théorie de la Maintenabilité, la notion essentielle est le taux de réparation.

On appelle *taux de réparation* d'un système réparable au temps t , la probabilité que l'entité soit réparée entre t et $t+dt$ sachant qu'elle n'était pas réparée sur l'intervalle $[0, t]$; notée $\mu(t)$ et vaut :

$$\mu(t) = \frac{g(t)}{1 - M(t)} \quad (8)$$

Le taux de réparation est généralement exprimé par la durée moyenne de réparation. Si $\mu(t)$ est constant, alors

$$MTTR = \frac{1}{\mu} \quad (9)$$

La maintenabilité peut être évaluée selon les 12 points suivants : la standardisation,

l'accessibilité et la facilité de remplacement, l'interchangeabilité, l'identification, la testabilité, l'aide au diagnostic, l'appréciation du risque de défaillance (AMDEC), les méthodes de détection de l'usure (maintenance prédictive), la documentation (informatisée ou non, accessible), la complexité du système, la qualification et le nombre de personnes du service maintenance.

2. 3. Disponibilité

La disponibilité est : "L'aptitude d'une entité à être en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions d'utilisation données dans un intervalle de temps donné, en supposant que la fourniture des moyens extérieurs nécessaires est assurée".

La disponibilité d'un système est sa capacité pratique à accomplir un service déterminé à un instant donné. Elle dépend de la fréquence des aléas, donc de la fiabilité, mais également de la durée des périodes de perturbation qui ponctuent son fonctionnement. La mesure de l'indisponibilité prend donc en compte les temps durant lesquels le système ne peut assurer sa mission (dépannages, réparation, contraintes de fonctionnement, aléas inhérents à la fonction ou provenant d'événements extérieurs).

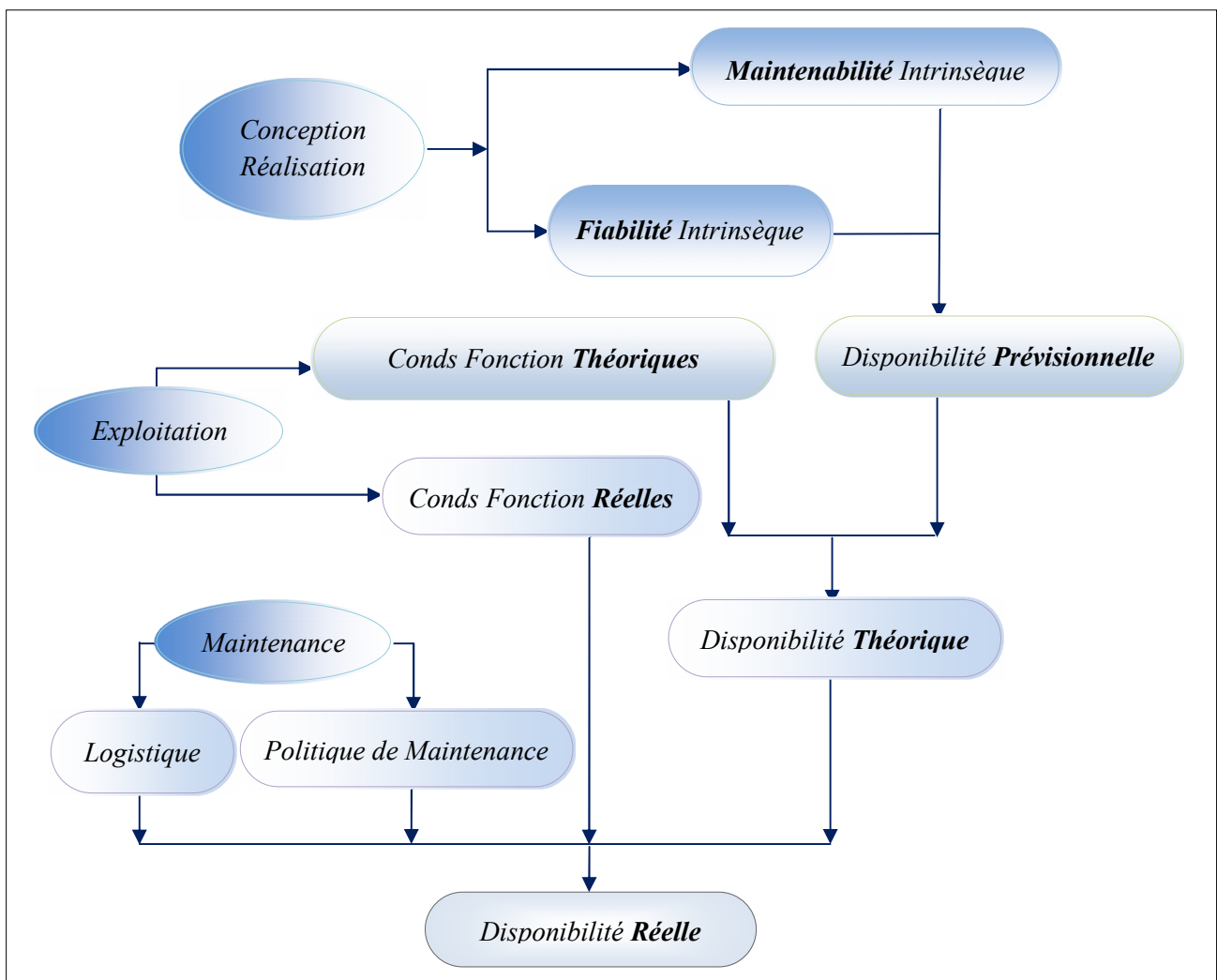


Fig. 6. Les étapes de la disponibilité.

Ainsi, la disponibilité d'un système peut s'évaluer selon trois aspects :

- la *disponibilité prévisionnelle* qui est de par sa conception et sa réalisation, l'aptitude théorique d'un bien à accomplir un service,
- la *disponibilité théorique* qui est en quelque sorte la disponibilité prenant en compte les conditions environnementales et de fonctionnement,
- la *disponibilité réelle ou opérationnelle* qui est la seule possible à évaluer, à mesurer à partir des données d'activité.

C'est cette dernière qui fait l'objet de toute l'attention du service maintenance.

La disponibilité est notée $D(t)$, fonction du temps paramétrée par λ (Taux de défaillance) et μ (Taux de réparation) supposés constants.

Taux de défaillance :

$$\lambda = \frac{1}{MTBF} \quad (10)$$

Dans la disponibilité on distingue :

- *Disponibilité instantanée* : probabilité à un instant indépendant des états antérieurs d'un système réparable :

$$D(t) = \frac{\mu}{\mu + \lambda} + \frac{\lambda}{\mu + \lambda} e^{-(\mu + \lambda)t} \quad (11)$$

- *Disponibilité asymptotique ou intrinsèque* (moyenne, stationnaire) ; si μ et λ sont indépendants du temps (hypothèse exponentielle), $D(t)$ tend vers une limite asymptotique :

$$D = L_{\infty} \text{ quand } t \quad (12)$$

La disponibilité est proportionnelle à la fiabilité et inversement proportionnelle au temps de réparation, elle s'exprime par les relations suivantes :

$$D = \frac{MTEF}{MTBF + MTR} \quad \text{Où} \quad D = \frac{\mu}{\mu + \lambda} \quad (13)$$

De façon équivalente, on définit l'indisponibilité par :

$$\overline{D(t)} = 1 - D(t) \quad (14)$$

Augmenter la disponibilité d'un matériel consiste à réduire le nombre de ses arrêts (fiabilité) et à réduire le temps mis pour les résoudre (maintenabilité).

Il est à noter également que pour un système non réparable la fiabilité est égale à la disponibilité.

Quelques caractéristiques en fiabilité

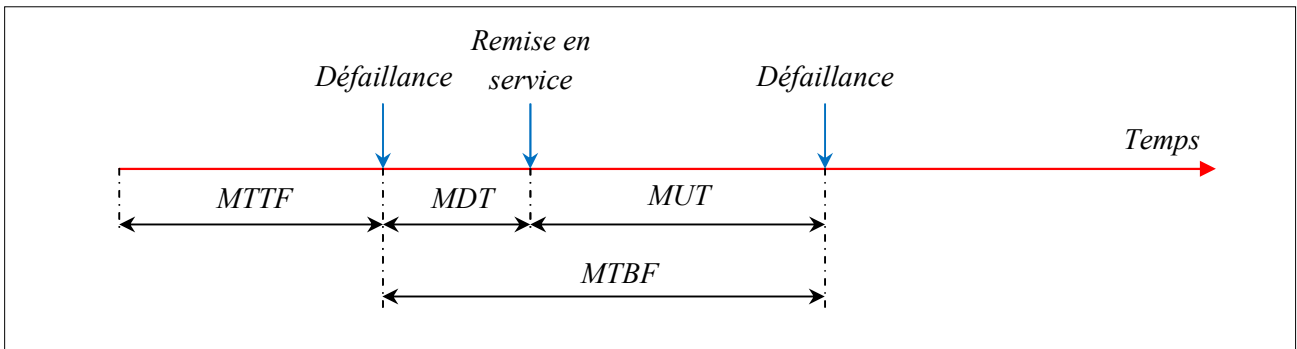


Fig.7. Quelques caractéristiques en fiabilité

MTTF : Temps moyen de fonctionnement avant la première panne (mean time to failure)

MTTR : Temps moyen de réparation (mean time to repair)

MUT : Temps moyen de fonctionnement après réparation (mean up time)

MDT : Temps moyen d’indisponibilité (détection, réparation, remise en service) (mean down time)

MTBF : Temps moyen entre deux défaillances consécutives (mean time between failure)

En résumé :

Tab.1. Analogie fiabilité – maintenabilité

Fiabilité	Maintenabilité	Disponibilité
Probabilité de durée de bon fonctionnement $R(t) = P(T < t)$ Variable aléatoire <i>TBF</i> (time between failure) Fonction $f(t)$ Fiabilité $R(t) = \int_t^{+\infty} f(t)dt$ Taux de défaillance $\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{f(t)}{1 - F(t)}$ $\lambda = \frac{1}{MTBF}$ $MTBF = \int_{-\infty}^{+\infty} t_i \cdot f(t)dt$ Si $\lambda = cst \Rightarrow R(t) = e^{-\lambda t}$	Probabilité de durée de réparation Variable aléatoire <i>TTR</i> (time to repair) Fonction $g(t)$ Taux de réparation $\mu(t) = \int_0^t g(t)dt$ $\mu = \frac{1}{MTTR}$ $MTTR = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t)dt$ Si $\mu = cst \Rightarrow \mu(t) = 1 - e^{-\mu t}$	Probabilité de bon fonctionnement $D = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR}$ Où $D = \frac{\mu}{\mu + \lambda}$ $\mu = cst, \lambda = cst$

3. Comportement d’un matériel

Lors de son installation un matériel neuf est à l’état parfait, son exploitation entraîne obligatoirement une dégradation de ses performances en fonction du temps. Si la maintenance n’intervient pas, cette décroissance continue jusqu’à atteindre un état (mauvais) pouvant engendrer des dégâts matériels, humains, des insuffisances dans la production ...etc. Ainsi il existe une limite inférieure comprise entre l’état bon et l’état mauvais, à surveiller de manière

à enclencher les interventions de la maintenance au moment opportun, par exemple surveiller l'évolution *de la fiabilité* du système. Evidemment, après ces interventions, l'état du matériel ne sera jamais identique à l'état parfait (neuf) mais au dessus de l'état bon. Cette limite supérieure, située entre l'état bon et l'état parfait du matériel, est dépendante en grande partie de la politique de maintenance de l'entreprise. La zone de maintien de la machine est comprise entre ces deux limites (Fig.8).

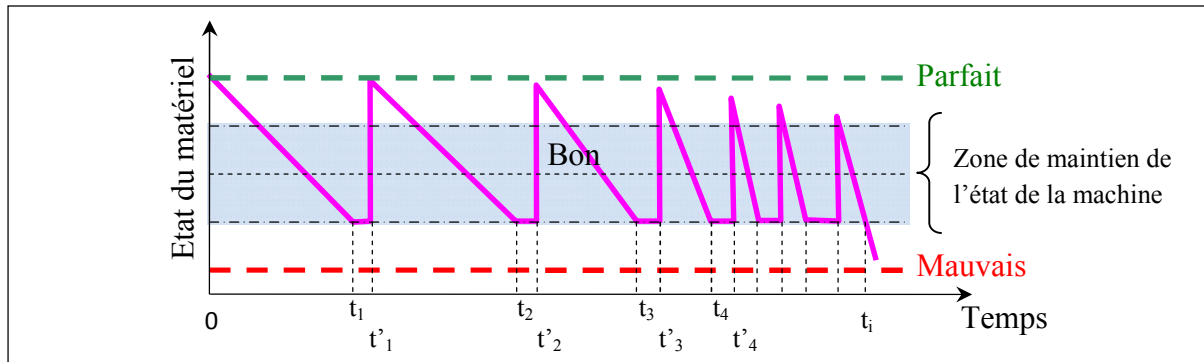


Fig.8. Evolution de l'état physique d'un équipement.

Toutefois, malgré le respect et l'application des directives de la maintenance, avec l'âge du matériel et les contraintes d'exploitation qui lui sont imposées, et en considérant que *la maintenabilité* du système est restée invariable, au fil du temps, l'intervalle entre 0 et t_1 (t'_1 et t_2 , t'_2 et t_3 , etc....) correspondant au *Temps de Bon Fonctionnement*, a tendance à diminuer ; par contre le *Temps d'Indisponibilité* ($t'_1 - t_1$; $t'_2 - t_2$; $t'_3 - t_3$; etc....) augmentera.

Enfin, lorsque les interventions deviennent très rapprochées, c'est-à-dire une élévation du *Taux de défaillance* jusqu'à une valeur critique, il serait plus judicieux de procéder à des travaux de reconstruction et de rénovation ou bien renouveler le matériel.

L'analyse pathologique de l'état d'un système peut être menée à partir de plusieurs paramètres de la façon suivante :

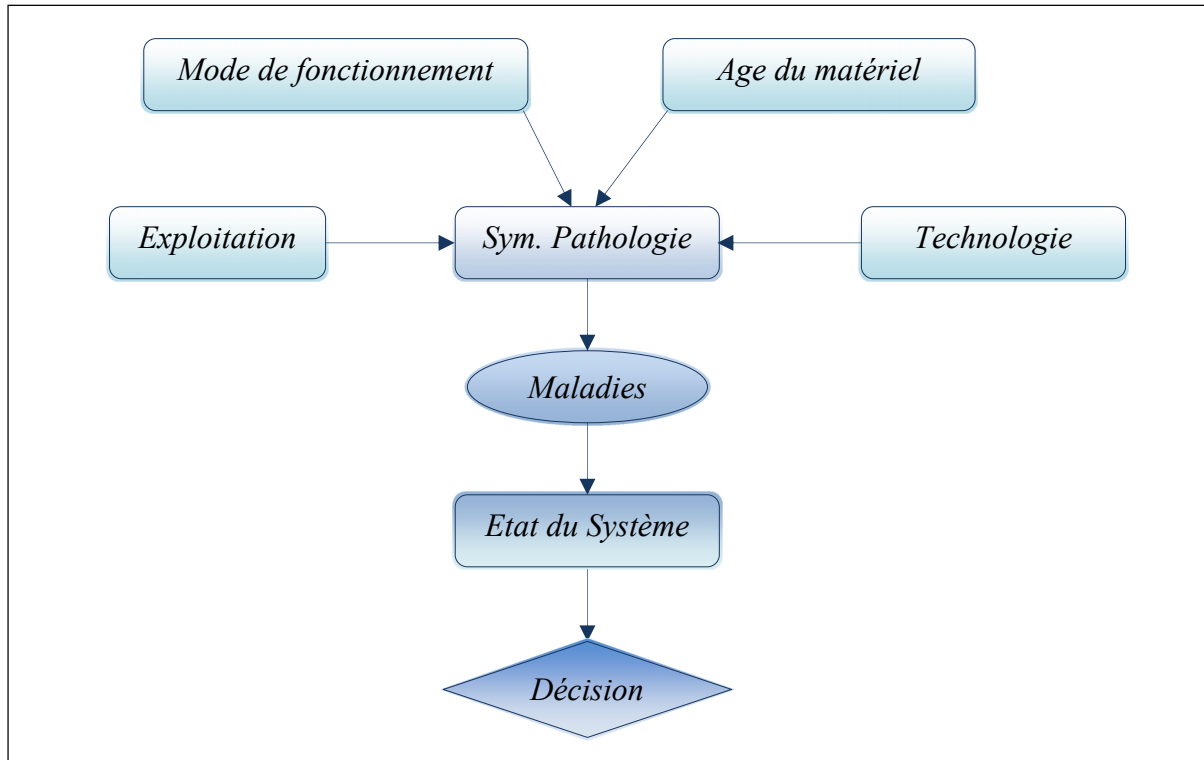


Fig.9. Représentation graphique de la causalité de dégradation d'un système.

- Mode de fonctionnement : regroupe les paramètres tels que la vitesse (MF_1), la température (MF_2), la pression (MF_3), vibrations (MF_4) etc.... qualifiant la réalisation normale des fonctions principales et secondaires du système,
- Age du matériel : jeune (Ag_1), adulte (Ag_2), vieux (Ag_3),
- Exploitation : détermine la manière et les régimes de travail (1x8h (Ex_1), 2x8h (Ex_2), 3x8h (Ex_3)), la qualification et la compétence du personnel (faible (Ex_4), moyenne (Ex_5), bonne (Ex_6)), l'efficacité des actions de maintenance (inexistante (Ex_7), insuffisante (Ex_8), acceptable (Ex_9)),
- Technologie : la maîtrise des procès de fabrication (accessible (Te_1), complexe (Te_2)),
- Maladies (partielles ou complètes) : usure (Ma_1), fumée (Ma_2), bruit (Ma_3), rebuts (Ma_4), sur-échauffement (Ma_5),...
- Etat du Système : désigne la disposition du matériel dans laquelle il se trouve à l'instant donné (parfait (Es_1), bon (Es_2), moyen (Es_3), mauvais (Es_4)),
- Décision : maintenance préventive, corrective, ...

Tous ces paramètres constituent les variables (d'entrée, intermédiaires et de sortie) à prendre en considération pour l'établissement du modèle.

A decorative graphic on the right side of the page. It features three blue circles of varying sizes, each composed of concentric circles with a gradient from dark blue to light blue. Two thin blue lines intersect at the top left, forming a large 'V' shape that frames the circles. The circles are positioned at the top right, middle right, and bottom right of the page.

Ch. II

Réseaux Bayésiens

Dans ce chapitre sont décrits les principes des réseaux bayésiens et de quelques notions et lois de probabilité utilisés.

Ces dernières années, les réseaux bayésiens sont devenus un outil populaire, pour représenter et manipuler des connaissances expertes dans un système expert. Les réseaux bayésiens sont souvent utilisés, car ils ont beaucoup plus d'avantages par rapport aux autres techniques.

Les réseaux bayésiens sont des cas particuliers de modèles graphiques. Les modèles graphiques ont fait l'objet de nombreuses études lors de ces dernières années et sont présents dans de nombreux articles et ouvrages. A titre indicatif, il est possible de citer LAURITZEN et SPIEGELHALTER [LAU 88], COWELL et AL [COW 99], JORDAN [JOR 99], PEARL MORGAN KAUFMANN, SAN MATTEO [PEA 88], D. EIGER, T. VERMA et J. PEARL [EIG 90], WHITTAKER [WHI 90], BECKER et NAÏM [BEK 99]. Ces modèles se basent sur la théorie des graphes et la théorie des probabilités et dans le cadre de la maintenance.

D'une manière générale, un réseau bayésien (RB) est un modèle probabiliste permettant de représenter graphiquement un ensemble de variables aléatoires (**nœuds**) et de relations de dépendances (**arcs**) entre ces variables associé à un ensemble de tables de probabilités de nœuds (TPN ou bien CPT).

Ces modèles ainsi que leurs méthodes d'inférence ont été introduits dans PEARL [PEA 88], LAURITZEN et SPIEGELHALTER [LAU 88], JENSEN [JEN 96], JORDAN [JOR 98], KIM et PEARL [KIM 87] et également dans P. NAÏM, PH. WUILLEMIN [NAÏ 07], P. Naïm, PH. WUILLEMIN, PH. LERAY, O. POURRET et A. BECKER [NAÏ 04].

Voici un petit exemple, illustrant ces concepts généraux : *Nuages - Pluie*

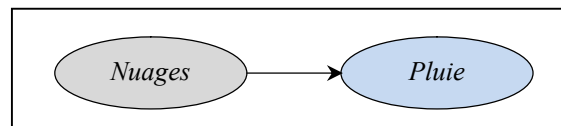


Fig.10. : Réseau bayésien à deux nœuds

"Nuages" et "Pluie" sont deux variables aléatoires discrètes : leurs deux valeurs possibles sont *Vrai* et *Faux*.

La structure graphique du RB permet au premier coup d'œil de voir l'existence d'une dépendance entre ces deux variables. Pour préciser cette dépendance, on a besoin des TPNs de chaque nœud.

Le nœud "Nuages" n'a pas d'antécédent. On le définit donc en donnant les probabilités de ses différents états (en l'absence d'information sur les autres nœuds du réseau) : par exemple, $Pr(\text{Nuages} = \text{Vrai}) = 0.2$

ce qui implique que :

$$Pr(\text{Nuages} = \text{Faux}) = 1 - Pr(\text{Nuages} = \text{Vrai}) = 0.8$$

C'est la TPN du nœud "Pluie" qui définit la dépendance entre les deux variables, par l'ensemble des probabilités des états du nœud "Pluie", conditionnelles aux états de son nœud parent.

Voici cette TPN :

$$Pr(\text{Pluie} = \text{Vrai} \mid \text{Nuages} = \text{Vrai}) = 0.1$$

$$Pr(\text{Pluie} = \text{Vrai} \mid \text{Nuages} = \text{Faux}) = 0$$

Un réseau bayésien est en fait une **représentation concise de la distribution de probabilité conjointe des variables qu'il contient**. Cette distribution pourrait, dans un cas simple, être donnée par un tableau unique, donnant les probabilités de toutes les combinaisons possibles de valeurs de l'ensemble des variables.

Un réseau bayésien est une méthode graphique, mathématique et statistique qui aide à gérer l'incertitude et permettant à partir des données un véritable raisonnement.

Il est défini par un **graphe** orienté, **probabiliste** et **acyclique** dans lequel les nœuds

représentent des variables aléatoires, et les arcs des influences entre variables.

La méthodologie des réseaux bayésiens fait appel donc à la théorie des graphes et des probabilités, nous tâcherons au cours de ce chapitre de rappeler le vocabulaire et les théories les plus fréquemment utilisés dans notre travail de recherche.

1. Graphes

On distingue trois types de graphes : les graphes orientés, les graphes non orientés et les graphes mixtes où des arêtes et des arcs coexistent.

Définition 1 : On appelle *graphe non orienté* la paire $G = (V, E)$, où $V = X_1, \dots, X_n$ représente les sommets du graphe, et E représente la famille des sous ensembles de taille 2 de V . Les éléments de E sont appelés **arêtes** du graphe.

Avec cette définition, les arêtes ne sont pas orientés, entre deux sommets et il ne peut y avoir au plus qu'une arête. Ensuite, il n'a pas d'arête qui va d'un sommet à lui-même (pas de boucle). Si (X_i, X_j) appartient à l'ensemble des arêtes E , alors on représentera celle-ci par une ligne entre les deux sommets, $X_i - X_j$.

Cependant, pour notre étude, c'est les graphes orientés sans cycle qui seront utilisés.

Définition 2 : On appelle *graphe orienté* la paire $G = (V, E)$, où $V = X_1, \dots, X_n$ représente les sommets du graphe, et $E = (e_1, \dots, e_m)$ représente une partie du produit cartésien $V \times V$, dont les éléments sont appelés **arcs** du graphe.

Si (X_i, X_j) appartient à l'ensemble E , alors on appellera cet élément, arc du graphe, noté $X_i \rightarrow X_j$ et représenté par une flèche partant de X_i et pointant sur X_j , où X_i est appelé l'origine et X_j l'extrémité.

Pour les graphes orientés, il existe les notions de *parents* et d'*enfants*.

Définition 3 : S'il existe un arc partant de X_i vers X_j alors X_i s'appelle le *parent* de X_j et X_j l'*enfant* de X_i . On note $pa(X_j)$ la suite de parents X_j et $ch(X_i)$ la suite des enfants de X_i .

Egalement, dans les graphes orientés, il existe des *chemins* orientés définis comme suit :

Définition 4 : Un *chemin orienté* est une suite de nœuds distincts X_i, \dots, X_j tel que (X_{k-1}, X_k) soit un arc pour tout $k = i+1, \dots, j$. Ce chemin sera noté $X_i \rightarrow X_j$. On appelle *cycle* un chemin du graphe tel que $X_i = X_j$.

1. 1. Les graphes orientés sans cycles

Tout au long de notre travail, les graphes étudiés, représentant les réseaux bayésiens, sont des graphes orientés sans cycles appelés DAGs (Directed Acyclic Graphs). Se référer, par exemple, à KOLLER et PFEFFER [KOL 97] ou à BANGSO et WUILLEMIN [BAN 00].

Dans la figure suivante : (a) n'est pas un DAG, car il contient le cycle $BDFECB$ mais (b) et (c) sont des DAG.

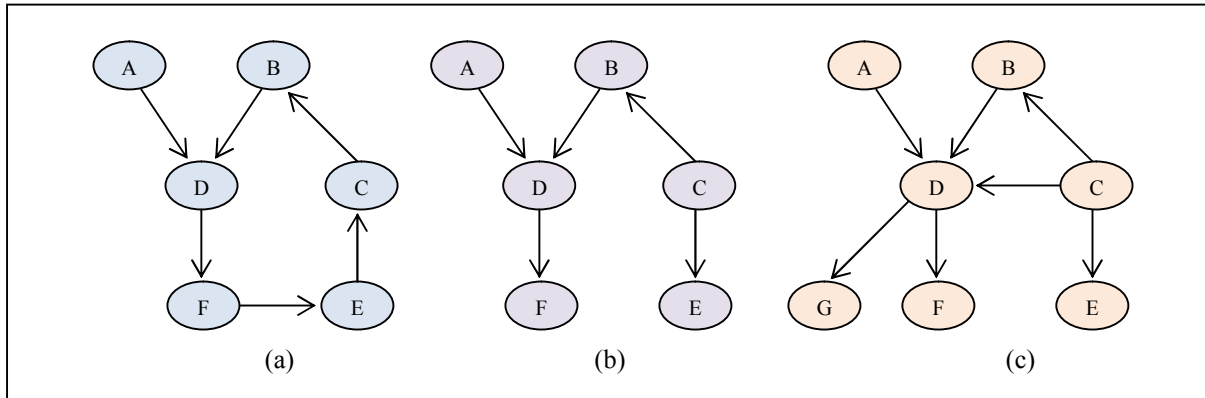


Fig.11. Exemples de graphes acycliques orientés.

Il existe des types spécifiques de DAG suivant le type de lien qui existe entre les nœuds qui le constituent, à savoir :

- **Poly-arbre** : Un poly-arbre est un graphe acyclique orienté sans boucle, où chaque nœud a au minimum un parent. Si dans un DAG tous les nœuds possèdent un et un seul parent, alors, il est dit arbre simple (figure 11 : le graphe (b) est un poly-arbre).
- **DAG avec boucle ou multi-connected DAG** : c'est un graphe acyclique orienté, qui contient au moins une boucle (figure 11 : le graphe (c) est un poly-arbre) ROBINSON [ROB 77].

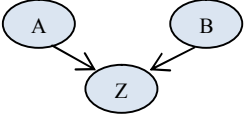
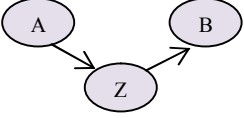
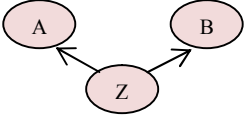
1. 2. La *d-séparation*

Les graphes sont caractérisés par une propriété appelée *d-séparation* étroitement liée à leur topologie. Il existe différentes topologies, et par conséquent plusieurs circuits de circulation de l'information à l'intérieur du graphe.

D'autre part, il faut ajouter aussi que la circulation de l'évidence dans un graphe causal, n'est pas limitée par le sens des flèches et l'information se propage dans un graphe différemment en modifiant les croyances que nous avons des autres faits. Nous présentons ci-dessous trois cas qui décrivent l'ensemble des situations possibles, faisant intervenir trois événements :

Soit $G = (V, E)$ un DAG, et soient A et B deux variables de l'ensemble V . S'il existe un arc $(A, B) \in E$ reliant ces deux variables, alors la relation de dépendance entre celles-ci est évidente. Supposons maintenant, qu'il existe une autre variable $Z \in V$ tel qu'il existe, une chaîne allant de A vers B , en passant par Z . Dans ce cas on distingue, trois types de connexion (topologie) entre ces différentes variables P.NAÏM, P.H. WUILLEMIN, PH. LERAY, O. POURRET et A. BECKER [NAÏ 04], à savoir :

Tab.2. : Les différents types de connexions

Type de connexion	Description	Exemple
 <p>Connexion convergente</p>	<p>L'information ne peut circuler de A à B que si Z est connu</p>	<p>A= Tremblement de terre B= Cambriolage Z= Alarme</p> <p>Le fait qu'il ait eu un tremblement de terre dans le voisinage (A) n'a aucun lien a priori avec le fait que ma maison ait été cambriolée (B). En revanche, si mon alarme s'est déclenchée (Z), j'ai tendance à croire que je viens d'être cambriolé (B). Si maintenant j'apprends qu'il vient d'y avoir un tremblement de terre (A) dans le voisinage, je suis rassuré sur l'éventualité d'un cambriolage (B)</p>
 <p>Connexion en série</p>	<p>L'information ne peut circuler de A à B que si Z n'est pas connu</p>	<p>A= Ensoleillement. B= Prix du blé. Z= Récolte.</p> <p>Si la saison a été ensoleillé (A), la récolte sera abondante (Z). Si la récolte abondante, le prix du blé est bas (B). Si je sais déjà que la récolte a été abondante (Z), le fait de connaître l'ensoleillement ne m'apprend plus rien sur le prix du blé (B).</p>
 <p>Connexion divergente</p>	<p>L'information ne peut circuler de A à B que si Z n'est pas connu</p>	<p>A= la pelouse de mon jardin est humide. B= la pelouse de mon voisin est humide. Z= il a plu cette nuit.</p> <p>Si la pelouse de mon jardin est humide (A), j'ai tendance à croire qu'il a plu cette nuit (Z), est donc que la pelouse de mon voisin sera aussi humide (B). Si en revanche je sais qu'il a plu cette nuit (Z), je peux affirmer que la pelouse de mon voisin sera humide (B), et l'information que je peux avoir sur l'état de ma propre pelouse n'y change rien.</p>

La notion de *d-séparation* décrit dans quelles conditions, l'information entre un nœud *A* et un nœud *B* est bloquée. C'est-à-dire que si les nœuds *A* et *B* sont *d-séparés* par un nœud *Z* alors celui-ci bloque le passage de l'information entre *A* et *B* dans le cas où *Z* est la seule information connue dans le graphe [NAÏ 04].

Soit $G = (V, E)$ un DAG, soient $Z \subseteq V$ et *A* et *B* deux nœuds $\in E - Z$.

Nous dirons que *A* et *B* sont *d-séparés* par *Z* et nous notons $\langle A | Z | B \rangle_G$, si pour toute chaîne entre *A* et *B*, nous nous retrouvons dans l'une des situations suivantes :

- la connexion est soit en série, soit divergente au nœud *Z* et l'état de *Z* est connu.
- la connexion est convergente, ni *Z*, ni aucun de ses descendants ne sont connus.

Cette définition peut être étendue au cas où Z est un ensemble de nœuds. A et B sont alors *d-séparés* par Z si pour toute chaîne entre A et B l'une des conditions suivantes est vérifiée :

- la chaîne passe par un nœud $Z_i \in Z$, et est soit divergente, soit en série en ce nœud.
- la chaîne converge en un nœud $W \notin Z$, et aucun descendant n'appartient à Z .

1. 3. L'indépendance conditionnelle

Soit $G = (V, E)$ un DAG et soient A, B et $Z \in V$. VERMA et PEARL [PEA 91] [VER 90] ont démontré que si A et B sont *d-séparés* par Z alors A et B sont indépendants, sachant Z [NAÏ 04].

Plus formellement :

$$\langle A | Z | B \rangle_G = P(A/B, Z) = P(A/Z) \quad (15)$$

Ce résultat est d'une grande importance, car il permet de faciliter les calculs lors de l'arrivée d'une nouvelle information.

Notion de Dépendance.

La notion de Dépendance est illustrée à partir de deux exemples simples, voyons comment la notion intuitive de causalité doit être conjuguée avec celle plus formelle de dépendance entre variables aléatoires. Considérons les deux événements A et B comme étant chacun le tirage d'une pièce de monnaie dont les résultats peuvent être *pile* ou *face*. Considérons ensuite l'événement C qui est : "*les deux pièces donnent le même résultat*". Nous nous retrouvons donc avec le schéma suivant :

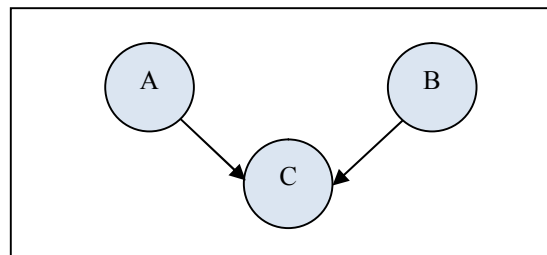


Fig.12. Exemple de dépendance

Les deux variables aléatoires A et B sont *a priori* indépendantes, mais elles ne le sont pas par rapport à C .

Considérons maintenant trois événements D, E et F qui s'enchaînent de la façon suivante :

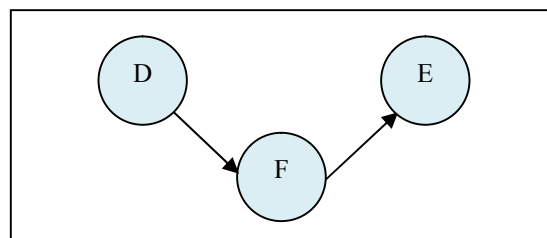


Fig.13. Exemple de dépendance

Dans cette configuration les événements D et E sont apparemment dépendants, mais ils sont indépendants par rapport à F .

2. Notions de probabilités

Les réseaux bayésiens reposent sur un formalisme basé sur les théories de probabilités C. CHOW et C. LIU [CHO 68].

2. 1. Principes fondamentaux des probabilités

La **probabilité** (du latin *probare*, « prouver », « tester ») est une évaluation du caractère **probable** d'un évènement

La probabilité d'un certain évènement A , $P(A)$, est représenté par un nombre compris entre 0 et 1. Un évènement en probabilité peut être à peu près n'importe quoi pouvant se produire ou non. L'évènement A peut par exemple être le fait qu'il fasse beau demain, le fait d'obtenir un 6 avec un dé ... Le seul impératif que l'on se fixe c'est de pouvoir vérifier si cet évènement se vérifie ou pas. On peut par exemple vérifier s'il fera beau demain, si on obtient un 6.

Un évènement *impossible* a une probabilité de 0 et un évènement *certain* à une probabilité de 1. Il faut savoir que le contraire n'est pas forcément vrai. Un évènement qui a une probabilité 0 peut très bien se produire dans le cas où un nombre infini d'évènements différents peut se produire. De même un évènement de probabilité 1 peut "exceptionnellement" ne pas se produire. Ce comportement des événements (variables aléatoires) est régi essentiellement par deux théorèmes particuliers en probabilité : *la loi des grands nombres* et le *théorème central limite* www.wikipedia.com

Tab.3. *Quelque propriétés en probabilité.*

Quelques propriétés	
Evénements	Propriétés
Probabilités de A	$P(A) \in [0, 1]$
Probabilités de ne pas avoir A	$P(\bar{A}) = 1 - P(A)$
Probabilités d'avoir A ou B	$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$
Probabilités d'avoir A et B	$P(A \cap B) = P(A/B)P(B) = P(A)P(B)$ Si A et B sont indépendants
A sachant B	$P(A/B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$

$A \cup B$ est la réunion de A et B .

$A \cap B$ est l'intersection de A et de B .

$P(A/B)$ est appelé la probabilité conditionnelle de A sachant B . C'est la probabilité d'avoir A quand on sait que l'on a B . Par exemple, pour un dé à 6 faces, la probabilité d'avoir un 2 (A) quand on sait que le résultat est pair (B) est égal à $1/6 : 1/2 = 1/3$ car la probabilité d'avoir à la fois un 2 et un nombre pair est égal à $1/6$ et la probabilité d'avoir un nombre pair est égal à $1/2$. Ici on remarque que $A \cap B = A$ car on a toujours un nombre pair quand on a 2.

2. 2. Calcul des probabilités

Il existe plusieurs manières de définir une probabilité. Principalement, on parle de *probabilités inductives (ou expérimentales)* et de *probabilités déductives (ou théoriques)*. On peut les définir comme suit :

- Probabilité expérimentale (ou inductive) : la probabilité est déduite de toute la population concernée. Par exemple, si sur une population d'un million de naissances, on constate 530000 garçons et 470000 filles, on dit que $P[\text{garçon}] = 0.53$

- Probabilité théorique (ou déductive) : cette probabilité est connue grâce à l'étude du phénomène sous-jacent sans expérimentation. Il s'agit donc d'une connaissance *a priori* par opposition à la définition précédente qui faisait plutôt référence à une notion de probabilité *a posteriori*. Par exemple, dans le cas classique du dé parfait, on peut dire, sans avoir à jeter un dé, que $P[\text{"obtenir un 4"}] = 1/6$.

Comme il n'est pas toujours possible de déterminer des probabilités *a priori*, on est souvent amené à réaliser des expériences. Il faut donc pouvoir passer de la première à la deuxième solution. Ce passage est supposé possible en termes de limite (*i.e.* avec une population dont la taille tend vers la taille de la population réelle).

Il existe deux façons de calculer les probabilités en mathématiques: le calcul *a priori* et le calcul *a posteriori*.

La première méthode, aussi appelée probabilité mathématique, part d'un calcul mathématique pour obtenir les probabilités. C'est le cas en particulier de la combinatoire, mais également des caractérisations de la loi exponentielle ou de la modélisation par une loi normale grâce à l'usage du théorème central limite. Ces méthodes ont en commun le fait qu'aucune expérience ne soit nécessaire pour déterminer les probabilités qui sont déterminées *a priori*.

La deuxième méthode est le calcul *a posteriori*, autrement appelé probabilité statistique, ces méthodes partent des résultats d'expériences pour déduire les probabilités. C'est le cas par exemple pour l'utilisation de la fréquence comme estimateur de la probabilité, du maximum de vraisemblance ou de l'Inférence bayésienne. Ces méthodes ont en commun le fait qu'une expérience soit nécessaire pour déterminer les probabilités qui sont déterminées *a posteriori*.

Nous présentons ici très brièvement les principales méthodes permettant le calcul des probabilités :

- L'usage de la combinatoire : certains problèmes de calcul de probabilité peuvent se ramener à un calcul de dénombrement, en particulier ceux pour lesquels il y a un *nombre fini* d'issues possibles à l'expérience et où la probabilité de chaque issue est la même. Cette méthode consiste à compter (dénombrer) le nombre total de cas possibles et le nombre de cas favorables à la réalisation d'un évènement.

Cette méthode permet par exemple de calculer la probabilité d'obtenir un 6 avec un dé équilibré ou la probabilité d'obtenir un *nombre pair*, elle ne permet pas de calculer les probabilités avec un dé biaisé par exemple car alors la probabilité d'obtenir chaque face n'est plus la même. Cette méthode ne permet pas non plus de calculer la probabilité lorsqu'il y a un nombre infini de résultats possibles à l'expérience.

- Les estimateurs statistiques sont des valeurs calculées à partir d'un échantillon de la population totale ou d'un certain nombre de résultats de l'expérience aléatoires. Ces estimateurs sont souvent construits sur le principe du maximum de vraisemblance qui permet de construire toute une série d'estimateurs.

Parmi ceux ci l'estimation par la fréquence d'apparition permet de déterminer la probabilité d'un évènement lorsqu'il y a un nombre fini d'évènements possibles et que l'on peut reproduire un grand nombre de fois et de façon indépendante l'expérience. Cet estimation peut, par exemple, servir pour obtenir la probabilité d'obtenir *face* avec une pièce ou un 6 avec un dé qu'il soit biaisé ou non. Il consiste à estimer la probabilité d'un évènement par sa fréquence d'apparition quand on répète un très grand nombre de fois l'expérience.

Par exemple si nous effectuons N lancers d'une pièce et que N_F représente le nombre de fois où la pièce tombe sur *face*, à mesure que N devient de plus en plus grand, nous nous attendons à ce que le rapport N_F/N devienne de plus en plus proche de $1/2$. Cela nous suggère de définir la probabilité $P(F)$ d'obtenir *face* comme étant la limite, quand N tend vers l'infini, de la suite des proportions :

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{N_F}{N} = P(F) \quad (16)$$

Cet estimateur pour la probabilité d'un évènement est, entre autre, un cas particulier de la loi des grands nombres en prenant par exemple la variable aléatoire X qui vaut 1 quand on obtient *face* et 0 si non. Cette variable s'appelle la fonction caractéristique de F .

2.3. Variable aléatoire

D'une façon générale, une variable aléatoire est une certaine fonction, qui dépend du résultat d'une expérience aléatoire. Exemple :

L'expérience c'est lancer une pièce de monnaie au hasard et suivant que le résultat est *pile* nous gagnons 10 DA, ou *face* nous perdons 1 DA. On considère alors X , la variable aléatoire qui prend la valeur 10 lorsque nous obtenons *pile* et la valeur -1 lorsque nous obtenons *face*. X représente le résultat de cette expérience qui peut *pile* ou *face*. Cela a permis d'associer des nombres à des résultats d'expériences qui ne sont pas numériques.

Le terme de variable aléatoire peut parfois être trompeur, en effet, ce n'est pas la valeur qu'elle prend une fois que l'on connaît le résultat de l'expérience qui est aléatoire, mais la valeur qu'elle va prendre avant d'avoir effectué l'expérience. Une fois que l'on connaît le résultat du *pile* ou *face*, on connaît la valeur de X avec certitude et celle-ci ne dépend plus du hasard. Par contre, avant de jeter la pièce on ne sait pas quelle valeur va prendre X car on ne sait pas encore si l'on va obtenir *pile* ou *face*.

2.4 Probabilités jointes

Soit un système Ω , il est pratique de décrire ce système grâce à un ensemble de paramètres qui permettent de le caractériser à tout moment.

Si le système est déterministe on connaît exactement la valeur de chacun de ces paramètres ; par contre si le système est probabiliste, il faut tenter de lui adjoindre une probabilité sur ces différentes variables qui permettra de le décrire.

Soit A et B deux variables aléatoires sur le même univers Ω

$$P_{AB} : \begin{cases} D_A \times D_B \rightarrow [0,1] \\ (a, b) \mapsto P_{AB}(a, b) = P(\{A = a\} \cap \{B = b\}) = P(\{\omega \in \Omega \mid A(\omega) = a \wedge B(\omega) = b\}) \end{cases}$$

Cette définition peut être étendue à tout ensemble fini $\mu = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ de variables aléatoires définies sur le même univers Ω .

Cette notion est particulièrement importante dans les réseaux bayésiens.

En effet, c'est à cause de ce produit cartésien des domaines de définition Σ des variables aléatoires que l'étude probabiliste de système complexes a longtemps été considérée comme impossible en pratique, car un produit cartésien d'ensemble représente une croissance exponentielle de la mémoire et du temps nécessaire pour la manipuler (en fonction du nombre d'ensembles).

2.5 Probabilités marginales

Réciproquement, la donnée d'une probabilité jointe d'un ensemble de variables permet de retrouver la probabilité jointe de chacun de ces sous-ensembles. C'est ce qu'on appelle probabilité marginale.

Soit μ un ensemble fini, non vide de variables aléatoires, $V \in \mu$, non vide et $V' = \mu/V$ et $p(\mu)$ la probabilité jointe sur les variables de μ , on appelle alors marginalisation de p sur V la fonction

$$\forall v \in D_{V,P}(v) = \sum_{v' \in D_{V'}} P(v, v')$$

L'opération de marginalisation peut être généralisée à toute fonction f sur un ensemble de variables μ .

3. Théorie de Bayes

3. 1. Statistique bayésienne

La statistique bayésienne s'appuie sur la formule de Bayes. Pour cela, supposons que l'espace des hypothèses concernant un événement donné (ou plus précisément l'espace de probabilité du modèle) se décompose en un système complet d'hypothèses incompatibles H_1, H_2, \dots, H_n . Par la formule des probabilités totales, on a la relation suivante pour tout événement A (voir Tab.3. des propriétés des probabilités) :

$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(A \cap H_i) = \sum_{i=1}^n P(A / H_i) P(H_i) \quad (17)$$

Cette formule signifie simplement que pour déterminer la probabilité de A , il suffit simplement de déterminer les probabilités de A sachant chacune des hypothèses H_i et les probabilités de H_i .

Or :

$$P(A \cap H_i) = P(A / H_i) P(H_i) = P(H_i / A) P(A),$$

d'où

$$P(H_i / A) = \frac{P(H_i) P(A / H_i)}{P(A)} \quad (18)$$

En exprimant $P(A)$ par la formule des probabilités totales, on obtient :

$$P(H_i / A) = \frac{P(H_i) P(A / H_i)}{\sum_{i=1}^n P(A / H_i) P(H_i)} \quad (19)$$

Ainsi, se donnant une distribution de probabilité *a priori* sur les événements H_i , on peut déterminer par l'observation de l'événement A la distribution *a posteriori* de l'événement H_i sachant la réalisation de A :

$$\text{Probabilité } a \text{ posteriori} = \text{Vraisemblance} \cdot \text{Probabilité } a \text{ priori}$$

Soit :

$$\text{Probabilité } a \text{ posteriori} = \text{Retour d'expérience} \cdot \text{Degré de croyance } a \text{ priori}$$

3. 2. Formule de Bayes

Théorème

Le théorème de Bayes associe la probabilité *a posteriori* d'une hypothèse H sachant les données D , $P(H/D)$, à 3 autres probabilités :

$$P(H|D) = \frac{P(D|H) P(H)}{P(D)} \quad (20)$$

Où

- $P(H)$ = probabilité que l'hypothèse H soit vérifiée indépendamment des données D (ce terme est également appelé probabilité *a priori*);
- $P(D)$ = probabilité d'observer les données D indépendamment de l'hypothèse H (ce terme est également appelé *évidence*);

• $P(D/H)$ = probabilité d'observer les données D sachant que l'hypothèse H est vérifiée (ce terme est également appelé vraisemblance (*likelihood*)).

Une autre manière de présenter la formule de Bayes est la suivante :

$$P(\text{Hypothèse} / \text{Pr euve}) = \frac{P(\text{Pr euve} / \text{Hypothèse})P(\text{Hypothèse})}{P(\text{Pr euve})} \quad (21)$$

Dans cette version la croyance initiale est $P(\text{Hypothèse})$. C'est la probabilité qu'une certaine *Hypothèse* se vérifie. Cette croyance initiale est alors révisée grâce à une *preuve* que l'on peut observer. On en déduit une nouvelle probabilité que l'*Hypothèse* initiale soit vérifiée en tenant compte de la *Preuve* que l'on a observée. Ce processus s'appelle la "*révision des croyances*".

Notons ici que les termes *Preuve* et *Hypothèse* ont été choisis pour exprimer le lien qui devrait exister entre les deux événements et ainsi que le caractère asymétrique de ces deux événements. On aurait très bien pu prendre deux événements A et B par exemple. Dans la pratique il faut que l'événement "*Preuve*" s'il se réalise rende plus probable (ou moins probable) la réalisation de l'événement "*Hypothèse*" pour que cette méthode aboutisse. Ces deux événements ne doivent pas par exemple être indépendants.

Exemple : on se demande quel temps il fera demain. On regarde pour cela la météo. On sait que :

- $P(M|Beau) = 0.9$: la probabilité que la météo a annoncé "qu'il fera beau sachant qu'il fera effectivement beau",
- et $P(M|Pleut) = 0.2$: la probabilité que la météo annonce qu'il fait beau sachant qu'il pleuvra.

Ces probabilités sont estimées sur l'année écoulée. L'événement M dénote ici le fait que la météo annonce du beau temps :

- On part d'une croyance *a priori* sur le fait qu'il fera beau ou pas, demain. $P(Beau) = 1/2$ on croit *a priori* qu'il y a une chance sur deux qu'il fera beau demain. Ici l'hypothèse est le fait qu'il fera beau demain.
- On estime $P(M)$ la probabilité que la météo annonce qu'il fasse beau grâce à notre croyance initiale :

$P(M) = p(M|Beau)P(Beau) + p(M|pleut)P(pleut) = 0.9 * 1/2 + 0.2 * 1/2 = 0.55$ la météo annonce qu'il fait beau dans 55% des cas. La probabilité qu'il fera beau demain est alors donnée par :

$$P(Beau / M) = \frac{P(M / Beau)P(Beau)}{P(M)} = \frac{0.9 * 0.5}{0.55} \approx 82\%$$

On pourrait alors, par exemple, réviser une deuxième fois l'*Hypothèse* qu'il fera Beau en regardant un deuxième bulletin météo d'une source différente. On prendrait alors comme croyance initiale la probabilité qu'il fasse Beau que l'on vient de calculer.

Cette méthode permet de réviser la croyance que l'on a dans le fait qu'un événement futur va se passer. Cette méthode n'est employable que lorsque l'on a la possibilité d'estimer les probabilités conditionnelles $P(\text{Preuve}/\text{Hypothèse})$ et $P(\text{Preuve}/\text{non Hypothèse})$ dans la formule donnée plus haut pour calculer $P(\text{Preuve})$. Cette méthode peut être utile car il est souvent plus simple de calculer les probabilités des *observables conditionnées* aux paramètres que de faire le contraire.

Autrement dit, le principe du théorème ou formule de Bayes est la recherche des probabilités des causes d'événements donnés. Prenons un exemple simple :

Considérons deux urnes U_1 et U_2 :

- l'urne U_1 contient 2 boules blanches et 3 boules noires,
- l'urne U_2 contient 1 boule blanche et 4 boules noires.
- Appelons B l'événement "tirer une boule blanche",
- et N l'événement "tirer une boule noire".

Dans chaque urne, il y a équiprobabilité du choix des boules. On choisit une urne au hasard, chaque urne ayant la même probabilité d'être choisie que l'autre, puis on tire une boule de cette urne.

Question : on sait que qu'une boule blanche a été tirée. Quelle est la probabilité d'avoir choisi l'urne U_1 ?

Si on appelle U l'événement "choisir U_1 " et V l'événement "choisir l'urne U_2 ", on peut voir que la question posée revient à chercher la probabilité de l'événement " U sachant B ".

A priori, ce qu'on a comme données ne permettent pas de répondre directement à la question, mais en revenant à ces données, on peut voir que :

Primo : On sait que $P(B/U) = 0.40$ car il y a 2 boules blanches parmi les 5 boules de U_1 .

Secundo : On sait que $P(U) = P(V) = 0.50$ car les deux urnes ont la même probabilité d'être choisies.

Tertio : On sait que $P(B/V) = 0.20$ car il y a 1 boule blanche parmi les 5 boules de U_2 .

Pour calculer la probabilité de $P(U/B)$, d'après le principe des probabilités conditionnelles, il suffit de connaître : $P(U \cap B)$ et $P(B)$. Or, on sait que :

$P(B) = P(B/U)P(U) + P(B/V)P(V)$ d'après la loi des Probabilités Totales,

et que : $P(U \cap B) = P(B/U)P(U)$

D'où :

$$P(U/B) = \frac{P(U \cap B)}{P(B)} = \frac{P(B/U)P(U)}{P(B/U)P(U) + P(B/V)P(V)} \quad (22)$$

Un simple calcul alors permet de voir que : $P(U/B) = 2/3$.

Si on sait qu'une boule blanche a été tirée, il y a une probabilité de $2/3$ que cette boule vienne de l'urne U_1 , ou encore, que l'urne U_1 soit la cause du fait d'avoir tiré une boule blanche.

Le cas de la relation (21) ci-dessus est valable, bien sur, pour des événements U , V et B d'un espace probabilisé quelconque. Dans le cas général, à partir de la formule de Bayes on obtient, en reprenant le raisonnement précédent :

Si $\{A_1 ; A_2 ; \dots ; A_k ; \dots ; A_n\}$ est une partition d'un univers W muni d'une probabilité P , alors pour tout événement B , on a :

$$P(A_k/B) = \frac{P(B/A_k)P(A_k)}{P(B/A_1)P(A_1) + \dots + P(B/A_k)P(A_k) + \dots + P(B/A_n)P(A_n)} = \frac{P(B/A_k)}{\sum_{k=1}^n P(B/A_k)P(A_k)} \quad (23)$$

Les probabilités des A_k sont appelées probabilités "*a priori*" et les probabilités des " B sachant A_k " sont appelées probabilités "*a postérieure*".

Un contexte d'utilisation de la formule de Bayes est la "vérification", après une expérience, d'une hypothèse. Si un événement peut avoir plusieurs causes avec des probabilités connues, on peut, par la formule de Bayes, avoir une idée si l'hypothèse formulée sur les probabilités de ces causes est plausible ou non.

Exemples : on estime qu'une personne ayant correctement révisé ses cours pour cet examen a une probabilité de 20% d'échouer à l'examen. En revanche, on estime qu'une personne n'ayant pas révisé ses cours a une probabilité de 60% d'échouer à cet examen. On sait aussi que 50% des personnes ont correctement révisé leurs cours et 50% n'ont pas correctement révisé leurs cours.

Une personne passe deux fois de suite cet examen et échoue par deux fois mais affirme pourtant avoir parfaitement révisé. Est-ce plausible?

Appelons E l'événement "échoué 2 fois", A l'événement "la personne a révisé ses cours" et \bar{A} l'événement contraire de A .

La probabilité de " E sachant A " est $(0,20)^2 = 0,04$

La probabilité de " E sachant \bar{A} " est $(0,60)^2 = 0,36$

A priori, on suppose que la personne qui a échoué 2 fois à l'examen a correctement révisé avec une probabilité de 0,50

On a donc $P(A) = P(\bar{A}) = 0,50$

La formule de Bayes donne alors :

$$P(A/E) = \frac{(0.04)(0.50)}{(0.04)(0.50) + (0.36)(0.50)} \cdot 0.10$$

Probabilité d'avoir révisé sachant que l'on a "échoué 2 fois" = 0,10

Probabilité de ne pas avoir révisé sachant que l'on a "échoué 2 fois" = 0,90

Il y a donc une probabilité de 0,90 que la personne n'a pas révisée. Ce qu'elle dit est peu plausible!

The page features a decorative graphic consisting of three blue circles of varying sizes, each with a gradient from dark blue to light blue. These circles are arranged in a vertical line, with the largest at the top, a medium one in the middle, and a large one at the bottom right. Thin blue lines extend from the top left and bottom right corners towards the circles, creating a sense of depth and perspective.

Ch.III

Mise en œuvre des réseaux bayésiens

Dans cette partie on parle de la mise en œuvre des réseaux bayésien et des règles à suivre.

1. Introduction

Le réseau bayésien donne une représentation causale du phénomène, d'une manière qualitative et quantitative. La construction d'un réseau bayésien comprend principalement deux parties, la première consistant à construire la structure du graphe (partie qualitative) et la deuxième s'attachant à estimer les probabilités correspondantes (partie quantitative). Globalement, on peut distinguer deux situations :

- les données de retour d'expérience (REX) sont disponibles, l'estimation des probabilités se fera pour les arêtes retenues du graphe défini lors de la première étape,
- et si ces données n'existent pas, les probabilités seront établies par les avis des experts.

De plus, les réseaux bayésiens complexes avec beaucoup d'arêtes vont nécessiter énormément de données, d'où la nécessité également de recourir aux avis des experts pour la simplification du graphe et l'évaluation des probabilités.

Dans le cas de la maintenance des équipements industriels, les enjeux pour les entreprises sont la compétitivité et la sûreté de fonctionnement des systèmes. Il faut donc diminuer les coûts, en améliorant en permanence les activités de la maintenance. Plusieurs méthodes ont été développées dans ce but, telle que la MBF (Méthode Basée sur la Fiabilité) qui optimise les programmes de maintenance sur la base de l'analyse fonctionnelle et du retour d'expérience. Bien que ces méthodes fassent partie d'un processus vivant, les programmes sont réactualisés régulièrement, leur efficacité et leur impact ne sont pas évalués avant leur mise en place. L'objectif recherché en maintenance avec les réseaux bayésiens est, à partir des connaissances et des observations sur les comportements et les dégradations (par exemple à partir de l'historique du bien étudié) :

- de modéliser la durée de vie d'un matériel et de quantifier la probabilité de dégradation ou de défaillance,
- de détecter les variables importantes agissant sur la dégradation et trouver les actions afin de différer ou éliminer le vieillissement,
- et de calculer l'impact d'une action de maintenance sur le comportement du matériel.

Autre remarque essentielle à signaler, les réseaux bayésiens, comme toute autre méthode, doivent être utilisés prudemment, leur mise en place devraient se faire progressivement, et de préférence sur un équipement neuf ou encore en bon état de fonctionnement pour faciliter l'apprentissage de la démarche avant sa généralisation. Le choix du matériel peut être réalisé en déterminant et vérifiant les points suivants :

- calculer la criticité du matériel,
- existe-t-il des données de REX ?
- existe-t-il des experts connaissant bien ce matériel ?

Ces études sont très difficiles et longues à réaliser, notamment lors du démarrage et vont demander des investissements supplémentaires, les travaux de BOUISSOU [BOU 99]. Cependant, les gains générés par ces modèles sont nombreux. La flexibilité de ces modèles permet en fait de faire modifier, intégrer, supprimer les variables en fonction des objectifs recherchés : économique, technique, environnemental etc....

L'application recherchée dans le cadre de notre travail est l'aide au diagnostic et à la décision. La modélisation de l'ensemble des variables retenues décrivant le comportement du matériel permettant facilement de déterminer la défaillance la plus probable et par conséquent de préconiser les actions de maintenance les plus appropriées.

2. Apprentissage des réseaux bayésiens

On a montré qu'un réseau bayésien est constitué à la fois d'un graphe et d'un ensemble de probabilités conditionnelles N. FRIEDMAN et D. KOLLER [FRI 00], O. FRANÇOIS et P. LERAY [FRA 04]. L'apprentissage d'un réseau bayésien doit donc, répondre aux deux questions suivantes :

- comment estimer les lois de probabilités conditionnelles ?
- comment trouver la structure du réseau bayésien ?

A cet effet, la construction d'un réseau bayésien se réalise schématiquement en trois étapes essentielles :

- étape 1 : identification des variables, et de leur espace d'état,
- étape 2 : définition de la structure du réseau bayésien,
- étape 3 : définition de la loi de probabilité conjointe des variables.

Chacune des trois étapes peut impliquer un recueil d'expertise, au moyen de questionnaires écrits, d'entretiens individuels, ou d'autres démarches.

2. 1. Première étape : Identification des variables et de leur espace d'état

La première étape de la construction du réseau bayésien est la seule pour laquelle l'intervention humaine est absolument indispensable. Il s'agit de déterminer l'ensemble des variables X_i (du modèle) qui caractérisent le système. Comme dans le travail de modélisation, un compromis entre la précision de la présentation et la faisabilité de la construction du modèle doit être trouvé, au moyen d'une discussion entre les experts et le modélisateur.

Les variables de préférence doivent être discrètes, le nombre de modalités (c'est-à-dire les cas possibles) ne doit pas être trop élevé, d'une part pour une meilleure compréhension et d'autre part pour que l'évaluation des probabilités conditionnelles soit faisable, au-delà de trois modalités ($n \geq 4$), la tâche de l'expert devient complexe.

Egalement, devant un très grand nombre de variables, l'idée préférentielle est de simplifier le modèle complet en regroupant les variables de même famille de telle sorte que le nouveau modèle obtenu :

- soit raisonnable avec les avis d'experts,
- fournissant une description raisonnable des données,
- facilement interprétable,
- et ouvert à la discussion.

Les blocs de variables sont nécessairement reliés et ont une interprétation en terme de causalité.

Lorsque les variables sont identifiées, il est ensuite nécessaire de préciser l'espace d'état de chaque variable X_i , c'est-à-dire l'ensemble des valeurs possibles.

2. 2. Deuxième étape : Définition de la structure de réseau bayésien

Ces variables aléatoires sont ensuite représentées par des nœuds dans un graphe reliés par des arêtes indiquant les probables dépendances ou les probables influences entre ces variables.

La deuxième étape consiste donc à identifier les liens entre variables, c'est-à-dire à répondre à la question : pour quels couples (i, j) la variable X_i influence-t-elle la variable X_j ?

Dans la grande majorité des applications, cette étape s'effectue par l'interrogation d'experts.

Un réseau bayésien ne doit pas comporter de *circuit orienté* ou « bouclé ».

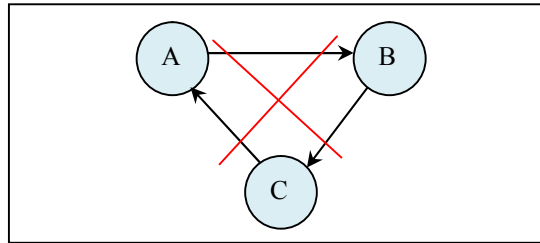


Fig.14. Boucle dans un réseau bayésien.

Cependant, le nombre et la complexité des *dépendances* identifiées par les experts laissent parfois supposer que la modélisation par un graphe acyclique est impossible. Il est alors important de garder à l'esprit que quelle que soit la dépendance entre les variables, il existe toujours une représentation par réseaux bayésiens, ce résultat montre bien la puissance de modélisation des réseaux bayésiens.

2. 3. Troisième étape : Loi de probabilité jointe des variables

La dernière étape de construction du réseau bayésien consiste à renseigner les tables de probabilités de nœuds (TPN) associées aux différentes variables.

La probabilité jointe peut s'écrire dans le cas de graphe orienté acyclique comme le produit des probabilités des variables sachant les parents de ces variables. Ainsi, pour chaque nœud, il est nécessaire d'évaluer la probabilité de ce nœud sachant ses parents.

Concrètement deux cas se présentent selon la position d'une variable X_i dans un réseau bayésien :

- la variable X_i n'a pas de variable parente : les experts doivent préciser la loi de probabilité marginale de X_i ,
- la variable X_i possède des variables parentes : les experts doivent exprimer la dépendance de X_i en fonction de variables parentes au moyen de probabilités conditionnelles.

Le recueil de lois de probabilité auprès d'experts est une étape délicate du processus de construction du réseau bayésien, car ces derniers se montrent réticents à chiffrer la plausibilité d'un événement qu'ils n'ont jamais observé à travers des probabilités conditionnelles. Il suffit de quelques variables comportant de nombreux liens pour rendre cette tâche indispensable, irréalisable.

Cette difficulté est appelée souvent *élicitation* de probabilités. De nombreuses méthodes ont été proposées au fil des années. Pratiquement, à chaque difficulté, une méthode existe. A titre d'exemple, trois problèmes successifs sont présentés et les techniques permettant de les résoudre.

Le premier problème concerne l'estimation de la probabilité d'un événement par un expert, sans aucune donnée. Pour cela, nous décrivons l'utilisation d'une échelle de probabilité.

Le second problème porte sur l'estimation de la probabilité d'un événement conditionnellement à un grand nombre de variables. Une méthode souvent utilisée pour simplifier le problème consiste à remplacer cette probabilité conditionnelle par un *OU bruité*.

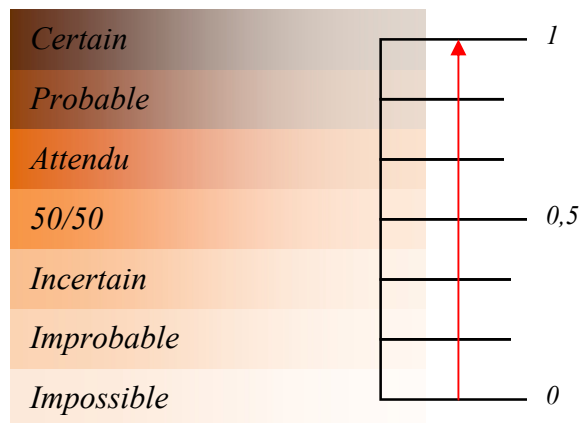
La dernière difficulté concerne l'estimation de la probabilité d'un événement en présence de plusieurs experts ou de sources d'information multiples.

Comment prendre en compte la fiabilité de ces experts et de ces sources ? Et que faire lorsqu'ils sont en désaccord ?

2. 3. 1. Echelle de probabilité

De nombreux travaux existent sur l'élicitation de probabilité. La tâche la plus difficile est souvent de trouver un expert qui soit à la fois fiable et coopératif, puis de le familiariser à la notion de probabilité. Ensuite, il faut fournir à l'expert des outils associant des notions quantitatives et qualitatives pour qu'il puisse associer une probabilité aux différents événements sans la surestimer. L'outil le plus connu et le plus facile à mettre en œuvre est l'échelle de probabilité, celle-ci 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 pour les modifier.

Tab.4. Echelle de probabilité.



2. 3. 2. Modèle OU bruité

Supposons maintenant que l'expert doit estimer la probabilité conditionnelle $P(Y / X_1, X_2 \dots X_n)$ et que toutes les variables (Y et X_i) soient binaires. L'expert devra donc estimer 2^n valeurs, ce qui est peu réaliste pour des problèmes complexes. L'idée est alors de simplifier cette probabilité conditionnelle en posant les hypothèses suivantes :

- on peut calculer facilement la probabilité que X_i cause Y alors que les autres variables X_j sont absentes,
- le fait que X_i cause Y est indépendant des autres variables X_j (pas d'effet mutuel entre les variables).

Le modèle *OU bruité* révèle alors que :

Si un des X_i est vrai, alors Y est quasiment toujours vrai.
 Si plusieurs X_i sont vrais, alors la probabilité que Y soit vrai est :

$$P(y / \chi) = 1 - \prod_{i / X_i \in \chi_p} (1 - p_i)$$

Où χ_p est l'ensemble des X_i vrais.

Il est important de noter que cette modélisation simplifiée des probabilités conditionnelle a donnée de bons résultats dans les domaines tels le diagnostic médical ou le diagnostic des pannes.

2. 3. 3. Sources multiples

En ingénierie de la connaissance, l'ingénieur doit faire face à des sources d'information de divers natures : experts, données collectées selon des moyens variés, ...etc. S. MEGANCK, S.

MAES, P. LERAY et B. MANDERICK. [MEG 06], S. MEGANCK, P. LERAY, AND B. MANDERICK [MEGL 06], la prise en compte de ces différentes expertises doit se faire avec précaution, afin d'éviter d'utiliser des données biaisées.

La prise en compte des données incertaines a été abordée avec différentes méthodes dont la logique floue, les réseaux de neurones, ou la théorie des fonctions de croyances. Cette dernière propose une méthode qui permet de combiner l'estimation des probabilités faites par un expert avec celle obtenue grâce à des données.

Il est donc important de disposer de règles simplificatrices pour rendre cette étape plus facile.

3. Quelques règles à suivre

Ces règles sont exposées dans la thèse de F. CORSET [COR 03] et données ci-dessous :

Règle 1 : Demander aux experts les probabilités marginales de toutes les variables.

Considérant que les probabilités marginales étaient les plus faciles à évaluer, ces probabilités sont demandées même pour les variables intermédiaires. Or, dans la procédure classique seules les probabilités marginales des variables d'entrée sont demandées. Cet ajout de probabilités évaluées ne permet pas toutefois de calculer la probabilité jointe. En effet l'écriture de la loi jointe nécessite la connaissance de probabilités conditionnelles (sauf dans le cas où toutes les variables sont indépendantes). Les probabilités conditionnelles pour une variable binaire sont au nombre de 2^n , où n est le nombre de parents (dans le cas où tous les parents sont aussi des variables binaires). Il est impossible de donner ces probabilités quand le nombre de parents devient grand. En pratique, un nombre de parents supérieur à trois est déjà problématique.

Règle 2 : Demander uniquement les probabilités conditionnelles du 1^{er} ordre.

Par exemple, soit un réseau bayésien, avec trois nœuds parents A , B , C et un nœud fils D . Toutes les variables sont supposées discrètes et binaires. A , B , C sont indépendants, mais non conditionnellement indépendants sachant D . Pour faire de l'inférence sur ce modèle, on a besoin de $P(A)$, $P(B)$, $P(C)$ et $P(D/ABC)$, soit 3 probabilités marginales et 8 probabilités conditionnelles. La démarche consiste à demander aux experts les 4 probabilités marginales, à savoir $P(A)$, $P(B)$, $P(C)$ et $P(D)$, et les probabilités conditionnelles suivantes : $P(D/A)$, $P(D/\bar{A})$, $P(D/B)$, $P(D/\bar{B})$, $P(D/C)$, $P(D/\bar{C})$. Ces probabilités sont les plus faciles à donner par les experts. En demandant ces probabilités, on peut remarquer qu'il y a plusieurs redondances. Cette méthode va ainsi permettre de pointer les grandes incohérences qui peuvent exister dans les dires des experts. En effet, par sommation on obtient :

$$P(D) = \sum_A P(D/A)P(A) = \sum_B P(D/B)P(B) = \sum_C P(D/C)P(C) \quad (24)$$

En réalité, ces équations ne sont jamais strictement vérifiées. Le statisticien doit donc décider d'en éliminer. Pour l'exemple, il faut choisir d'éliminer 3 probabilités conditionnelles. En gardant en mémoire que les probabilités conditionnelles sachant un "non-événement" sont difficiles à conceptualiser pour un expert, le statisticien éliminerait donc $P(D/\bar{A})$, $P(D/\bar{B})$ et $P(D/\bar{C})$. Cependant, cette démarche ne doit pas constituer une règle absolue.

Règle 3 : Retenir toutes les probabilités provenant des bases de données.

En effet, il est considéré que le REX est beaucoup plus fiable que les avis d'experts F. CORSET, G. CELEUX, A. LANNOY le projet IS2 [CORC 02], ceci est encore plus vrai pour les probabilités conditionnelles. De plus, lorsqu'un REX existe, les avis d'experts sont en général, basés sur ce REX. Dans ce cas, la première étape calcule toutes les probabilités

provenant des bases de données du REX. Mais, seules quelques probabilités marginales peuvent être calculées de cette façon. En effet, lorsque le nombre de variables est important, il faut une grande quantité de données pour estimer les probabilités conditionnelles.

Règle 4 : **Favoriser les probabilités marginales données par les experts.**

En considérant que ces probabilités marginales sont faciles à évaluer, notamment par les non statisticiens, il reste à choisir une des probabilités conditionnelles par nœud parent. Par exemple le réseau bayésien avec 3 variables (fig.15).

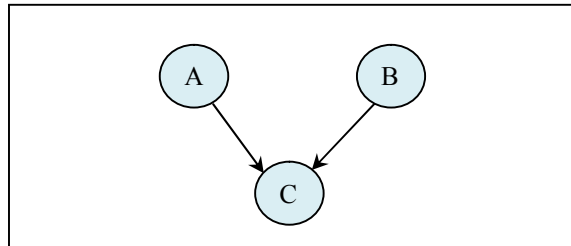


Fig.15. Un réseau bayésien avec 2 parents.

Une stratégie peut consister à demander en quelles probabilités l'expert a le plus confiance. Cela étant, la plupart du temps, le choix est très restreint. Pour s'en convaincre, soit le réseau bayésien précédent, avec A une variable à 3 modalités, l'expert ait donné comme probabilités celles figurant dans le tableau suivant :

Tab.5. Exemple de probabilités données par l'expert.

$P(C) = 0.25$	
$P(C/A = 0) = 0.05$	$P(A = 0) = 0.33$
$P(C/A = 1) = 0.25$	$P(A = 1) = 0.66$
$P(C/A = 2) = 0.30$	$P(A = 2) = 0.01$

D'après ce tableau, il est possible de calculer une valeur de la probabilité de C . Cette probabilité calculée est égale à :

$$P(C) = (0.05)(0.33) + (0.25)(0.66) + (0.30)(0.01) = 0.183$$

qui est différente de la valeur donnée par l'expert. Si, maintenant l'expert ait choisi de modifier la dernière probabilité conditionnelle. Alors, il est possible de recalculer cette probabilité :

$$P(C/A = 2) = \frac{0.25 - 0.05 + 0.33 - (0.25)(0.66)}{0.01} = 6.85$$

Cette anomalie est due au fait que l'expert change la probabilité conditionnelle qui a le poids le plus faible. Ici le poids correspond à la probabilité marginale du nœud parent. De plus, la probabilité conditionnelle avec le plus fort poids $P(C/A = 1)$ avec un poids de $P(A = 1) = 0.66$ est égale à la probabilité marginale et l'autre probabilité conditionnelle $P(C/A = 0)$ avec un poids important $P(A = 0) = 0.33$ est assez faible. Ainsi, pour compenser la différence entre les 2 probabilités marginales (entre 0.183 et 0.25), la probabilité conditionnelle est fortement augmentée et dépasse le seuil de 1.

Règle 5 : **Changer les probabilités conditionnelles qui ont le plus de poids, si celles-ci sont très différentes de la probabilité marginale.**

L'application de cette règle dans l'exemple précédent, donne :

$$P(C/A=1) = \frac{0.25 - (0.05)(0.33) - (0.30)(0.01)}{0.66} = 0.3492$$

qui remplace l'ancienne valeur de 0.25. Il est à noter que l'ordre des 3 probabilités conditionnelles n'est plus respecté. Ce point peut paraître gênant, car si l'on avait changé la première probabilité conditionnelle $P(C/A=0)$, on aurait trouvé :

$$P(C/A=0) = \frac{0.25 - (0.25)(0.66) - (0.30)(0.01)}{0.33} = 0.2485$$

ce qui élimine l'utilisation d'un facteur multiplicatif, nécessaire dans certaines situations, entre les probabilités conditionnelles. C'est pour cette raison que l'on préférera la première solution.

Aussi, si l'expert donne les probabilités comme indiqué dans le tableau suivant.

Tab.6. Un autre exemple de probabilités données par l'expert.

$P(C) = 0.05$	
$P(C/A=0) = 0.01$	$P(A=0) = 0.33$
$P(C/A=1) = 0.03$	$P(A=1) = 0.66$
$P(C/A=2) = 0.05$	$P(A=2) = 0.01$
$P(C/B=0) = 0.10$	$P(B=0) = 0.10$
$P(C/B=1) = 0.03$	$P(B=1) = 0.90$

La probabilité marginale peut être vue comme une combinaison convexe des probabilités conditionnelles, où les poids sont les probabilités marginales des nœuds parents. Ainsi, dans la quatrième ligne du tableau tab.6, la probabilité conditionnelle est égale à la probabilité marginale, $P(C/A=2) = P(C)$. De plus, les 2 autres probabilités conditionnelles $P(C/A=0)$ et $P(C/A=1)$ sont strictement inférieures à la probabilité marginale. Ainsi, le poids de la probabilité conditionnelle $P(C/A=2)$, à savoir $P(A=2)$ doit être égale à 1. Dans ce cas particulier, il est proposé de changer la probabilité marginale de C , qui plus est, et sera proche de la probabilité donnée. On calcule alors $P(C)$ via les 2 nœuds parents :

$$\begin{aligned} P^A(C) &= 0.029 \\ P^B(C) &= 0.037 \end{aligned}$$

La première probabilité n'est pas une combinaison convexe des probabilités conditionnelles de C sachant B . Ainsi, la deuxième probabilité calculée est préférée, et sont appliquées les mêmes règles que précédemment afin de changer une des probabilités conditionnelles de C sachant A .

La méthodologie peut être résumée de la manière suivante :

- garder toutes les probabilités provenant des bases de données de REX,
- informer et préparer les experts à l'étude envisagée,
- avoir la plus grande confiance pour les probabilités marginales plutôt que les probabilités conditionnelles, ces dernières étant plus difficiles à donner,

- vérifier si la probabilité marginale calculée est égale à la probabilité donnée et plus précisément vérifier si la probabilité marginale donnée est une combinaison convexe des probabilités conditionnelles,
- garder l'ordre des probabilités conditionnelles en changeant un minimum de probabilité comme dans l'exemple précédent
- et enfin, proposer les solutions aux experts, pour mener une discussion ouverte dans le but final de valider le modèle.

Remarque : tout cela peut s'avérer insuffisant pour connaître la probabilité jointe. D'autres démarches sont alors à envisager, par exemple utiliser des modèles log-linéaires non saturés qui ont fait l'objet de plusieurs publications GOODMAN [GOO 70], BISHOP ET AL [BIS 75], R. CHRISTENSEN [CHR 99], que nous ne pouvons pas développer dans nos travaux actuels mais seront préconisés dans nos perspectives, un schéma du joint 1 est donné en annexes (Annexe01).

4. Exemple d'application

Le système choisi est le joint 1 d'une pompe primaire 900MW. Sa fonction principale est d'assurer l'étanchéité entre la pompe et le reste du système. La pompe primaire possède trois joints successifs. Le joint 1 est le premier et est donc celui qui subit le plus de pression et est essentiel à la survie du système.

Les variables d'entrée sont

Tab.7. Les variables d'entrée

Variables d'entrée		
Variable	Caractéristiques	Nombre de Modalités
X1 = Ad	âge de la douille	<1 an ; entre 1 et 6 ans ; > 6 ans
X2 = Ag	âge de la glace	<1 an ; entre 1 et 6 ans ; > 6 ans
X3 = Ab	âge de la bague	<1 an ; entre 1 et 3 ans
X4 = PI2	valeur du débit au démarrage à 25 bars sur la période de montage du joint	Faible ; Elevée
X5 = PI3	présence d'impuretés dans le circuit RCV sur la période de montage du joint	Oui ; Non
X6 = PI4	vibration et déplacement d'arbre sur la période de montage du joint	Oui ; Non
X7 = PI6	température de palier, nombre d'excursion autour du niveau moyen avec une amplitude > 10 degrés sur la période de montage du joint	Faible ; Importante
X8 = DI	débites inverses du joint 1 en arrêt de tranche	Oui ; Non
X9 = DJ	démontage des joints pendant l'arrêt de tranche précédent le cycle en cour	Oui ; Non

Les variables intermédiaires sont

Tab.8. Les variables intermédiaires

Variables intermédiaires		
Variable	Caractéristiques	Nombre de Modalités
X10 = M1'	éclate, fissures des faces actives des glaces	oui, non
X11 = M1''	traces des frottements sur les faces actives des glaces	oui, non
X12 = M2	modification des profils des glaces par usure	oui, non
X13 = M3	dégradation de la douille logement par usure et/ou rayures	oui, non
X14 = M4	dégradation de l'étanchéité secondaire de la bague de glissement par extrusion	oui, non
X15=M5	mauvais positionnement des glaces par rapport à leurs supports en fonctionnement par impuretés ou défauts de surface	oui, non
X16=M6	coulissement difficile de la bague	oui, non
X17=O1	niveau moyen du débit de fuite	faible, moyen, élevé
X18=O5	sensibilité anormale du joint a la mise en pression du circuit primaire	oui, non
X19=O2	allure du débit de fuite au cours des différents cycles de montage du joint	stable, non stable
X20=O2 ''	régularité du débit de fuite	Monotone décroissante, monotone croissante, irrégulière
X21=O2'	plage de variation du débit de fuit	faible, élevée

La variable de sortie ou variable d'intérêt est :

Tab.9. La variable de sortie

Variables de sortie		
Variable	Caractéristiques	Nombre de Modalités
X22=E	état	sain, dégrade, défaillant

Ce model comporte donc 9 nœuds racines (nœuds d'entrée), 12 nœuds intermédiaires et 1 nœud terminal (variable de sortie), soit un totale de 22 variable. Toutes les variables sont discrètes, 17 étant binaires, les 5 autres ayant trois modalités.

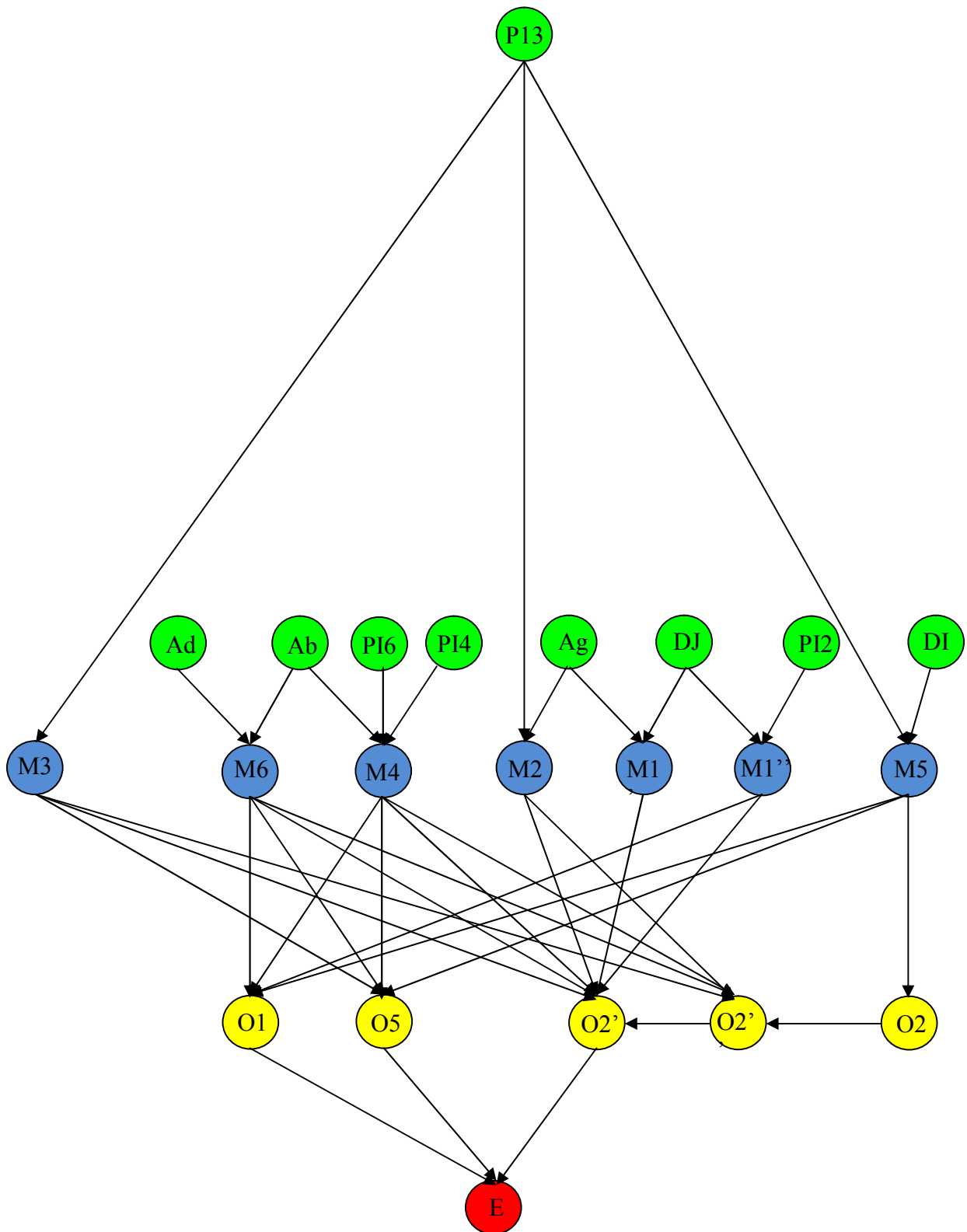


Fig.16. Réseau bayésien du processus de dégradation du joint 1 d'une pompe primaire 900MW d'une station nucléaire.

5. Limites des réseaux bayésiens

5. 1. Les avantages des réseaux bayésiens

Le raisonnement et l'apprentissage bayésien offre plusieurs avantages LOUNIS [LOU 06]; WITTEN et FRANK [WIT 05] ; MITCHELL [MIT 97].

La représentation graphique d'un réseau bayésien est explicite, intuitive et compréhensible par un non-spécialiste, ce qui facilite à la fois la validation du modèle, ses évolutions éventuelles et surtout son utilisation.

La possibilité de rassembler et de fusionner des connaissances de diverses natures dans un même modèle : retour d'expérience (données historiques ou empiriques), expertise (exprimée sous forme de règles logiques, d'équations, de statistiques ou de probabilités subjectives), observations.

Un réseau bayésien est polyvalent : on peut se servir du même modèle pour évaluer, prévoir, diagnostiquer, ou optimiser des décisions, ce qui contribue à « rentabiliser » l'effort de construction du réseau bayésien.

Il existe aujourd'hui de nombreux logiciels pour saisir et traiter des réseaux bayésiens. Ces outils présentent des fonctionnalités plus ou moins évoluées : apprentissage des probabilités, apprentissage de la structure du réseau bayésien, possibilité d'intégrer des variables continues, des variables d'utilité et de décision, ... etc. NETICA est un logiciel téléchargeable gratuitement dans <http://www.norsys.com/download.html>

Les réseaux bayésiens ont des avantages supplémentaires qui sont liés à leurs représentations PEARL et RUSSELL [PEA 00] : leurs représentations permettent le raisonnement de façon bidirectionnelle (i.e. en suivant les relations de dépendances entre variables dans les deux directions).

5. 2. Les inconvénients des réseaux bayésiens

Le raisonnement et l'apprentissage bayésien est associé à certains désavantages MITCHELL [MIT 97] :

Dans la mesure où elle s'est surtout développée dans le cadre des systèmes experts, la technique des réseaux bayésiens n'a pas immédiatement intégré l'ensemble de la problématique de l'apprentissage, comme cela avait été le cas des réseaux neuronaux. L'apprentissage avec les réseaux bayésiens ignore le problème de la capacité de généralisation d'un modèle, et des précautions que cela implique au moment de la construction du modèle. La prise en compte de ce problème, peut s'effectuer par le choix du critère de recherche ou de distance des distributions de probabilité.

La généralité du formalisme des réseaux bayésiens aussi bien en termes de représentation que d'utilisation les rend difficiles à manipuler à partir d'une certaine taille. La complexité des réseaux bayésiens ne se traduit pas seulement en termes de compréhension par les utilisateurs. Les problèmes sous-jacents sont pratiquement tous de complexité non polynomiale, et conduisent à développer des algorithmes approchés, dont le comportement n'est pas garanti pour des problèmes de grande taille.

Du point de vue des applications, les avantages et inconvénients des réseaux bayésiens par rapport à quelques-unes des techniques concurrentes peuvent se résumer sur le tableau ci-dessous qui représente l'avantages comparatifs des réseaux bayésiens P.NAÏM, P.H. WUILLEMIN, PH. LERAY, O. POURRET ET A. BECKER [NAÏ 04].

Les avantages et inconvénients sont regroupés, selon trois rubriques : l'acquisition, la représentation et l'utilisation des connaissances.

La représentation adoptée est la suivante :

- à chaque ligne correspond une caractéristique, qui peut être un avantage, ou la prise en compte d'un problème spécifique,

- si la technique considérée permet de prendre en compte ce problème, ou présente cet avantage, un signe + est placé dans la case correspondante,
- un signe * est placé dans la case de la meilleure technique du point de vue de la caractéristique considérée.

Tab.10. Comparaison des méthodes d'analyse.

<i>Connaissances</i>	<i>Analyse de données</i>	<i>Réseaux neuronaux</i>	<i>Arbres de décision</i>	<i>Systèmes experts</i>	<i>Réseaux Bayésiens</i>
ACQUISITION					
<i>Expertise seulement</i>				*	
<i>Données seulement</i>	+	*	+		+
<i>Mixte</i>	+	+	+		*
<i>Incrémental</i>		+			*
<i>Généralisation</i>	+	*	+		+
<i>Données incomplètes</i> <i>O. FRANÇOIS et P. LERAY [FRA 04].</i>		+			*
REPRÉSENTATION					
<i>Incertitude</i>				+	*
<i>Lisibilité</i>	+		+	+	*
<i>Facilité</i>		+	*		
<i>Homogénéité</i>					*
UTILISATION					
<i>Requêtes élaborées</i>	+			+	*
<i>Utilité économique</i>	+	+			*
<i>Performance</i>	+	*			

The page features a decorative graphic consisting of three blue circles of varying sizes, each with a darker blue center and a lighter blue outer ring. These circles are arranged in a descending diagonal line from the top right towards the bottom right. Two thin, light blue lines intersect at the top left and extend diagonally across the page, framing the circles.

Ch.IV

Application industrielle

Dans ce chapitre est présentée une application sur le circuit de direction d'un camion de chantier Caterpillar 773D.

1. Descriptif fonctionnel du système

L'approche bayésienne recherchée et à mettre en œuvre dans l'analyse pathologique d'un système mécanique est illustrée par l'application des connaissances acquises dans ce domaine en étudiant la commande de direction d'un camion de chantier Caterpillar 773D.



Fig. 17. Camion de chantier Caterpillar 773D.

Ce type de camion est équipé d'un moteur 3412E (HEUI) à injection directe qui incorpore des injecteurs pompe actionnés hydrauliquement et contrôlés électroniquement par un module électronique ECM. Les camions 773D et 775D ont une boîte de vitesses à sept rapports et sont conçus à l'origine pour avoir une souplesse dans ces opérations.

Les spécifications de base du camion 773D sont inscrites dans le tableau suivant :

Tab.11. Spécifications de base de la machine.

Camion 773D	
Poids approximative	40224 kg (88678.63 lb)
Longueur	9690 mm (31 ft 10 in)
Largeur	5076 mm (16 ft 7 in)
Hauteur	4384 mm (14 ft 5 in)
Capacité de charge approximative	60000 kg (132277.2 lb)

L'analyse fonctionnelle du camion a montré que le circuit de direction présentait une criticité importante d'où le choix de procéder à un examen plus approfondi de ce système.

Le schéma de la figure suivante montre le fonctionnement de la direction du camion 773D.

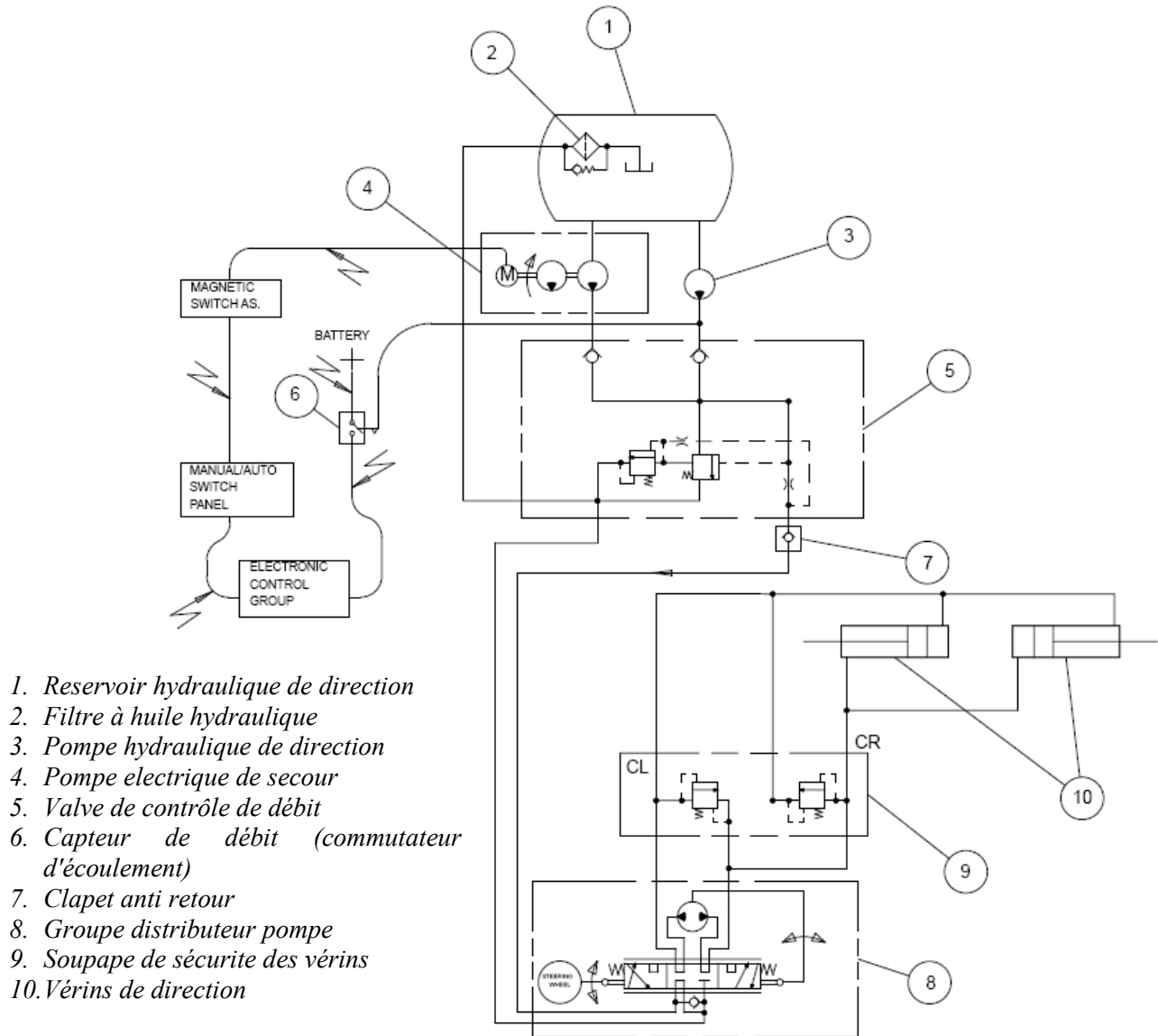


Fig.18. Schéma de la direction du camion de chantier Caterpillar 773D.

2. Description fonctionnelle de circuit de direction

La commande de direction est typiquement hydraulique. Il n'y a aucun raccordement mécanique entre le volant et les vérins de direction qui oriente les roues avant pour faire tourner la machine. Le réservoir hydraulique de direction est l'élément de stockage d'huile. Il alimente tout le circuit de direction.

La pompe aspire l'huile du réservoir et envoie cette huile à la valve de contrôle de débit, la valve de contrôle de débit règle le débit d'huile, seule la quantité nécessaire passe vers le HMU, le reste retourne au réservoir à travers le filtre.

Une fois l'huile est arrivée à l'unité HMU et si on ne fait pas tourner le volant de direction dans aucun sens l'huile retourne dans la valve de contrôle de débit vers le réservoir passant par le filtre.

Dans le cas où on tourne le volant dans un sens, antihoraire par exemple, pour faire tourner le camion dans ce cas vers la gauche, l'huile dans le HMU coule dans l'extrémité principale (côté piston) du vérin droit et dans l'extrémité de la tige (côté tige) du vérin gauche ce qui fait tourner les roues avant du camion en procédant à un virage à gauche. L'huile de l'extrémité de la tige du vérin droit et de l'extrémité principale du vérin gauche passe à l'arrière du HMU pour couler de nouveau dans la valve de contrôle de débit et passe par le filtre d'huile pour finir dans le réservoir hydraulique.

Le débit d'écoulement d'huile du HMU est proportionnel à la vitesse à laquelle le volant de direction est tourné. Les roues avant tournent à la même allure (rapide ou lente) imposée au volant.

L'huile bloquée dans les vérins et dans les lignes entre les vérins et le HMU, empêche le changement de la direction des roues si le volant est immobilisé.

La pression maximale de la pompe est limitée à 15100 kPa (151 bar) par la soupape de sécurité dans la valve de contrôle de débit Or, au cas où une roue venait à heurter un grand objet immobile, lors du déplacement du véhicule, la pression d'huile augmente dans l'extrémité de chaque vérin et dans les lignes d'huile reliées à ces extrémités. Si la pression d'huile continue à augmenter et atteint approximativement les 18 270 kPa (182,70 bar), la soupape de sécurité des cylindres s'ouvre et l'huile s'écoule alors entre les extrémités principales des vérins et les extrémités de la tige des cylindres.

Si l'écoulement n'est plus assuré normalement par la pompe de direction ou le moteur thermique ne fonctionne pas correctement, la pompe supplémentaire fournit de l'huile pour permettre l'orientation des roues avant.

La pompe supplémentaire de direction fonctionne selon la position du commutateur électrique du panneau de commande (manuel/automatique).

Si le moteur s'arrête tandis que la machine se déplace, le commutateur d'écoulement active le module de commande électronique. Le module de commande électronique met en marche le relais magnétique, qui met en marche le moteur électrique supplémentaire qui à son tour actionne la pompe supplémentaire.

La position "manuelle" du commutateur de panneau de commande "manuel/automatique" est sélectionnée uniquement quand la machine est remorquée (tirée). Ce commutateur active la pompe supplémentaire.

Les dysfonctionnements dans le circuit hydraulique de direction peuvent avoir pour origine un ou plusieurs des articles suivants :

- Ligne d'huile cassée ou une fuite dans une conduite ou dans le raccordement d'huile.
- Anomalie dans la pompe hydraulique.

- Mauvais réglage de la pression de la soupape de sécurité dans la soupape de contrôle d'écoulement.
- HMU (Hand Metering Unit) usé.
- Mauvais réglage de la pression ou fuite d'huile de la soupape de sécurité pour les cylindres.
- La bobine de la valve dans le HMU ne se décale pas correctement.
- Etat d'un vérin (ou des deux vérins) dégradé.

Il est essentiel de préciser que les étapes qui suivent ont été réalisées en complète collaboration des spécialistes de Caterpillar (Département services après vente Caterpillar - Bergerat Monnoyeur Algérie). Effectivement, ce travail nécessitait une parfaite connaissance de l'équipement. Le groupe de travail ainsi constitué devait être en mesure de qualifier et de quantifier les anomalies probables de cet équipement.

3. Investigation des défaillances et leurs causes du système

Cette étape doit s'appuyer, à travers les avis d'experts, sur les diagrammes de défaillances du système étudié.

Ainsi, en passant en revue la documentation technique et historique de l'équipement et se fiant à l'expérience de chaque spécialiste du groupe une liste non exhaustive des défaillances a été formulée. La synthèse de ce travail est donnée dans le tableau suivant :

Tab.12. Tableau des anomalies et causes probables

Anomalies	Causes probables
La pompe fait du bruit et les tiges des cylindres ne peuvent pas se déplacer lentement.	<ul style="list-style-type: none"> • Présence d'air dans le circuit hydraulique de direction. • Pompe usée. • Raccordement de la ligne d'huile desserré du côté d'admission de la pompe. • Ouverture à basse pression d'huile de la soupape de sécurité dans la valve de commande de débit. • Niveau d'huile bas dans le réservoir hydraulique. • Viscosité d'huile hydraulique mauvaise.
Trop de forces nécessaires pour faire tourner le volant de direction.	<ul style="list-style-type: none"> • Soupape de sécurité dans la valve de contrôle de débit reste ouverte. • Niveau d'huile bas dans le réservoir hydraulique. • Pression de pompe basse, pompe usée. • Couvercle de l'extrémité du HMU (Hand Metering Unit) trop serré. • Composants de la colonne de direction interfèrent avec l'axe. • HMU fonctionne incorrectement. • Cylindre fonctionne incorrectement. • Restriction dans la tringlerie de direction. • Fonctionnement de la valve de contrôle de débit incorrect. • Fonctionnement de la soupape de sécurité des vérins incorrect. • Huile froide.

Le volant ne fait pas tourner le camion.	<ul style="list-style-type: none"> • Niveau d'huile bas dans le réservoir hydraulique. • Présence d'air dans le système. • Fonctionnement de la pompe incorrect. • Saleté dans le système. • Fonctionnement du HMU incorrect ou manque d'huile. • Pièces usées dans les cylindres. • Restriction dans la tringlerie de direction. • Fonctionnement de la valve de commande de débit incorrect. • Fonctionnement de la soupape de sécurité pour les cylindres incorrect. • Axe de la colonne de direction désengagé du HMU.
Le camion s'oriente tout seul sans ordre.	<ul style="list-style-type: none"> • Présence d'air dans le circuit hydraulique de direction. • Tringlerie de direction usée. • Piston de vérin usé ou desserré.
Le camion tourne trop lentement dans les deux directions.	<ul style="list-style-type: none"> • Écoulement insuffisant d'huile de la pompe. • Fonctionnement du HMU incorrect. • Fonctionnement de la valve de contrôle d'écoulement incorrect. • Fonctionnement de la soupape de sécurité des cylindres incorrect. • Fuites dans les joints des cylindres. • Décalage de la bobine de valve seulement pour permettre l'écoulement partiel.
Le camion tourne trop lentement dans une direction.	<ul style="list-style-type: none"> • Fonctionnement de la soupape de sécurité des cylindres incorrect. • Restriction dans le HMU. • Fuites dans les joints des cylindres. • Bobine de la valve dans HMU ne peut pas se décaler en raison d'une restriction.
Le volant ne revient pas correctement à la position centrale.	<ul style="list-style-type: none"> • Couvercle du HMU trop serré. • Composants de la colonne de direction interfèrent avec l'axe. • Restriction entre la bobine de la valve et le manche dans le HMU. • Ressorts centrant le HMU endommagés ou cassés.
La température d'huile est trop chaude.	<ul style="list-style-type: none"> • Viscosité d'huile mauvaise. • Huile mélangée avec de l'air. • Soupape de sécurité dans la valve de contrôle d'écoulement ne s'ouvre pas ou elle est serrée trop bas. • Restriction dans la ligne de circuit.
La pression d'huile est basse.	<ul style="list-style-type: none"> • Pompe usée. • Fuites ou composants endommagés dans la ligne du circuit hydraulique de direction. • Soupape de sécurité dans les soupapes de contrôle de débit est serrée trop basse.

Le volant tourne tout seul sans conducteur qui le tourne.	<ul style="list-style-type: none"> • Saleté dans le circuit de la valve du HMU. • Le dispositif de centration du HMU est cassé ou endommagées. • Problème lié à l'U-Joint dans la colonne de direction.
La direction est molle et spongieuse.	<ul style="list-style-type: none"> • Présence d'air dans le circuit hydraulique de direction. • Niveau bas d'huile dans le réservoir hydraulique.

La reconnaissance des anomalies du système et leurs causes citées précédemment a permis par la suite d'identifier l'ensemble des variables à retenir pour la construction du réseau.

4. Construction du réseau

4. 1. Règles préliminaires

Après la caractérisation des défaillances et lors de la conception du réseau bayésien, il était indispensable de respecter quelques règles telles que:

- L'identification des variables en procédant à une analyse fonctionnelle du système et/ou se référant aux avis d'experts, même dans le cas où il existe des données de retour d'expérience.
- La définition des dépendances (relations) entre variables et également afin d'assurer la lisibilité du modèle et pour se prémunir de la présence de grandes tables de probabilités, il convient de se limiter à un nombre de relations raisonnable. Par exemple il est possible de considérer quatre variables amont pour chaque variable.
- La structure du réseau bayésien ne doit pas comporter de boucles. Typiquement, un événement ne peut pas être à la fois la cause et la conséquence d'un autre événement. Il faut donc vérifier à chaque fois qu'un lien entre deux variables est identifié.
- Pour la simplicité du modèle, il est recommandé de ne pas introduire de chemins comportant un très grand nombre de nœuds intermédiaires, c'est-à-dire réduire le nombre de niveaux.
- Outre les variables et les relations entre les variables, le réseau bayésien doit contenir une description quantitative des variables exprimée par des probabilités.
- En raison de l'acyclicité du réseau bayésien, certaines variables n'ont pas de variables amont. On introduit la probabilité de chaque modalité des variables sommets, en interrogeant les experts, ou en se référant à une base de données.
- La dépendance d'une variable intermédiaire en fonction de ses variables amont peut s'exprimer par une équation numérique ou logique qui est ensuite traduite en probabilités conditionnelles.

4. 2. Architecture du réseau

Durant la phase d'initiation et d'apprentissage des réseaux de Bayes, seuls les éléments du système étudié et leurs états, et la probabilité que le système fonctionne correctement ou non ont été considérés.

Tab.13. Variables d'entrée de la configuration du réseau

Variables d'entrée : Eléments du système		
Types de variables	Nombre de modalités	Nature des modalités (état)
Etat de la pompe de direction	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat du moteur thermique	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Régime moteur	Trois modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Inferieur à la normale • Normal • Supérieur à la normale
Etat du moteur électrique	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat du commutateur d'écoulement	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat d'alimentation électrique	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat du relai	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat du groupe de contrôle	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat du Commutateur électrique (Man /auto)	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat de la pompe supplémentaire	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat de vérin de direction D	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat de vérin de direction G	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat de soupape de décharge de vérin D	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat de soupape de décharge de vérin G	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat de groupe pompe de dosage	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Etat de valve contrôle de débit	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Réservoir hydraulique	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Plein • Vide
Filtre hydraulique	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Propre • Sale

La deuxième série concerne les variables intermédiaires du 1^{er} type au nombre de 2.

Tab.14. Variables intermédiaire du 1^{er} type de la configuration du réseau

Variables intermédiaires du 1 ^{er} type : Eléments du système		
Types de variables	Nombre de modalités	Nature des modalités (état)
Pression sortie pompe supplémentaire	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Inférieur à la normale • Voisine à la normale • Supérieur à la normale
Pression pompe de direction	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Inférieur à la normale • Voisine à la normale • Supérieur à la normale

La troisième série concerne les variables intermédiaires du 2^{ème} type au nombre de 2

Tab.15. Variables intermédiaire du 2^{ème} type de la configuration du réseau

Variables intermédiaires du 2 ^{ème} type : Eléments du système		
Types de variables	Nombre de modalités	Nature des modalités (état)
Pompe supplémentaire	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Fonctionne • Ne fonctionne pas
Valve de contrôle de débit	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Groupe pompe de dosage	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais

La troisième série concerne les variables de sortie type au nombre de 2

Tab.16. Variables de sortie de la configuration du réseau

Variables intermédiaires de sortie : Eléments du système		
Types de variables	Nombre de modalités	Nature des modalités (état)
Vérin de direction G	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Fonctionne • Ne fonctionne pas
Vérin de direction D	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Fonctionne • Ne fonctionne pas

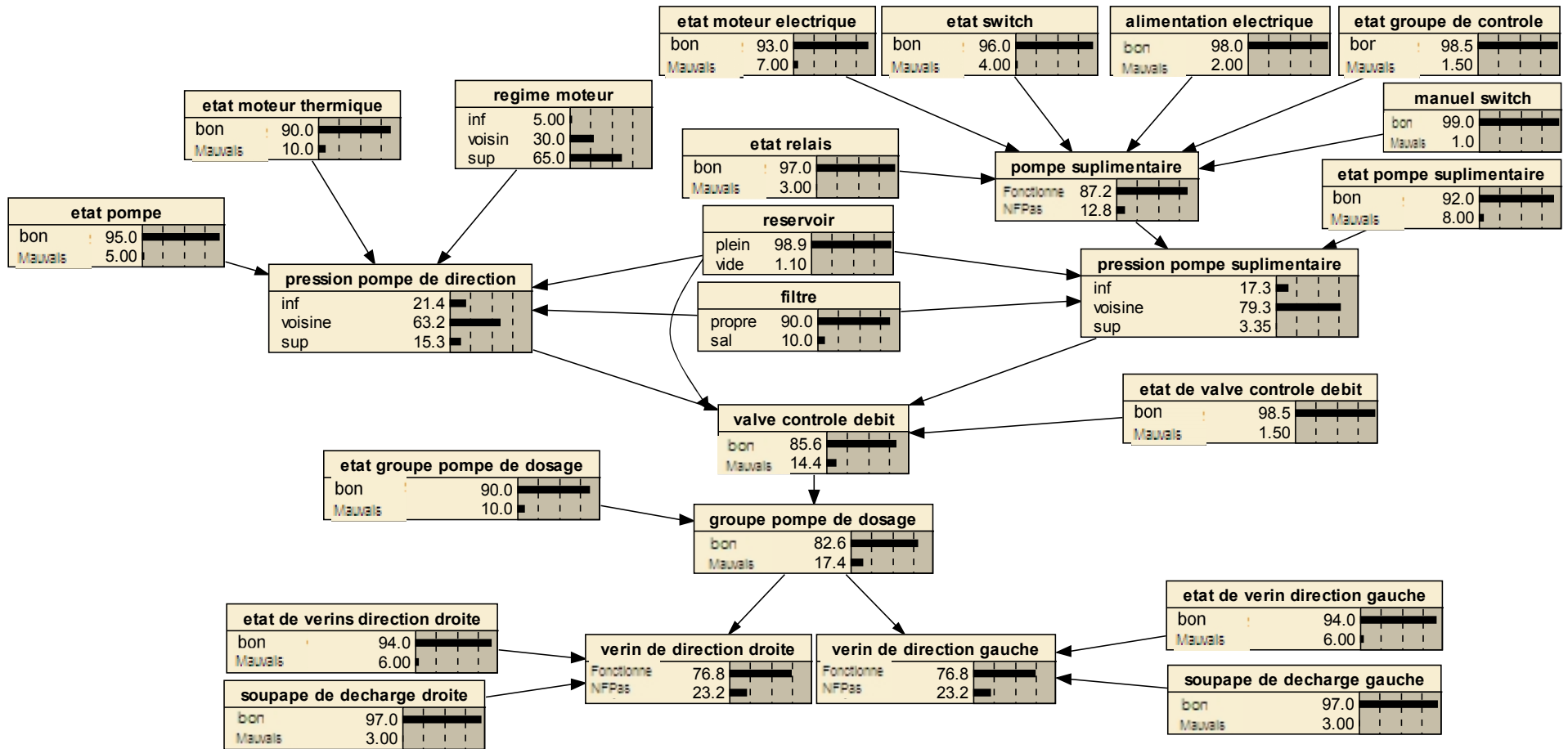


Fig.19. Première option du réseau bayésien.

Cette première ébauche d'architecture comportait 25 nœuds représentant les variables et 27 arcs. Comme il a été cité dans le chapitre III, le logiciel NETICA a été retenu pour la conception du réseau. Ce logiciel, permet la construction de réseau par une manipulation simple en procédant en trois étapes :

- Création des nœuds, leur nature et de leur espace d'état,
- Création des arcs,
- Obtention des tables de probabilités conditionnelles (CPT).

Malheureusement la version disponible (version démo) limite le nombre de nœuds à 15 seulement.

Pour surmonter cette difficulté, il était donc nécessaire de réduire le nombre de nœuds du réseau en regroupant plusieurs variables dans un seul nœud. Cet artifice indispensable a permis de parvenir à une configuration constituait de 15 nœuds avec des variantes différentes selon les combinaisons possibles des variables. Les figures 20 et 21 montrent 2 variantes possibles d'application.

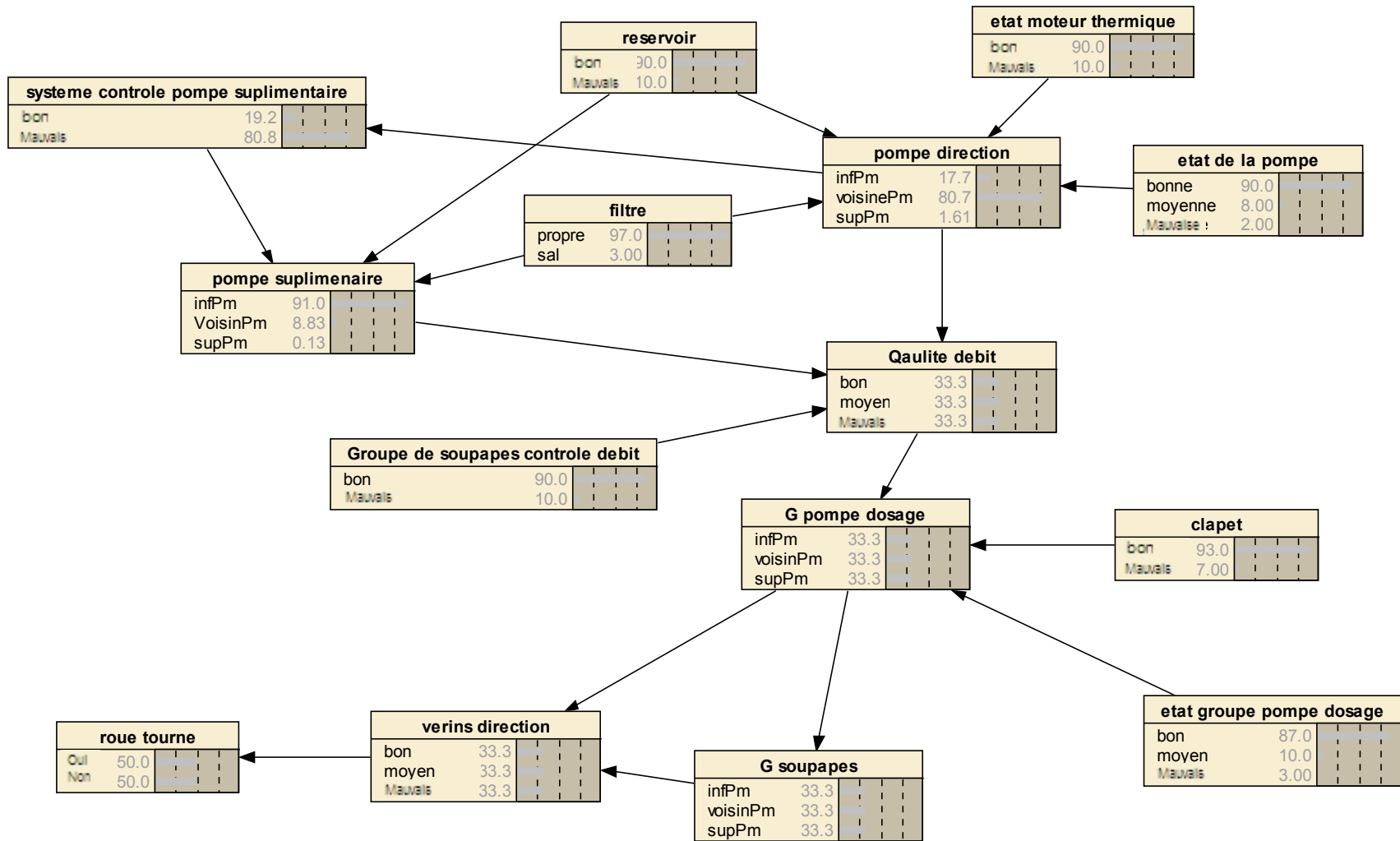


Fig.20. Première variante de la première configuration du réseau.

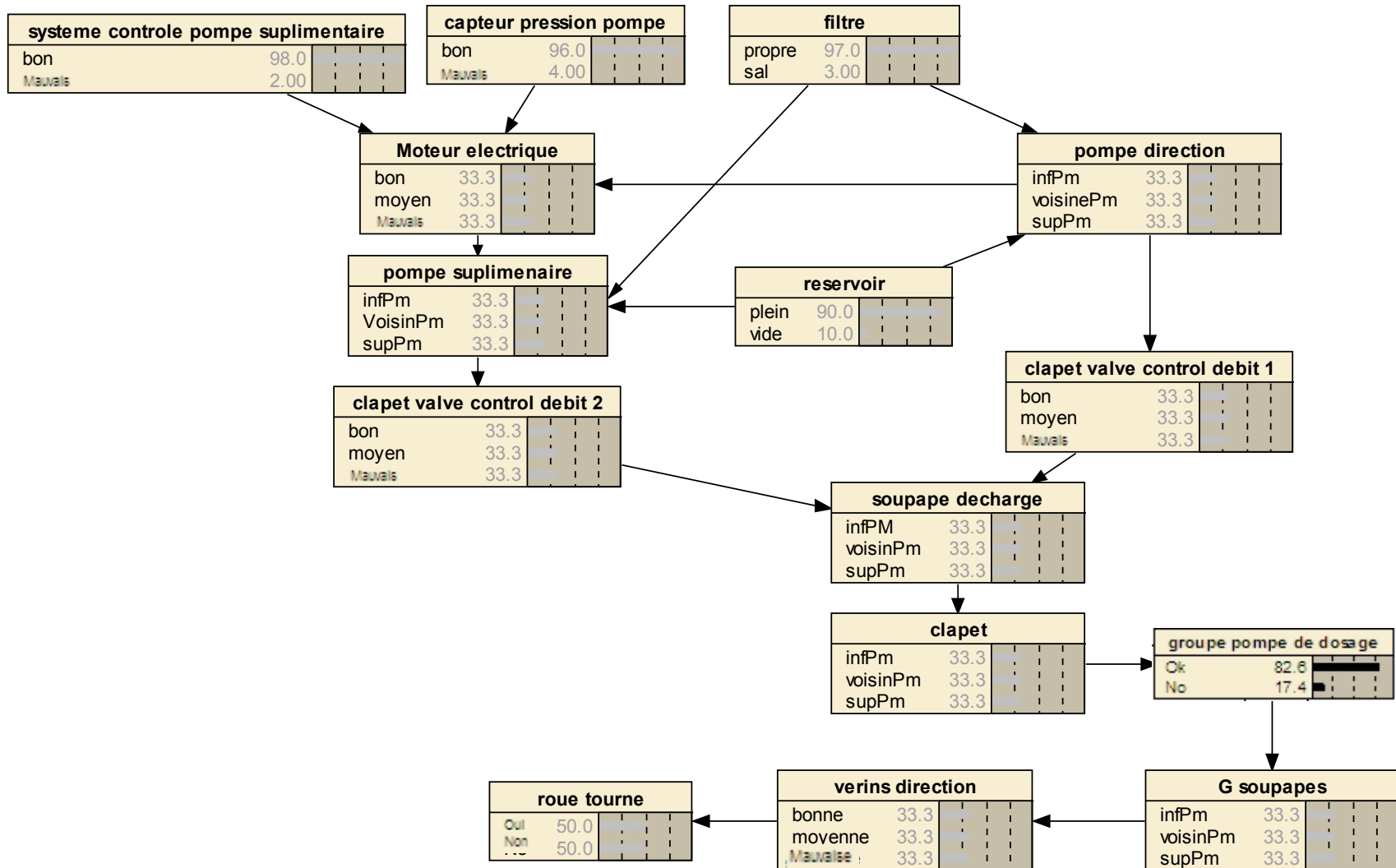


Fig.21. Deuxième variante de la première configuration du réseau.

Ces modèles sont certes plus simples, moins encombrants et lisibles mais présentent de grandes difficultés en termes de remplissage des tables de probabilités exigeant un temps important pour les renseigner.

4. 3. Optimisation du réseau

En plus de cela, cette configuration ne fait apparaître que l'état du système et n'apporte pas encore une aide à la décision.

Toutes ces raisons ont imposées de procéder autrement en utilisant une autre approche permettant la prise en compte de l'ensemble des variables en introduisant celles liées aux causes et criticité de chaque anomalie, les décisions et évidemment leurs dépendances.

A cet effet, il a été considéré un réseau à 5 niveaux de variables constitué de :

- variables d'entrée : les éléments du système pathologique,
- variables intermédiaires du 1^{er} type : les anomalies éventuelles s'y rattachant,
- variables intermédiaires du 2^{ème} type : les causes probables,
- variables intermédiaires du 3^{ème} type : la mesure de la criticité en fonction de la gravité et de la fréquence de l'anomalie,
- variables de sortie : décision à prendre.

La première série des variables, les variables d'entrée au nombre de 8, représente les **éléments** critiques constituant le système pathologique. Chacune de ces variables possède deux modalités, désignant l'état physique de chaque élément (tableau ci-dessous).

Tab.17. Variables d'entrée de la configuration du réseau

Variables d'entrée : Eléments du système		
Types de variables	Nombre de modalités	Nature des modalités (état)
Réservoir hydraulique	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Pompe hydraulique	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
HMU	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Valve contrôle de débit	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Soupape valve contrôle de débit	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Soupape de décharge des vérins	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Vérin gauche	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais
Vérin droit	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Bon • Mauvais

La deuxième série concerne les variables intermédiaires du 1^{er} type au nombre de 11, désignant les **anomalies** probables de chaque élément. Chaque variable décrit la manière comment se présente l'anomalie.

Tab.18. Variables intermédiaires du 1^{er} ordre de la configuration du réseau

Variables intermédiaires du 1 ^{er} type : Anomalies	
Types de variables	Désignation
La pompe fait du bruit et les tringles du cylindre ne peuvent pas se déplacer lentement	P1
Trop de force requise pour faire tourner le volant de direction	P2
Le camion ne tourne pas quand le volant de direction est faite tourner.	P3
Le camion divague ou se dirige sans ordre	P4
Le camion tourne trop lentement dans les deux directions	P5
Le camion tourne trop lentement dans une direction	P6
Le volant ne revient pas à la position centrale correctement.	P7
La température de l'huile est trop chaude	P8
La pression de l'huile est basse	P9
Le volant tourne tout seul sans conducteur qui le tourne.	P10
La direction est molle et spongieuse	P11

La troisième série concerne les variables intermédiaires du 2^{ème} type au nombre de 29, désignant les **causes** des anomalies.

Tab.19. Variables intermédiaires de 2^{ème} ordre de la configuration du réseau

Variables intermédiaires du 2 ^{ème} type : Causes	
Types de variables	Désignation
Présence d'air dans le circuit hydraulique de direction	C1
Fonctionnement de la pompe incorrect, Pompe usée	C2
Raccordement de la ligne d'huile desserré du côté d'admission de la pompe	C3
Ouverture à basse pression d'huile de la soupape de sécurité dans la valve de contrôle de débit	C4
Niveau d'huile trop bas dans le réservoir hydraulique	C5
Viscosité d'huile hydraulique mauvaise	C6
La soupape de décharge de la valve de contrôle de débit est ouverte	C7
Couvercle de l'extrémité du HMU (Hand Metering Unit) trop serré	C8
Composants de la colonne de direction interfèrent avec l'axe	C9
Fonctionnement incorrect du HMU ou manque d'huile	C10
Fonctionnement incorrect du cylindre	C11
Restriction dans la tringlerie de direction ou usure	C12
Fonctionnement incorrect de la valve de contrôle de débit	C13
Fonctionnement incorrect de la soupape de sécurité des vérins	C14
Huile trop froide	C15
Saleté dans le système et la valve du HMU	C16
Pièces usées dans les cylindres (vérins)	C17
Axe de la colonne de direction est désengagé du HMU	C18

Piston de vérin usé ou desserré	C19
Écoulement insuffisant d'huile de la pompe	C20
Fuites dans les joints des cylindres	C21
Décalage de la bobine de la valve insuffisant (seulement pour permettre l'écoulement partiel)	C22
Restriction dans le HMU	C23
Décalage impossible de la bobine de la valve dans HMU en raison d'une restriction	C24
Restriction entre la bobine de valve et le manche dans le HMU	C25
Ressorts centrant la HMU endommagés ou cassés	C26
Soupape de sécurité dans la valve de contrôle d'écoulement échoue ou elle est serrée trop bas	C27
Restriction dans la ligne de circuit	C28
Fuites ou composants endommagés dans la ligne du circuit hydraulique de direction	C29

La quatrième série concerne les variables intermédiaires du 3^{ème} type au nombre de 3, désignant la **criticité** des anomalies. Cette dernière influence l'ordre de priorité et le choix de la décision à prendre par la suite.

Tab.20. Variables intermédiaires de 3^{ème} ordre de la configuration du réseau

Variables intermédiaires du 3 ^{ème} type : Criticité		
Types de variables	Nombre de modalités	Nature des modalités
Criticité	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Critique • Non Critique
Gravite	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Grave • Non Grave
Fréquence d'apparition	Deux modalités	<ul style="list-style-type: none"> • Fréquente • Non Fréquente

Enfin, la dernière série, les variables de sortie au nombre de 16, représente la **décision** la plus appropriée à prendre. La décision est avant tout une **action** de maintenance à réaliser sur l'élément défaillant. Il peut s'agir d'une simple opération de nettoyage, ou une action plus complexe de changement de pièces. Ces actions peuvent donc être réalisées avec ou sans arrêt de la machine.

Tab.21. Variables de sortie

Variables de sortie : Décision	
Types de variables	Désignation
Purger le circuit	D1
Vérifier les pressions de la pompe et s'il faut faire descendre la pompe pour la changer ou la réparer	D2
Vérifier le couple spécifique de serrage	D3
Vérifier le tarage de la soupape et la changer s'il faut	D4

Remplir le réservoir d'huile	D5
Changer l'huile avec une huile Caterpillar	D6
Dégager l'axe	D7
Vérifier le HMU	D8
Vérifier l'état réel des vérins	D9
Régler la tringlerie de direction ou la changer	D10
Vérifier l'état réel de la valve	D11
Rechercher la fuite et la réparer	D12
Nettoyer le système	D13
Remettre l'axe a son emplacement	D14
Changer les ressorts	D15
Vérifier la ling de circuit	D16

Cette démarche a conduit à la mise en œuvre d'un réseau de 35 nœuds avec 70 arcs (fig.22).

Là également il fallait réduire le nombre de nœuds. La simplification de cette configuration s'est faite après plusieurs tentatives en optimisant le regroupement des variables.

La figure 23 montre l'architecture du réseau simplifié.

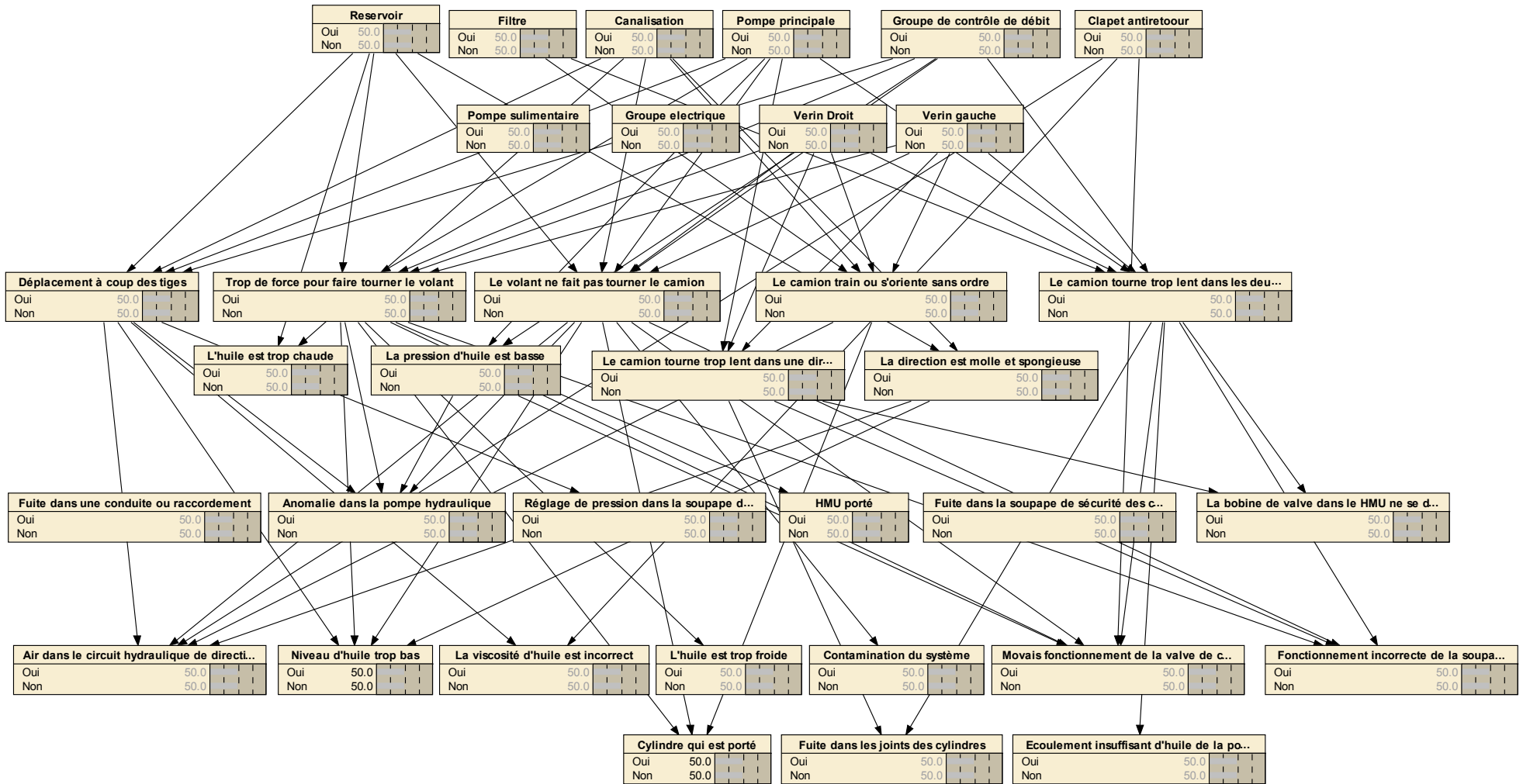


Fig.22. Deuxième option du réseau bayésien.

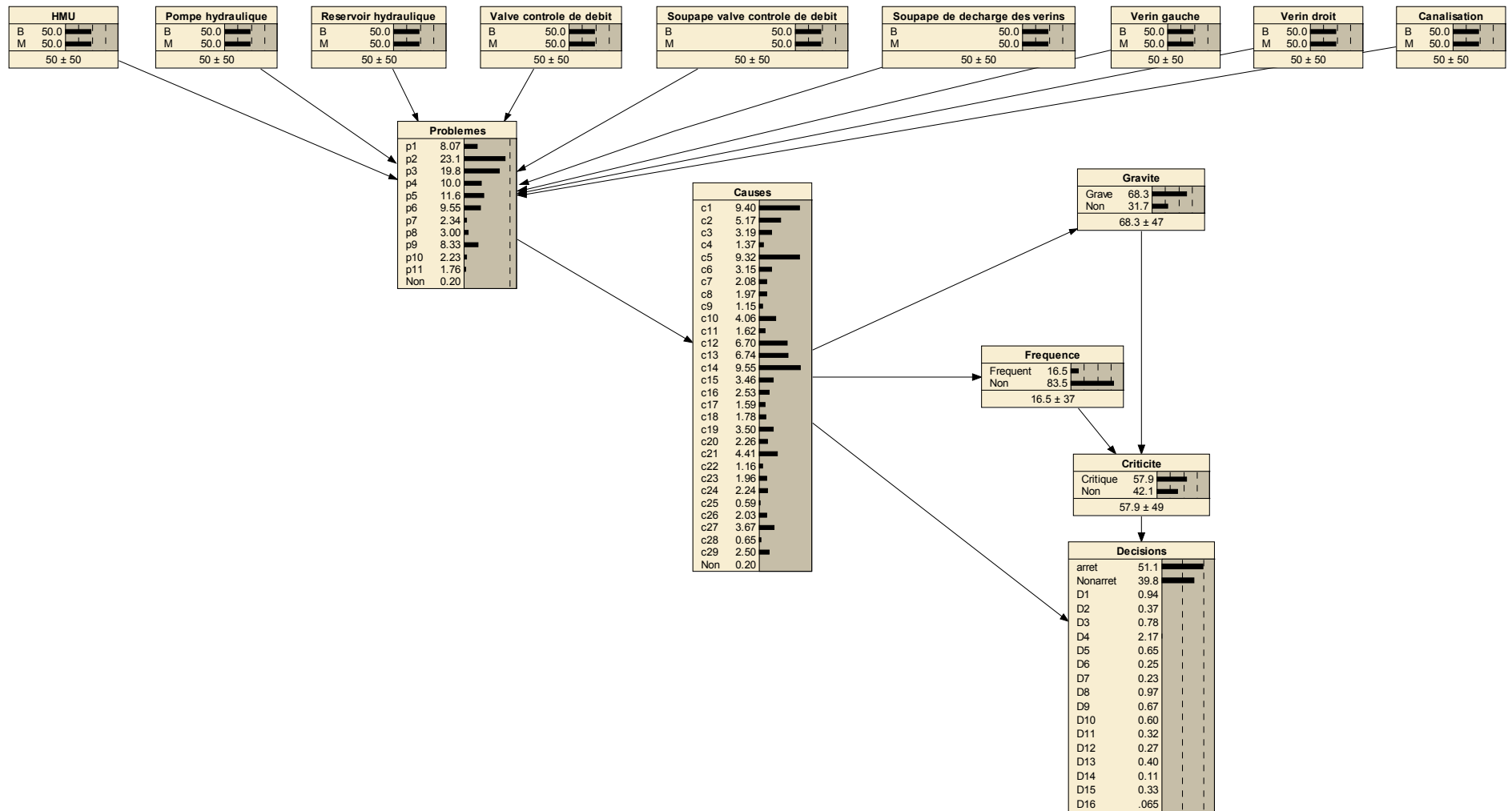


Fig.23. Architecture plus simple de la deuxième option du réseau.

Le graphe est composé de 15 nœuds, le nombre maximum de nœuds qu'autorise cette version de Netica, et de 16 arcs reliant les nœuds entre eux.

Après l'optimisation de l'architecture, il a été procédé à la réorganisation de celle-ci. C'est-à-dire, en respectant le concept du diagnostic, il a été préféré de mettre en avant les symptômes des défaillances possibles voir la figure 24.

5. Remplissage des CPT

L'étape de remplissage des tables de probabilité consistait à estimer les valeurs des variables. Cependant, si une valeur paraissait difficile à quantifier, il a été convenu de procéder par le truchement d'une échelle de valeurs appropriée en ce genre de situation, de la manière suivante :

Tab.22. Echelle de valeurs appropriée

Hypothèse	Valeur affectée
Quasi-impossible	0,05
Peu probable	0,25
Probable	0,5
Quasi-probable	0,75
Quasi-certain	0,95

La table de probabilités du nœud parent symptômes à 11 modalités est faciles à remplir et peuvent être renseignées tout simplement lors de l'exécution de l'application selon les symptômes qui visibles sur le système.

La table de probabilité du nœud état du système à 2 modalités avec 22 probabilités elle aussi simple à remplir.

La table de probabilités des causes probables est une table qui comporte avec 319 probabilités un peut compliquer a remplir.

Les tables éléments du système portent 2 modalités avec 58 probabilité chacune, elles sont moins facile à remplir.

Les tables de probabilités de la gravité et de la fréquence sont des tables à 512 probabilités et la table de criticité possède 8 probabilités.

Enfin, comme sur la configuration antérieure la table de décisions regroupe 1080 probabilités.

Les tables remplies sont données en annexe (annexes.1.)

Ci-dessous est montré un exemple de remplissage d'une table en l'occurrence celle de nœud d'entrée (*Fig.25*) et du nœud "causes" (*Tab.23*). Le reste des tables remplies sont données en annexe (annexes 2)

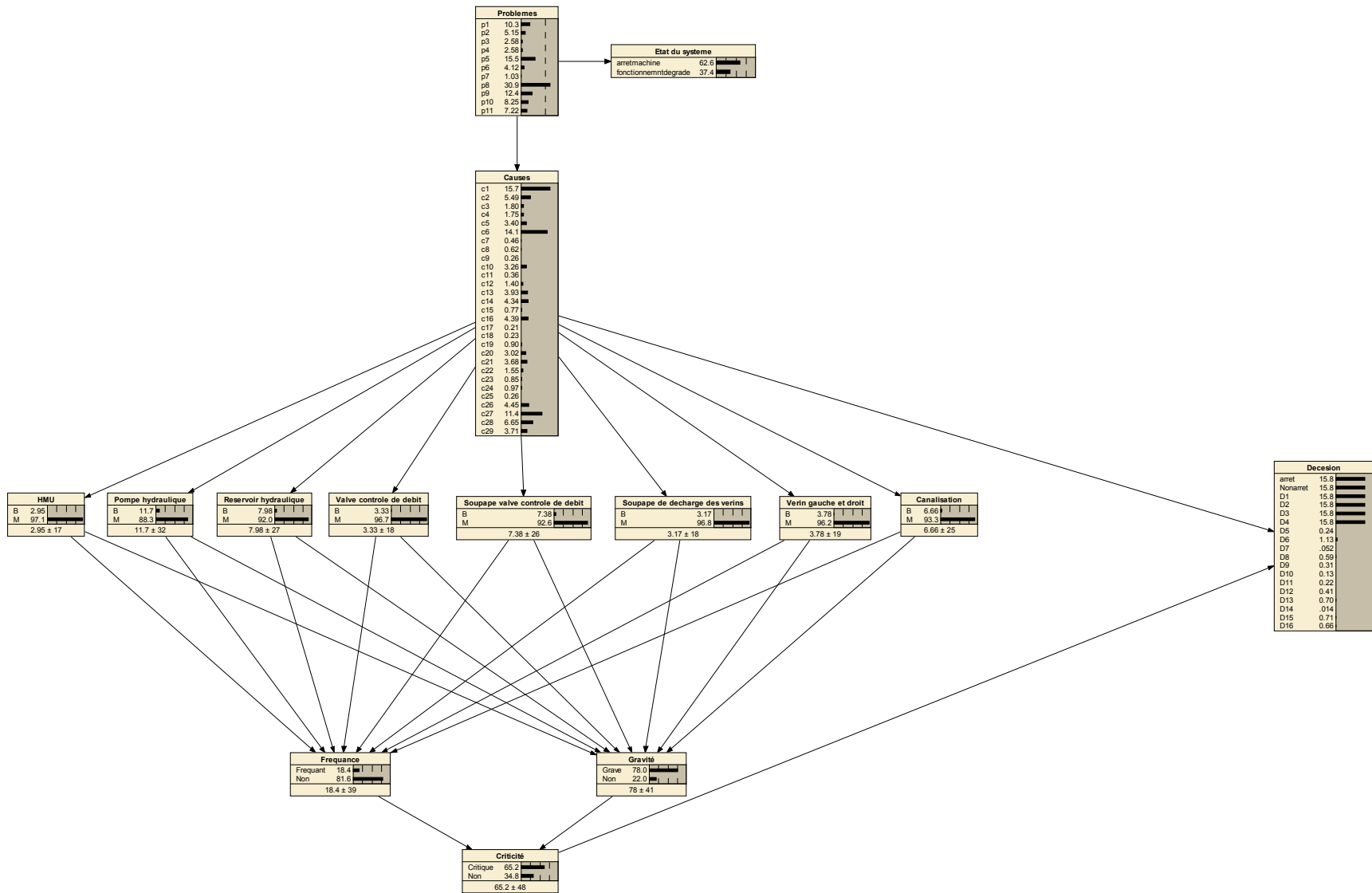


Fig.24. Architecture finale du réseau bayésien.

The screenshot displays the Netica software interface. At the top, the window title is "Netica - [Prob Table (in net Copie_de_application_finaleDDD)]". The menu bar includes "File", "Edit", "Table", "Window", and "Help". The toolbar contains various icons for file operations and editing. The main workspace shows a node named "Prob" selected. Below the node name, there are two dropdown menus: "Chance" and "% Probability". To the right, there are buttons for "Apply", "Okay", "Reset", and "Close".

The central part of the interface is a table of probabilities. The columns are labeled p1 through p11. The values are: p1=0, p2=0, p3=0, p4=0, p5=0, p6=50, p7=50, p8=0, p9=0, p10=0, p11=0. An arrow points to the table with the label "Table des probabilités".

A dialog box titled "Prob (node of Copie_de_application_finaleDDD)" is open in the foreground. It contains the following fields and controls:

- Name: Prob
- Title: Problemes
- Nature: Discrete
- State: p1
- Value: (empty)
- Description: (empty text area)
- Buttons: New, Delete, Okay, Apply, Reset, Close, Table, Help.

 An arrow points to the dialog box with the label "Boite de dialogue pour accéder à la table des probabilités".

The Windows taskbar at the bottom shows several open applications: "Boumendil 14-01-10", "Netica - [Prob Table...", "5. Etude de cas [Mo...", and "5. Etude decas [Mod...". The system tray on the right shows the date "19:57".

Fig.25. Exemple du remplissage d'une table de probabilité (nœud Problèmes)

Tab .23. Table des probabilités causes

Problèmes	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16
P1	22	9	15	17	19	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P2	0	7	0	0	20	0	9	5	5	7	7	7	9	9	15	0
P3	12	0	10	0	16	0	0	0	0	1,5	0	10,5	11,5	14,5	0	7
P4	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0
P5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18,5	0	0	20,5	14,5	0	0
P6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30,5	0	0
P7	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0
P8	27,5	0	0	0	0	28,5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P9	0	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	51
P11	52	0	0	0	0	48	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25	C26	C27	C28	C29	Non
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	19,5	17	10	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	25,5	0	20,5	23,5	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	25	40	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22,5	21,5	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	30	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	49	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

6. Simulation

Avant la mise en exploitation du réseau ainsi élaboré, il a été jugé utile de procéder à différents tests de simulation pour évaluer l'attitude de ce réseau dans des cas pratiques réels sur l'équipement étudié. Evidemment les cas d'exercice retenus concernent les éléments critiques du circuit de direction du camion 773D.

Le dysfonctionnement de direction du camion peut survenir en raison d'une défaillance d'un ou plusieurs composants.

Une fois les tables remplies on exécute l'application ; on voit le changement des probabilités de chaque nœud en fonction des données insérées dans la table de probabilités des nœuds d'entrée et les autres données préenregistrées dans les différentes tables du réseau. L'application nous donne la probabilité pour qu'un élément présente un problème, la probabilité de la gravité, la fréquence d'apparition ainsi que la ou les décisions les plus appropriées.

1^{er} Cas : Un seul symptôme apparaît sur le système par exemple le P5 (*Le camion tourne trop lentement dans les deux directions*) :

Dans la table des probabilités des nœuds d'entrée (symptômes) sont introduites les probabilités suivantes :

Tab.24. Probabilités des nœuds problèmes dans le cas où le problème P5 se manifeste.

Problème	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11
Probabilité (%)	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0

La figure 26 nous montre le changement des probabilités du réseau en fonction de cas exposé.

Le système est en fonctionnement dégradé avec 6 causes probables, la plus possible est la cause C13 (Fonctionnement incorrect de la valve de contrôle de débit) avec une probabilité de 20,5% devant les causes C20 (19,5%), C10 (18,5%), C21 (17,0%), C14 (14,5%) et en dernier la cause C22 avec une probabilité de 10,0%.

L'élément le plus critique est la soupape de décharge dans la valve de contrôle de débit sa probabilité est de 98,9%, viennent ensuite d'autres éléments qui peuvent être responsables de la défaillance, pris en compte par le réseau en donnant à chacun des éléments du système une probabilité en fonction des données insérées et les données des tables de probabilités des nœuds préenregistrées. L'application indique les décisions adaptées au cas exposé.

D'après le résultat obtenu, la décision la plus raisonnable à prendre est D8 qui a une probabilité de (2,03%) qui préconise d'arrêter la machine pour vérifier le HMU. Dans le cas où cette action est insuffisante il y aura lieu de procéder au reste des décisions une par une si le problème se manifeste toujours.

Ces résultats ont été comparés à une situation survenue réellement sur la machine. Le système présentait le même symptôme, le camion tournait trop lentement dans les deux directions. Après le diagnostic le technicien Caterpillar est arrivé au même constat. La seule différence est que le technicien habilité a pris une demi-journée pour arriver à prendre une décision contrairement à l'application proposée qui a pris quelques secondes c'est-à-dire le temps d'insérer les probabilités dans la table des nœuds symptômes.

2^{ème} Cas : Apparition de plusieurs symptômes à la fois exemple P1, P3, P8, P10

Dans ce cas tous les symptômes prennent la même probabilité (la probabilité totale 100% divisée par le nombre de symptômes).

La probabilité de chacun de ces symptômes est considérée dans cette simulation égale à 25% (voir la figure 26) et pour les autres automatiquement leur probabilité est de 0%.

Tab.25. Probabilités des nœuds problèmes dans le cas d'apparition de plusieurs symptômes.

Problème	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11
Probabilité (%)	25	0	25	0	0	0	0	25	0	25	0

Dans la figure 27 sont montrées les probabilités du réseau pour le présent cas.

Le système est en arrêt avec 15 causes probables, la plus éventuelle est C1 (présence d'air dans le circuit hydraulique de direction) avec une probabilité de 15,4%. L'élément le plus critique est la soupape de décharge des vérins, sa probabilité est de 97,2%. D'autres éléments peuvent être également responsables de la défaillance, le réseau les classe selon leurs probabilités en fonction toujours des données insérées et les données des tables de probabilités des nœuds préenregistrées. A la sortie du réseau l'utilisateur est orienté vers des décisions adaptées au cas exposé.

D'après le résultat obtenu, la décision la plus raisonnable à prendre est D13 qui a une probabilité de 2,32% qui préconise d'arrêter la machine et de nettoyer le système. Dans le cas où cette action est insuffisante il y aura lieu de procéder au reste des décisions une par une si le problème se manifeste toujours.

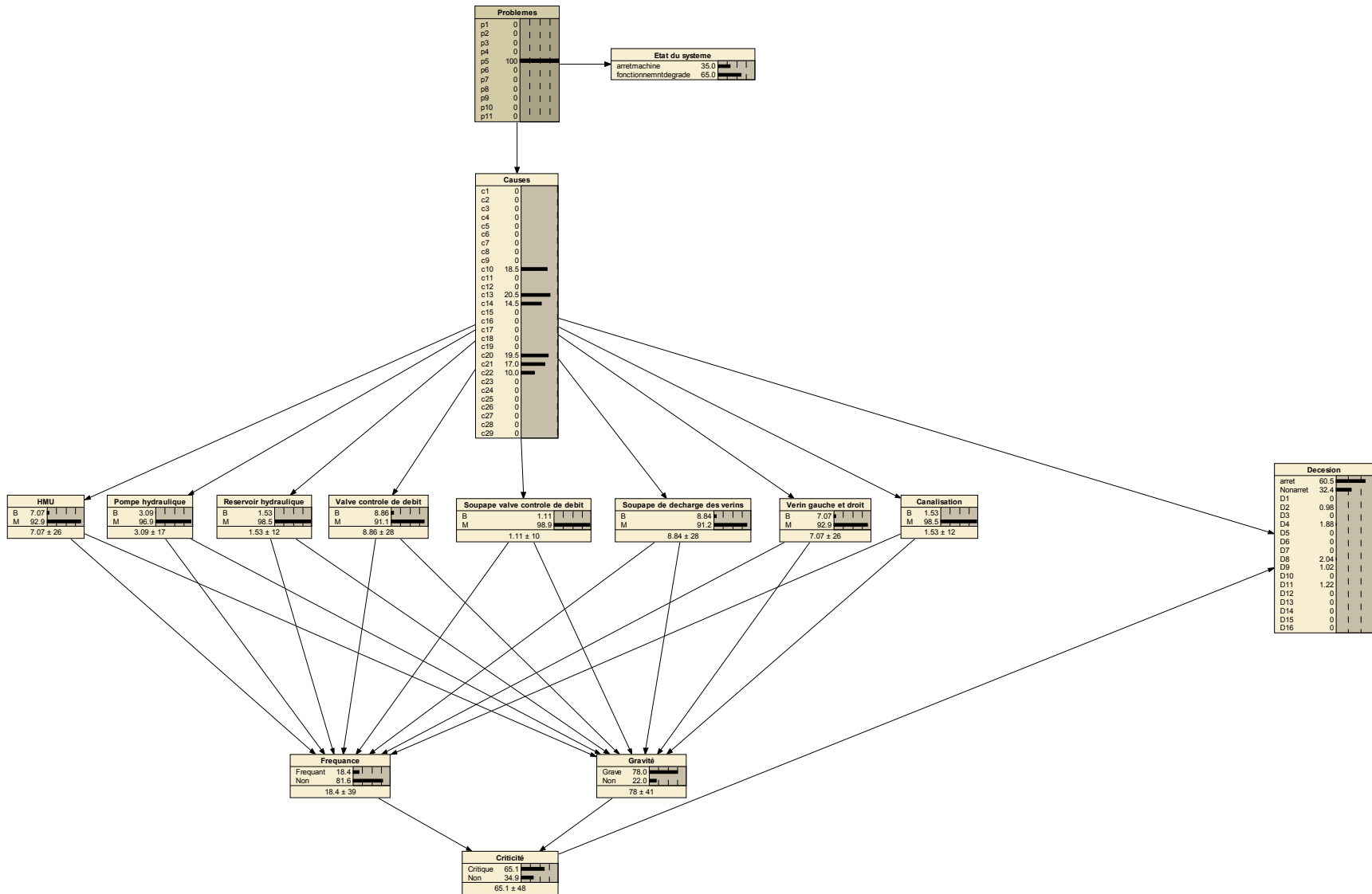


Fig.26. Apparition d'un seul symptôme (exemple P5).

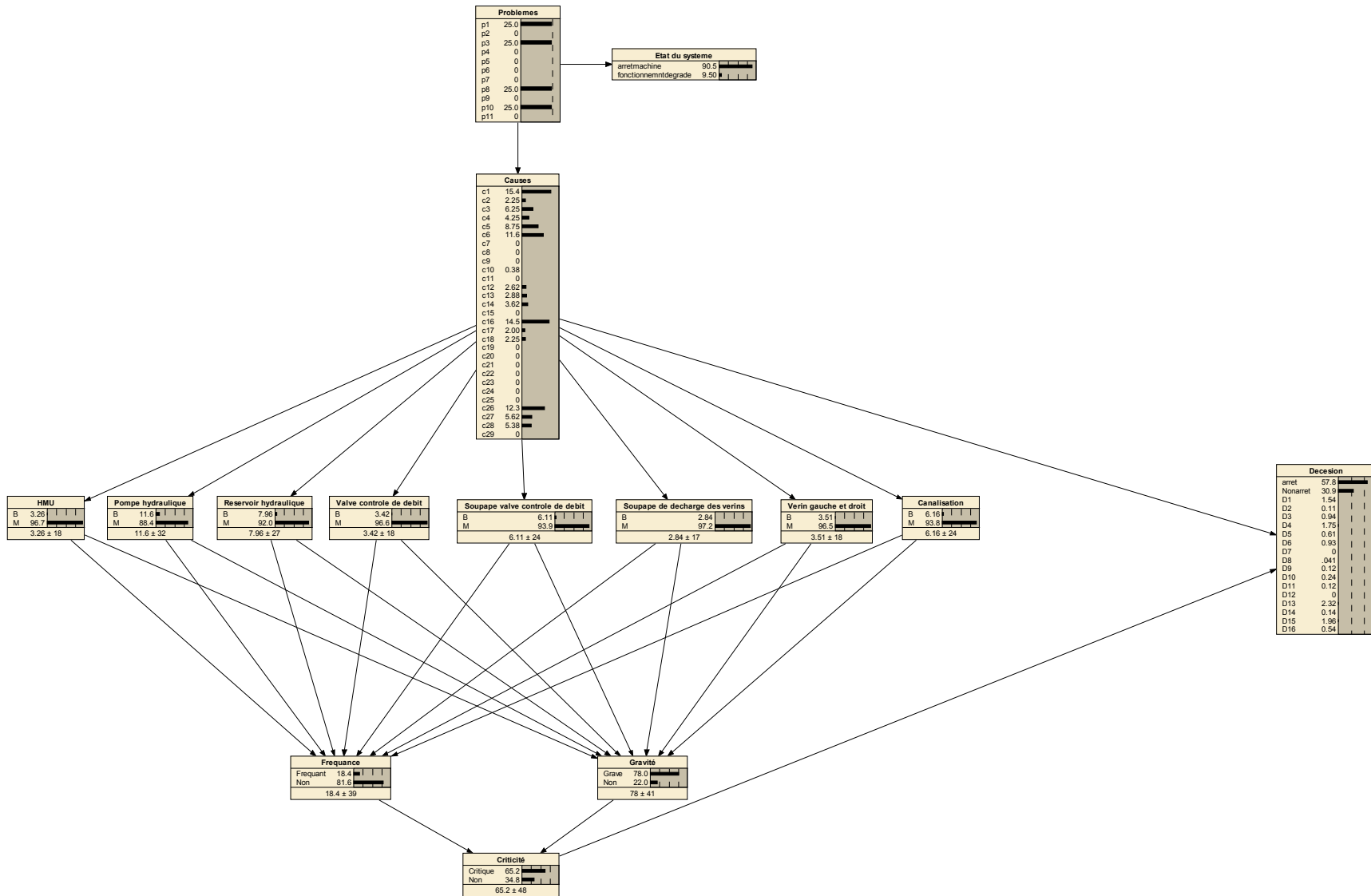


Fig.27. Apparition de plusieurs symptomes à la fois (exemple P1, P3, P8, P10).

7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons modélisés l'approche du diagnostic d'un système et le choix de décision appropriée. La conception du modèle, en raison de la complexité du phénomène étudié et le nombre important de variables mis en jeu, nécessite obligatoirement l'avis d'experts.

Progressivement, plusieurs configurations d'architecture ont été envisagées de telle sorte que le modèle retenu puisse satisfaire les conditions initiales, à savoir : analyse pathologique du système et proposition de décision à prendre.

L'option finale de l'architecture du réseau a été testée par deux applications pratiques qui ont donné des résultats précis et clairs sur le comportement du système et le traitement approprié.

Autre caractéristique et propriété de ce réseau est son exploitation pour établir un programme de maintenance préventive.

Comme il à été mentionné précédemment dans le chapitre des réseaux bayésiens, l'information dans ce type de réseau se déplace dans les deux directions, c'est-à-dire des nœuds parents vers les nœuds enfant et réciproquement des nœuds enfants vers les nœuds parents. Cette particularité permet de prendre des chemins inverses dans le réseau. Donc il est judicieux de profiter de cette caractéristique et sans la moindre modification de l'architecture, l'utiliser en plus du diagnostic, réalisé généralement dans le cadre de la **maintenance corrective**, également dans **la maintenance préventive** pour la conception, l'optimisation et la simulation d'une politique de maintenance. Pour cela au lieu d'introduire les probabilités dans les nœuds d'entrée du réseau, c'est-à-dire les nœuds **symptômes**, elles seront insérées dans les nœuds **éléments** du système. Dans ce cas l'information se déplace des nœuds éléments de système vers les nœuds qui les précèdent et qui les suivent. Autrement dit, le réseau se comporte comme si les nœuds d'entrée sont les nœuds éléments du système et cela toute en gardent la même structure de réseau et les mêmes tables de probabilités conditionnels.

Sa flexibilité, sa facilité d'utilisation et d'aide à la décision apportée par ce modèle, constituent sans doute, un outil efficace et précieux dans ce type d'activité.

A decorative graphic on the right side of the page. It features three blue circles of varying sizes, each composed of concentric circles in different shades of blue. Two thin, light blue lines intersect to form a V-shape that frames the circles. The circles are positioned in the upper right and lower right areas of the page.

Conclusion et perspectives

Conclusion générale

Parmi les types de réseaux bayésiens recensés pour le diagnostic, certains ne comportent que des nœuds représentant l'état des composants, d'autres, à l'inverse, ne contiennent que les variables d'entrées/sorties des composants. Plusieurs approches consistent aussi à exploiter des informations issues de plusieurs modèles (logiques, graphiques et probabilistes). Un des intérêts essentiels du type de réseaux bayésiens que nous avons utilisé est d'une part de regrouper la totalité de l'information sur le même modèle, d'autre part de séparer clairement l'état (normal ou défaillant) d'un composant et les conséquences de cet état sur les variables de sortie et la prise de décisions.

Ainsi ce projet a pour but de donner de l'aide à la maintenance dans le diagnostic des systèmes et la prise de décisions à l'aide des réseaux bayésiens.

Nous étions amené à effectuer une collecte de données avec l'aide des experts afin de les utiliser comme retour d'expérience et cela après analyse, ceci nous a permis de déterminer les différentes variables du modèle, de construire le graphe, et enfin l'appliquer aux cas réels et observer la convenance des résultats.

Les résultats obtenus étaient significatifs et nous ont permis de conclure que le réseau bayésien est un modèle plus prometteur, permettant de grouper plusieurs variables, événements, probabilités, observations...etc. ; qui sont inhérentes au problème de retour d'expériences, il permet en même temps, de définir d'une manière simple et intuitive les comportements des différents systèmes mécaniques évoluant dans son environnement.

En effet, nous remarquons que, même si les paramètres et les événements sont définis de manière empirique ; les résultats sont satisfaisants et notre modèle de réseau bayésien est capable de nous donner le choix de décisions adéquates pour gérer les événements ou anomalies observés sur le système étudié.

D'un point de vue théorique, les réseaux bayésiens emploient des méthodes de calcul, adaptées à sa structure ; particulièrement tout en conservant la simplicité dans leur mise en œuvre. De plus, les réseaux bayésiens ont été conçus de telle manière à ce qu'ils puissent être applicables à des environnements beaucoup plus complexes et plus vastes que celui de notre modèle. Finalement, les réseaux bayésiens permettent aussi l'analyse de données provenant de plusieurs sources (les bases de données, l'historique des équipements, le retour d'expériences,...etc.).

Par conséquent, nous ne pouvons que conseiller la poursuite des recherches dans ce cadre important en considérant particulièrement l'apprentissage des paramètres et les structures des modèles.

A decorative graphic on the right side of the page. It features three blue circles of varying sizes, each composed of concentric circles in different shades of blue. Two thin, light blue lines intersect to form a large 'V' shape that frames the circles. The circles are positioned in the upper right and lower right areas of the page.

Références bibliographiques

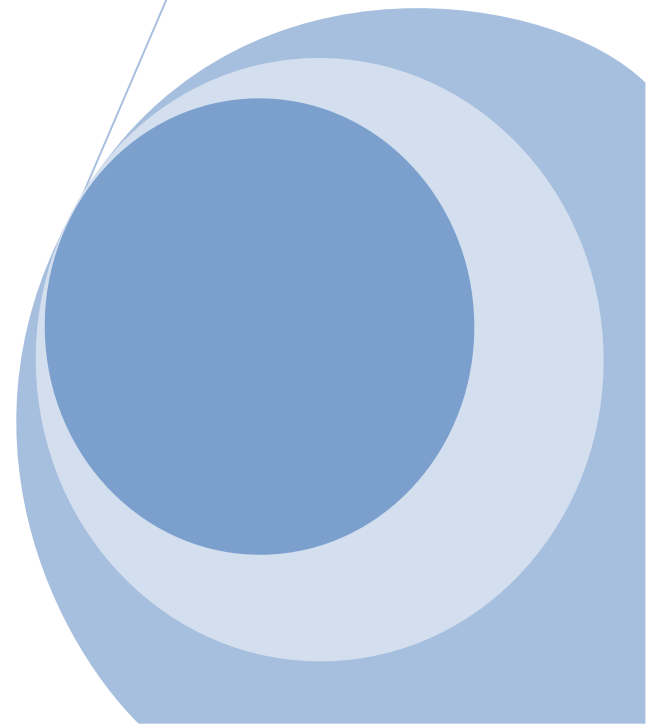
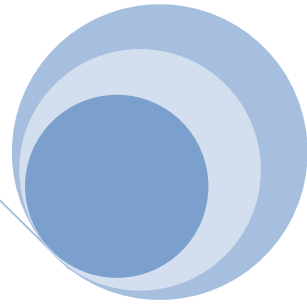
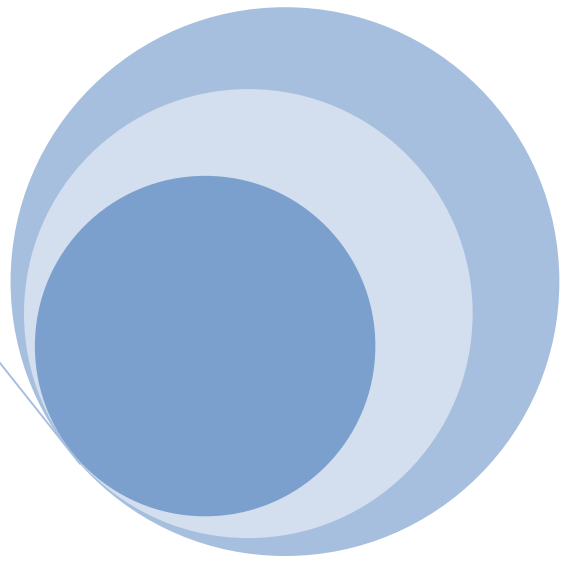
- [AFN, 88] AFNOR 1988. Recueil de normes françaises : Fiabilité, Maintenabilité et Disponibilité. Ed Afnor-Ute. 1988.
- [AYY 97] B. AYYUB, and R. MCCUEN, Probability, Statistics & Reliability for engineers. CRC Press New York. 1997
- [BAN 00] O. BANGSO, & P.WUILLEMIN, Object oriented bayesian networks a framework for topdown specification of large bayesian networks and repetitive structures. Technical Report CIT-87.2-00-obphw1, Hewlett-Packard Laboratory for Normative Systems, Aalborg University, 2000.
- [BEK 99] A.BEKER et P.NAIM, Les réseaux bayésiens. Eyrolles, 1999.
- [BEN 96] Y. BENNANI et F. BOSSAERT, Predictive neural networks for traffic disturbance detection in the telephone network. U. Lille France.1996.
- [BIR 97] A. BIROLINI. Quality and reliability of technical systems. Ed Springer. 1997
- [BIS 75] Y. M. BISHOP, S.E. FIENBERG and P.W. HOLLAND. Discrete multivariate analysis. Cambridge, MA : MIT press, 1975.
- [BON, 1995] J-L BON. Fiabilité des systèmes: méthodes mathématiques. Ed Masson. 1995.
- [BOU 99] M. BOUISSOU, F. MARTIN, and A. OURGHANLIAN, Assessment of a safety-critical system including software : A bayesian belief network for evidence sources. In RAMS'99 reliability and Maintainability Symposium, Washington, 1999.
- [BOU 04] L. BOUILLAUT, Les réseaux bayésiens pour l'aide à la maintenance des voies ferrées. Joinville France, 2004
- [CHO 68] C. CHOW et C. LIU, Approximating discrete probability distributions with dependence trees.1968.
- [CHR 99] R. CHRISTENSEN. Log-Linear Models. Springer Texts in Statistics. Springer-Verlag, New York, 1999.
- [COR 03] F. CORSET, Thèse de doctorat. Aide à l'optimisation de maintenance a partir de réseaux bayésiens et fiabilité dans un contexte doublement censuré. 2003.
- [CORC 02] FRANCK CORSET, GILLES CELEUX ET ANDRE LANNOY, Introduction du Retour d'Expérience dans les Réseaux Bayésiens. Le projet IS2, 2002
- [COW 99] R.G COWELL, A.P DAWID, S.L LAURITZEN, and D.J. SPIEGELHALTER. Probabilistic Networks and expert systems. Statistics for Engineering and information service. Springer, 1999.
- [DEL 00] V. DELCROIX, M.A MAALEJ, S .PIECHOWIAK, Les Réseaux Bayésiens versus d'autres modèles probabilistes pour le diagnostic multiple de systèmes complexes. Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, 2000.
- [DEV 04] M. DEVIREN. Thèse de doctorat. Systèmes de reconnaissance de la parole revisitée : Réseaux Bayésiens dynamiques et nouveaux paradigmes. Université Henri Poincaré Nancy 1, 2004.
- [EIG 90] D. EIGER, T. VERMA, and J. PEARL. Identifying independence in bayesian networks. 1990.
- [FRA 04] OLIVIER FRANÇOIS et PHILIPPE LERAY, Apprentissage de structure à partir de données incomplètes et application à la classification. Université de Rouen, Saint-Et. 2004.
- [FRA 06] O. FRANÇOIS, Thèse de doctorat. De l'identification de structure de réseaux bayésiens à la reconnaissance de formes à partir d'informations complètes ou incomplètes, novembre 2006

- [FRI 00] N. FRIEDMAN et D. KOLLER, Being bayesian about network structure. In C. Boutilier et M. Goldszmidt, Eds, Proceedings of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-00), p. 201–210, SF, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 2000.
- [GOO 70] L.A. GOODMAN. The multivariate analysis of qualitative data : interaction among multiple classifications, 1970.
- [HOA 03] HOANG, Ha. Network-Based Research in Entrepreneurship: A Critical Review (H. Hoang, A. Bostjian), Journal of Business Venturing, 2003.
- [JEN 96] F. JENSEN. Introduction to Bayesian Networks. Springer Verlag, 1996.
- [JOR 98] M. JORDAN. Learning in Graphical Models. Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1998.
- [JOR 99] M. I. JORDAN. Learning in graphical Models. The MIT press, 1999.
- [KIM 87] J. KIM & J. PEARL. A conversational inference consolidation engine. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 1987.
- [KOL 97] D. KOLLER, & A. PFEFFER, Object-oriented bayesian network. Dans Proceedings of the Thirteenth Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-97), 1997.
- [LAU 88] S.L. LAURITZEN AND D.J. SPIEGELHALTER. Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems (with discussion), *Journal of the Royal Statistical Society (Series B)*, vol. 50, 1988.
- [LEH 07] R. LE HY, Thèse de doctorat, Programmation et apprentissage bayésien de comportements pour des personnages synthétiques. Application aux personnages de jeux vidéo. laboratoire LIG et l'INRIA Rhône-Alpes Avril 2007
- [LOU 06] LOUNIS, HAKIM. Apprentissage Bayésien. Notes de cours (Séminaire sur l'apprentissage automatique), Programme de Doctorat en Informatique Cognitive, Université du Québec à Montréal. 2006.
- [MAJ 05] F. MAJORCZYK, E. TOTEL, and L. MÉ. COTS Diversity Based Intrusion Detection and Application to Web Servers. In proceedings of the 8th International Symposium on the Recent Advances in Intrusion Detection (RAID). Springer Verlag, LNCS 3858. September 2005.
- [MAJ 07] F. MAJORCZYK, E.TOTEL, L ME et A. SAIDANE. Detection d'intrusions et diagnostic d'anomalies dans un système diversifié par comparaison de graphes de flux d'informations. 6th Conference on Security and Network Architectures (SARSSI). Juin 2007. (French)
- [MAJ 08] F. MAJORCZYK, E.TOTEL, L ME et A. SAIDANE, Anomaly Detection with Diagnosis in Diversified Systems using Information Flow Graphs , 23rd IFIP International Information Security Conference, Milano, 2008
- [MEG 06] S. MEGANCK, S. MAES, P. LERAY, et B. MANDERICK. Apprentissage des réseaux bayésiens causaux à partir de données d'observation et d'expérimentation. Accepted at the 15ième congrès francophone AFRIF-AFIA Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, 2006.
- [MEGL 06] S. MEGANCK, P. LERAY, AND B. MANDERICK. Learning causal bayesian networks from observations and experiments : A decision theoretic approach. In Modeling Decisions in Artificial Intelligence, LNCS, 2006.
- [MIT 97] MITCHELL et TOM. Bayesian Learning. Machine Learning, McGraw-Hill, 1997.

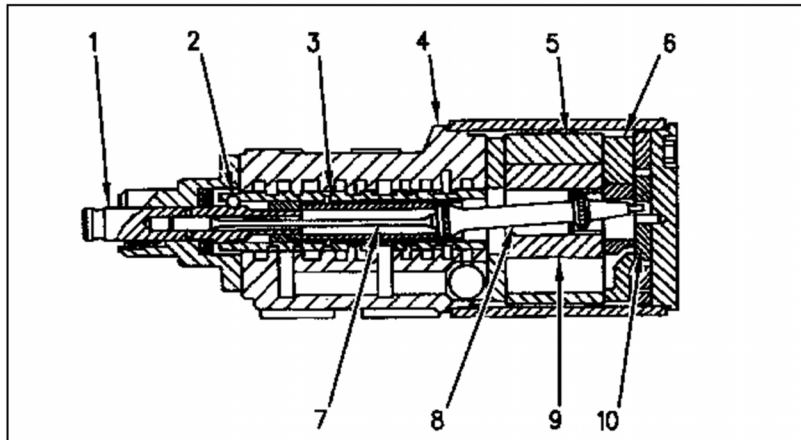
- [NAÏ 04] P.NAÏM, P.H. WUILLEMIN, PH. LERAY, O. POURRET et A. BECKER, Les réseaux Bayésiens, Edition Eyrolles, 2004.
- [NAÏ 07] P.NAÏM, P.H. WUILLEMIN, PH. LERAY, O. POURRET et A. BECKER, Les réseaux Bayésiens, Edition Eyrolles, 2007.
- [PAG 80] A. PAGES et M. GONDRAN, Terminologie relative à la Fiabilité-Maintenabilité-Disponibilité (FMD), Edition Eyrolles Paris, Octobre 1980.
- [PAGG 80] A. PAGES et M. GONDRAN Fiabilité des systèmes (Collection de la Direction des études et recherches d'Électricité de France), Broché. 1980.
- [PEA 88] J. PEARL, MORGAN KAUFMANN, SAN MATTEO, Probabilistic Inference in intelligent Systems California, 1988.
- [PEA 91] J. PEARL & T. VERMA. A theory of inferred causation. Eds, San Mateo, Morgan Kaufmann, California, 1991.
- [PEA 00] PEARL, JUDEA & STUART RUSSELL, Bayesian Networks. UCLA Cognitive Systems Laboratory, Technical Report (R-277), November 2000.
- [PRO 92] H. PROCACCIA, Collaboration L. PIEPSZOWNIK et C.A. CLAROTTI, Préface de Georges Lucenet, Fiabilité des équipements et théorie de la décision statique fréquentielle et bayésiennes, Editions Eyrolles, Paris, 1992.
- [ROB 77] R. ROBINSON. Counting unlabeled acyclic digraphs. In C. H. C. LITTLE, Ed. Combinatorial Mathematics V, volume 622 of Lecture Notes in Mathematics, Berlin: Springer, 1977.
- [TOM 04] E. TOMBINI, H. DEBAR, L. MÉ et M. DUCASSÉ, A Serial Combination of Anomaly and Misuse IDSes Applied to HTTP Traffic. In proceedings of the Annual Computer Security Applications Conference (ACSAC).Tucson, AZ(Etats-Unis), décembre 2004.
- [VER 90] T. VERMA & J. PEARL. Equivalence and synthesis of causal models. In M. Kaufmann, Ed, in Proceedings Sixth Conference on Uncertainty and Artificial Intelligence, San Francisco, 1990.
- [VIL 88] A. VILLEMEUR, Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels, *Eyrolles*, ISSN France, 1988.
- [WIT 05] WITTEN, IAN H. & EIBE FRANK, Data Mining: Practical machine learning tools and techniques. 2 edition. Morgan Kaufmann, San Francisco. 2005
- [WHI 90] J.WHITTAKER. Graphical Models in applied Multivariate Statistics. Wiley, 1990.

- <http://www.norsys.com/download.html>
- www.wikipedia.com
- <http://www.inrialpes.fr/is2/>

Annexes



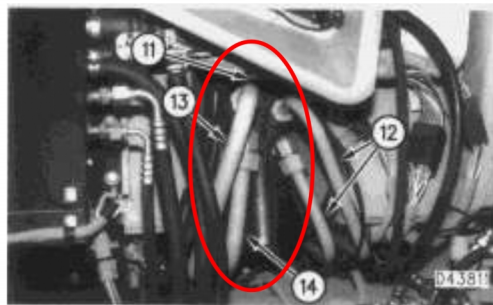
Annexes 2



1. Axe entré.
2. Boule.
3. Cylindre de valve.
4. Loger.
5. Dents [dents extérieur de gerotor].
6. Tubulure.
7. Barre de torsion.
8. Conduisent le lien.
9. Dents [dents intérieur de gerotor].
10. Collecteur.

Fig.29. Composants du HMU.

Annexes 3



- 11 Axe de la roue de direction.
- 12 Lignes d'huile [vers réservoir].
- 13 Ligne d'huile de pompe.
- 14 Ligne d'huile [vers réservoir].

Fig.30. Raccordement de HMU

Annexes 4

1. Orifice.
2. Passage au HMU.
3. Soupape de sécurité.
4. Vis d'approche.
5. Ouverture vers la HMU.
6. Clapet anti-retour.
7. Orifice de la pompe supplémentaire.
8. Passage vers la pompe.
9. Clapet anti-retour.
10. Commutateur d'écoulement.
11. Passage au réservoir hydraulique.
12. Issue.
13. Clapet anti-retour.

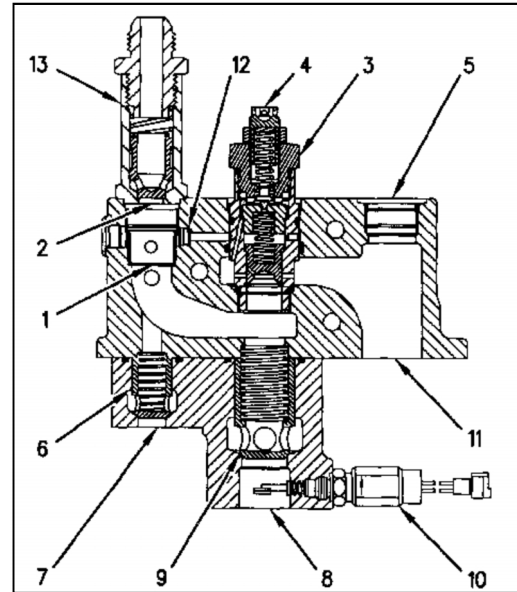
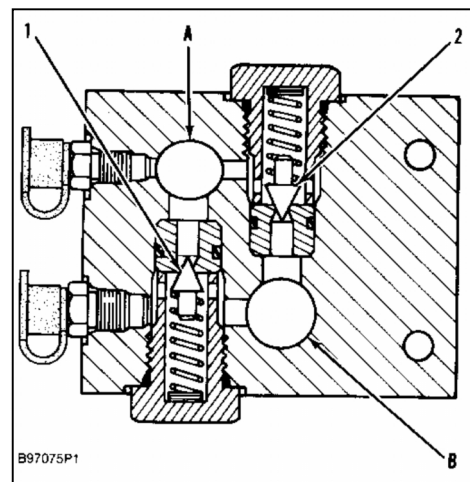


Fig.31. Valve de contrôle de débit.

Annexes 5



a Port. b Port. 1 Valve. 2 Valve.

Fig.32. Soupape de sécurité des vérins.

Annexe 6: Les CPT du réseau Bayésien final figurent sur la Fig.29 .

Tab.26. Table des probabilités état du système.

Problèmes	Arrêtmachine	Fonctionnementdégradé
P1	90	10
P2	70	30
P3	99	1
P4	95	5
P5	35	65
P6	30	70
P7	40	60
P8	75	25
P9	40	60
P10	98	2
P11	20	80

Annexes.

Tab .27. Table des probabilités causes

Problèmes	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16
P1	22	9	15	17	19	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P2	0	7	0	0	20	0	9	5	5	7	7	7	9	9	15	0
P3	12	0	10	0	16	0	0	0	0	1,5	0	10,5	11,5	14,5	0	7
P4	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0
P5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18,5	0	0	20,5	14,5	0	0
P6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30,5	0	0
P7	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0
P8	27,5	0	0	0	0	28,5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P9	0	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	51
P11	52	0	0	0	0	48	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25	C26	C27	C28	C29	Non
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	19,5	17	10	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	25,5	0	20,5	23,5	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	25	40	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22,5	21,5	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	30	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	49	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tab.28. Table des probabilités HMU.

Causes	B	M
C1	2,4	97,6
C2	1,4	98,6
C3	2	98
C4	0	100
C5	7,2	92,8
C6	0	100
C7	1,8	98,2
C8	8	92
C9	1	99
C10	5,4	94,6
C11	1,4	98,6
C12	3,5	96,5
C13	8,2	91,8
C14	13,7	86,3
C15	3	97
C16	1,4	98,6
C17	1,6	98,4
C18	1,8	98,2
C19	0	100
C20	3,9	96,1
C21	8,5	91,5
C22	2	98
C23	4,1	95,9
C24	4,7	95,3
C24	5	95
C26	8	92
C27	0	100
C28	0	100
C29	0	100
Non	0	100

Tab.29. Table des probabilités pompe hydraulique.

Causes	B	M
C1	50	50
C2	6,8	93,2
C3	10	90
C4	5	95
C5	3,4	96,6
C6	11	89
C7	3,6	96,4
C8	1,8	98,2
C9	1	99
C10	1	99
C11	5,4	94,6
C12	1,4	98,6
C13	3,5	96,5
C14	8,2	91,8
C15	7,6	92,4
C16	3	97
C17	1,4	98,6
C18	1,6	98,4
C19	1,8	98,2
C20	0	100
C21	3,9	96,1
C22	3,4	96,6
C23	2	98
C24	0	100
C24	0	100
C26	0	100
C27	0	100
C28	7,2	92,8
C29	0	100
Non	0	100

Tab.30. Table des probabilités réservoir. Tab.31. Table des probabilités valve contrôle débit

Causes	B	M
C1	24,75	75,25
C2	2,66	97,34
C3	4,16	95,84
C4	2,83	97,17
C5	9,16	90,84
C6	15,75	84,25
C7	1,5	98,5
C8	0,83	99,17
C9	0,83	99,17
C10	1,41	98,59
C11	1,16	98,84
C12	7,91	92,09
C13	3,41	96,59
C14	3,91	96,09
C15	2,5	97,5
C16	1,16	98,84
C17	1,33	98,67
C18	1,5	98,5
C19	5,83	94,17
C20	0	100
C21	0	100
C22	0	100
C23	0	100
C24	0	100
C24	0	100
C26	0	100
C27	3,75	96,25
C28	3,58	96,42
C29	0	100
Non	0	100

Causes	B	M
C1	4	96
C2	2,33	97,67
C3	3,33	96,67
C4	0	100
C5	12	88
C6	0	100
C7	3	97
C8	1,66	98,34
C9	1,66	98,34
C10	9	91
C11	2,33	97,67
C12	5,83	94,17
C13	13,66	86,34
C14	12,66	87,34
C15	5	95
C16	2,33	97,67
C17	2,66	97,34
C18	3	97
C19	0	100
C20	6,5	93,5
C21	5,66	94,34
C22	3,33	96,67
C23	0	100
C24	0	100
C24	0	100
C26	0	100
C27	0	100
C28	0	100
C29	0	100
Non	0	100

Tab.32. Table des probabilités soupape VCD. Tab.33. Table des probabilités soupape vérins.

Causes	B	M
C1	12,37	87,63
C2	12,5	87,5
C3	3,75	96,25
C4	4,25	95,75
C5	9,75	90,25
C6	11,62	88,38
C7	2,25	97,75
C8	1,25	98,75
C9	1,25	98,75
C10	1,75	98,25
C11	1,75	98,25
C12	1,75	98,25
C13	2,25	97,75
C14	2,25	97,75
C15	3,75	96,25
C16	0	100
C17	0	100
C18	0	100
C19	0	100
C20	0	100
C21	0	100
C22	0	100
C23	0	100
C24	0	100
C24	0	100
C26	0	100
C27	14,62	85,38
C28	5,37	94,63
C29	7,5	92,5
Non	0	100

Causes	B	M
C1	3	97
C2	1,75	98,25
C3	2,5	97,5
C4	0	100
C5	9	91
C6	0	100
C7	2,25	97,75
C8	1,25	98,75
C9	1,25	98,75
C10	6,75	93,25
C11	1,75	98,25
C12	4,37	95,63
C13	10,25	89,75
C14	17,12	82,88
C15	3,75	96,25
C16	1,75	98,25
C17	2	98
C18	2,25	97,75
C19	0	100
C20	4,87	95,13
C21	10,62	89,38
C22	2,5	97,5
C23	5,12	94,88
C24	5,87	94,13
C24	0	100
C26	0	100
C27	0	100
C28	0	100
C29	0	100
Non	0	100

Tab.34. Table des probabilités vérin GD.

Causes	B	M
C1	9,4	90,6
C2	1,4	98,6
C3	2	98
C4	0	100
C5	7,2	92,8
C6	0	100
C7	1,8	98,2
C8	1	99
C9	1	99
C10	5,4	94,6
C11	1,4	98,6
C12	9,5	90,5
C13	8,2	91,8
C14	13,7	86,3
C15	3	97
C16	1,4	98,6
C17	1,6	98,4
C18	1,8	98,2
C19	7	93
C20	3,9	96,1
C21	8,5	91,5
C22	2	98
C23	4,1	95,9
C24	4,7	95,3
C24	0	100
C26	0	100
C27	0	100
C28	0	100
C29	0	100

Tab.35. Table des probabilités canalisations.

Causes	B	M
C1	16.08	83.92
C2	8.33	91.67
C3	4.16	95.84
C4	2.83	97.17
C5	9.16	90.84
C6	7.75	92.25
C7	1.5	98.5
C8	0.83	99.17
C9	0.83	99.17
C10	1.41	98.59
C11	1.16	98.84
C12	7.91	92.09
C13	3.41	96.59
C14	3.91	96.09
C15	2.5	97.5
C16	1.16	98.84
C17	1.33	98.67
C18	1.5	98.5
C19	5.83	94.17
C20	0	100
C21	0	100
C22	0	100
C23	0	100
C24	0	100
C24	0	100
C26	0	100
C27	9.75	90.25
C28	3.58	96.42
C29	5	95

Annexes.

Tab.36. Table des probabilités fréquence.

HMU	Pmp Hyd	Res Hyd	VCD	SVCD	SDV	VGD	Can	Fréquent	Non
B	B	B	B	B	B	B	B	50	50
B	B	B	B	B	B	B	M	46,67	53,33
B	B	B	B	B	B	M	B	16,67	83,33
B	B	B	B	B	B	M	M	31,67	68,33
B	B	B	B	B	M	B	B	20,00	80,00
B	B	B	B	B	M	B	M	33,33	66,67
B	B	B	B	B	M	M	B	18,33	81,67
B	B	B	B	B	M	M	M	27,78	72,22
B	B	B	B	M	B	B	B	13,33	86,67
B	B	B	B	M	B	B	M	30,00	70,00
B	B	B	B	M	B	M	B	15,00	85,00
B	B	B	B	M	B	M	M	25,56	74,44
B	B	B	B	M	M	B	B	16,67	83,33
B	B	B	B	M	M	B	M	26,67	73,33
B	B	B	B	M	M	M	B	16,67	83,33
B	B	B	B	M	M	M	M	24,17	75,83
B	B	B	M	B	B	B	B	26,67	73,33
B	B	B	M	B	B	B	M	36,67	63,33
B	B	B	M	B	B	M	B	21,67	78,33
B	B	B	M	B	B	M	M	30,00	70,00
B	B	B	M	B	M	B	B	23,33	76,67
B	B	B	M	B	M	B	M	31,11	68,89
B	B	B	M	B	M	M	B	21,11	78,89
B	B	B	M	B	M	M	M	27,50	72,50
B	B	B	M	M	B	B	B	20,00	80,00

Annexes.

B	B	B	M	M	B	B	M	28,89	71,11
B	B	B	M	M	B	M	B	18,89	81,11
B	B	B	M	M	B	M	M	25,83	74,17
B	B	B	M	M	M	B	B	20,00	80,00
B	B	B	M	M	M	B	M	26,67	73,33
B	B	B	M	M	M	M	B	19,17	80,83
B	B	B	M	M	M	M	M	24,67	75,33
B	B	M	B	B	B	B	B	6,67	93,33
B	B	M	B	B	B	B	M	26,67	73,33
B	B	M	B	B	B	M	B	11,67	88,33
B	B	M	B	B	B	M	M	23,33	76,67
B	B	M	B	B	M	B	B	13,33	86,67
B	B	M	B	B	M	B	M	24,44	75,56
B	B	M	B	B	M	M	B	14,44	85,56
B	B	M	B	B	M	M	M	22,50	77,50
B	B	M	B	M	B	B	B	10,00	90,00
B	B	M	B	M	B	B	M	22,22	77,78
B	B	M	B	M	B	M	B	12,22	87,78
B	B	M	B	M	B	M	M	20,83	79,17
B	B	M	B	M	M	B	B	13,33	86,67
B	B	M	B	M	M	B	M	21,67	78,33
B	B	M	B	M	M	M	B	14,17	85,83
B	B	M	B	M	M	M	M	20,67	79,33
B	B	M	M	B	B	B	B	16,67	83,33
B	B	M	M	B	B	B	M	26,67	73,33
B	B	M	M	B	B	M	B	16,67	83,33
B	B	M	M	B	B	M	M	24,17	75,83

Annexes.

B	B	M	M	B	M	B	B	17,78	82,22
B	B	M	M	B	M	B	M	25,00	75,00
B	B	M	M	B	M	M	B	17,50	82,50
B	B	M	M	B	M	M	M	23,33	76,67
B	B	M	M	M	B	B	B	15,56	84,44
B	B	M	M	M	B	B	M	23,33	76,67
B	B	M	M	M	B	M	B	15,83	84,17
B	B	M	M	M	B	M	M	22,00	78,00
B	B	M	M	M	M	B	B	16,67	83,33
B	B	M	M	M	M	B	M	22,67	77,33
B	B	M	M	M	M	M	B	16,67	83,33
B	B	M	M	M	M	M	M	21,67	78,33
B	M	B	B	B	B	B	B	13,33	86,67
B	M	B	B	B	B	B	M	30,00	70,00
B	M	B	B	B	B	M	B	15,00	85,00
B	M	B	B	B	B	M	M	25,56	74,44
B	M	B	B	B	M	B	B	16,67	83,33
B	M	B	B	B	M	B	M	26,67	73,33
B	M	B	B	B	M	M	B	16,67	83,33
B	M	B	B	B	M	M	M	24,17	75,83
B	M	B	B	M	B	B	B	13,33	86,67
B	M	B	B	M	B	B	M	24,44	75,56
B	M	B	B	M	B	M	B	14,44	85,56
B	M	B	B	M	B	M	M	22,50	77,50
B	M	B	B	M	M	B	B	15,56	84,44
B	M	B	B	M	M	B	M	23,33	76,67
B	M	B	B	M	M	M	B	15,83	84,17

Annexes.

B	M	B	B	M	M	M	M	22,00	78,00
B	M	B	M	B	B	B	B	20,00	80,00
B	M	B	M	B	B	B	M	28,89	71,11
B	M	B	M	B	B	M	B	18,89	81,11
B	M	B	M	B	B	M	M	25,83	74,17
B	M	B	M	B	M	B	B	20,00	80,00
B	M	B	M	B	M	B	M	26,67	73,33
B	M	B	M	B	M	M	B	19,17	80,83
B	M	B	M	B	M	M	M	24,67	75,33
B	M	B	M	M	B	B	B	17,78	82,22
B	M	B	M	M	B	B	M	25,00	75,00
B	M	B	M	M	B	M	B	17,50	82,50
B	M	B	M	M	B	M	M	23,33	76,67
B	M	B	M	M	M	B	B	18,33	81,67
B	M	B	M	M	M	B	M	24,00	76,00
B	M	B	M	M	M	M	B	18,00	82,00
B	M	B	M	M	M	M	M	22,78	77,22
B	M	M	B	B	B	B	B	10,00	90,00
B	M	M	B	B	B	B	M	22,22	77,78
B	M	M	B	B	B	M	B	12,22	87,78
B	M	M	B	B	B	M	M	20,83	79,17
B	M	M	B	B	M	B	B	13,33	86,67
B	M	M	B	B	M	B	M	21,67	78,33
B	M	M	B	B	M	M	B	14,17	85,83
B	M	M	B	B	M	M	M	20,67	79,33
B	M	M	B	M	B	B	B	11,11	88,89
B	M	M	B	M	B	B	M	20,00	80,00

Annexes.

B	M	M	B	M	B	M	B	12,50	87,50
B	M	M	B	M	B	M	M	19,33	80,67
B	M	M	B	M	M	B	B	13,33	86,67
B	M	M	B	M	M	B	M	20,00	80,00
B	M	M	B	M	M	M	B	14,00	86,00
B	M	M	B	M	M	M	M	19,44	80,56
B	M	M	M	B	B	B	B	15,56	84,44
B	M	M	M	B	B	B	M	23,33	76,67
B	M	M	M	B	B	M	B	15,83	84,17
B	M	M	M	B	B	M	M	22,00	78,00
B	M	M	M	B	M	B	B	16,67	83,33
B	M	M	M	B	M	B	M	22,67	77,33
B	M	M	M	B	M	M	B	16,67	83,33
B	M	M	M	B	M	M	M	21,67	78,33
B	M	M	M	M	B	B	B	15,00	85,00
B	M	M	M	M	B	B	M	21,33	78,67
B	M	M	M	M	B	M	B	15,33	84,67
B	M	M	M	M	B	M	M	20,56	79,44
B	M	M	M	M	M	B	B	16,00	84,00
B	M	M	M	M	M	B	M	21,11	78,89
B	M	M	M	M	M	M	B	16,11	83,89
B	M	M	M	M	M	M	M	20,48	79,52
M	B	B	B	B	B	B	B	3,33	96,67
M	B	B	B	B	B	B	M	25,00	75,00
M	B	B	B	B	B	M	B	10,00	90,00
M	B	B	B	B	B	M	M	22,22	77,78
M	B	B	B	B	M	B	B	11,67	88,33

Annexes.

M	B	B	B	B	M	B	M	23,33	76,67
M	B	B	B	B	M	M	B	13,33	86,67
M	B	B	B	B	M	M	M	21,67	78,33
M	B	B	B	M	B	B	B	8,33	91,67
M	B	B	B	M	B	B	M	21,11	78,89
M	B	B	B	M	B	M	B	11,11	88,89
M	B	B	B	M	B	M	M	20,00	80,00
M	B	B	B	M	M	B	B	12,22	87,78
M	B	B	B	M	M	B	M	20,83	79,17
M	B	B	B	M	M	M	B	13,33	86,67
M	B	B	B	M	M	M	M	20,00	80,00
M	B	B	M	B	B	B	B	15,00	85,00
M	B	B	M	B	B	B	M	25,56	74,44
M	B	B	M	B	B	M	B	15,56	84,44
M	B	B	M	B	B	M	M	23,33	76,67
M	B	B	M	B	M	B	B	16,67	83,33
M	B	B	M	B	M	B	M	24,17	75,83
M	B	B	M	B	M	M	B	16,67	83,33
M	B	B	M	B	M	M	M	22,67	77,33
M	B	B	M	M	B	B	B	14,44	85,56
M	B	B	M	M	B	B	M	22,50	77,50
M	B	B	M	M	B	M	B	15,00	85,00
M	B	B	M	M	B	M	M	21,33	78,67
M	B	B	M	M	M	B	B	15,83	84,17
M	B	B	M	M	M	B	M	22,00	78,00
M	B	B	M	M	M	M	B	16,00	84,00
M	B	B	M	M	M	M	M	21,11	78,89

Annexes.

M	B	M	B	B	B	B	B	5,00	95,00
M	B	M	B	B	B	B	M	18,89	81,11
M	B	M	B	B	B	M	B	8,89	91,11
M	B	M	B	B	B	M	M	18,33	81,67
M	B	M	B	B	M	B	B	10,00	90,00
M	B	M	B	B	M	B	M	19,17	80,83
M	B	M	B	B	M	M	B	11,67	88,33
M	B	M	B	B	M	M	M	18,67	81,33
M	B	M	B	M	B	B	B	7,78	92,22
M	B	M	B	M	B	B	M	17,50	82,50
M	B	M	B	M	B	M	B	10,00	90,00
M	B	M	B	M	B	M	M	17,33	82,67
M	B	M	B	M	M	B	B	10,83	89,17
M	B	M	B	M	M	B	M	18,00	82,00
M	B	M	B	M	M	M	B	12,00	88,00
M	B	M	B	M	M	M	M	17,78	82,22
M	B	M	M	B	B	B	B	12,22	87,78
M	B	M	M	B	B	B	M	20,83	79,17
M	B	M	M	B	B	M	B	13,33	86,67
M	B	M	M	B	B	M	M	20,00	80,00
M	B	M	M	B	M	B	B	14,17	85,83
M	B	M	M	B	M	B	M	20,67	79,33
M	B	M	M	B	M	M	B	14,67	85,33
M	B	M	M	B	M	M	M	20,00	80,00
M	B	M	M	M	B	B	B	12,50	87,50
M	B	M	M	M	B	B	M	19,33	80,67
M	B	M	M	M	B	M	B	13,33	86,67

Annexes.

M	B	M	M	M	B	M	M	18,89	81,11
M	B	M	M	M	M	B	B	14,00	86,00
M	B	M	M	M	M	B	M	19,44	80,56
M	B	M	M	M	M	M	B	14,44	85,56
M	B	M	M	M	M	M	M	19,05	80,95
M	M	B	B	B	B	B	B	8,33	91,67
M	M	B	B	B	B	B	M	21,11	78,89
M	M	B	B	B	B	M	B	11,11	88,89
M	M	B	B	B	B	M	M	20,00	80,00
M	M	B	B	B	M	B	B	12,22	87,78
M	M	B	B	B	M	B	M	20,83	79,17
M	M	B	B	B	M	M	B	13,33	86,67
M	M	B	B	B	M	M	M	20,00	80,00
M	M	B	B	M	B	B	B	10,00	90,00
M	M	B	B	M	B	B	M	19,17	80,83
M	M	B	B	M	B	M	B	11,67	88,33
M	M	B	B	M	B	M	M	18,67	81,33
M	M	B	B	M	M	B	B	12,50	87,50
M	M	B	B	M	M	B	M	19,33	80,67
M	M	B	B	M	M	M	B	13,33	86,67
M	M	B	B	M	M	M	M	18,89	81,11
M	M	B	M	B	B	B	B	14,44	85,56
M	M	B	M	B	B	B	M	22,50	77,50
M	M	B	M	B	B	M	B	15,00	85,00
M	M	B	M	B	B	M	M	21,33	78,67
M	M	B	M	B	M	B	B	15,83	84,17
M	M	B	M	B	M	B	M	22,00	78,00

Annexes.

M	M	B	M	B	M	M	B	16,00	84,00
M	M	B	M	B	M	M	M	21,11	78,89
M	M	B	M	M	B	B	B	14,17	85,83
M	M	B	M	M	B	B	M	20,67	79,33
M	M	B	M	M	B	M	B	14,67	85,33
M	M	B	M	M	B	M	M	20,00	80,00
M	M	B	M	M	M	B	B	15,33	84,67
M	M	B	M	M	M	B	M	20,56	79,44
M	M	B	M	M	M	M	B	15,56	84,44
M	M	B	M	M	M	M	M	20,00	80,00
M	M	M	B	B	B	B	B	7,78	92,22
M	M	M	B	B	B	B	M	17,50	82,50
M	M	M	B	B	B	M	B	10,00	90,00
M	M	M	B	B	B	M	M	17,33	82,67
M	M	M	B	B	M	B	B	10,83	89,17
M	M	M	B	B	M	B	M	18,00	82,00
M	M	M	B	B	M	M	B	12,00	88,00
M	M	M	B	B	M	M	M	17,78	82,22
M	M	M	B	M	B	B	B	9,17	90,83
M	M	M	B	M	B	B	M	16,67	83,33
M	M	M	B	M	B	M	B	10,67	89,33
M	M	M	B	M	B	M	M	16,67	83,33
M	M	M	B	M	M	B	B	11,33	88,67
M	M	M	B	M	M	B	M	17,22	82,78
M	M	M	B	M	M	M	B	12,22	87,78
M	M	M	B	M	M	M	M	17,14	82,86
M	M	M	M	B	B	B	B	12,50	87,50

Annexes.

M	M	M	M	B	B	B	M	19,33	80,67
M	M	M	M	B	B	M	B	13,33	86,67
M	M	M	M	B	B	M	M	18,89	81,11
M	M	M	M	B	M	B	B	14,00	86,00
M	M	M	M	B	M	B	M	19,44	80,56
M	M	M	M	B	M	M	B	14,44	85,56
M	M	M	M	B	M	M	M	19,05	80,95
M	M	M	M	M	B	B	B	12,67	87,33
M	M	M	M	M	B	B	M	18,33	81,67
M	M	M	M	M	B	M	B	13,33	86,67
M	M	M	M	M	B	M	M	18,10	81,90
M	M	M	M	M	M	B	B	13,89	86,11
M	M	M	M	M	M	B	M	18,57	81,43
M	M	M	M	M	M	M	B	14,29	85,71
M	M	M	M	M	M	M	M	18,33	81,67

Annexes.

Tab.37. Table de probabilités gravité.

HMU	Pmp Hyd	Res Hyd	VCD	SVCD	SDV	VGD	Can	Gravité	Non
B	B	B	B	B	B	B	B	0	100
B	B	B	B	B	B	B	M	50,00	50,00
B	B	B	B	B	B	M	B	75,00	25,00
B	B	B	B	B	B	M	M	62.5	37.5
B	B	B	B	B	M	B	B	75,00	25,00
B	B	B	B	B	M	B	M	62.5	37.5
B	B	B	B	B	M	M	B	75,00	25,00
B	B	B	B	B	M	M	M	66.67	33.33
B	B	B	B	M	B	B	B	75,00	25,00
B	B	B	B	M	B	B	M	62.5	37.5
B	B	B	B	M	B	M	B	75,00	25,00
B	B	B	B	M	B	M	M	66.67	33.33
B	B	B	B	M	M	B	B	75,00	25,00
B	B	B	B	M	M	B	M	66.67	33.33
B	B	B	B	M	M	M	B	75,00	25,00
B	B	B	B	M	M	M	M	68.75	31.25
B	B	B	M	B	B	B	B	75,00	25,00
B	B	B	M	B	B	B	M	62.5	37.5
B	B	B	M	B	B	M	B	75,00	25,00
B	B	B	M	B	B	M	M	66.67	33.33
B	B	B	M	B	M	B	B	75,00	25,00
B	B	B	M	B	M	B	M	66.67	33.33
B	B	B	M	B	M	M	B	75,00	25,00
B	B	B	M	B	M	M	M	68.75	31.25
B	B	B	M	M	B	B	B	75,00	25,00

Annexes.

B	B	B	M	M	B	B	M	66.67	33.33
B	B	B	M	M	B	M	B	75,00	25,00
B	B	B	M	M	B	M	M	68.75	31.25
B	B	B	M	M	M	B	B	75,00	25,00
B	B	B	M	M	M	B	M	68.75	31.25
B	B	B	M	M	M	M	B	75,00	25,00
B	B	B	M	M	M	M	M	70,00	30,00
B	B	M	B	B	B	B	B	75,00	25,00
B	B	M	B	B	B	B	M	62.5	37.5
B	B	M	B	B	B	M	B	75,00	25,00
B	B	M	B	B	B	M	M	66.67	33.33
B	B	M	B	B	M	B	B	75,00	25,00
B	B	M	B	B	M	B	M	66.67	33.33
B	B	M	B	B	M	M	B	75,00	25,00
B	B	M	B	B	M	M	M	68.75	31.25
B	B	M	B	M	B	B	B	75,00	25,00
B	B	M	B	M	B	B	M	66.67	33.33
B	B	M	B	M	B	M	B	75,00	25,00
B	B	M	B	M	B	M	M	68.75	31.25
B	B	M	B	M	M	B	B	75,00	25,00
B	B	M	B	M	M	B	M	68.75	31.25
B	B	M	B	M	M	M	B	75,00	25,00
B	B	M	B	M	M	M	M	70,00	30,00
B	B	M	M	B	B	B	B	75,00	25,00
B	B	M	M	B	B	B	M	66.67	33.33
B	B	M	M	B	B	M	B	75,00	25,00
B	B	M	M	B	B	M	M	68.75	31.25

Annexes.

B	B	M	M	B	M	B	B	75,00	25,00
B	B	M	M	B	M	B	M	68.75	31.25
B	B	M	M	B	M	M	B	75,00	25,00
B	B	M	M	B	M	M	M	70,00	30,00
B	B	M	M	M	B	B	B	75,00	25,00
B	B	M	M	M	B	B	M	68.75	31.25
B	B	M	M	M	B	M	B	75,00	25,00
B	B	M	M	M	B	M	M	70,00	30,00
B	B	M	M	M	M	B	B	75,00	25,00
B	B	M	M	M	M	B	M	70,00	30,00
B	B	M	M	M	M	M	B	75,00	25,00
B	B	M	M	M	M	M	M	70.83	29.17
B	M	B	B	B	B	B	B	100,00	0,00
B	M	B	B	B	B	B	M	75,00	25,00
B	M	B	B	B	B	M	B	87.5	12.5
B	M	B	B	B	B	M	M	75,00	25,00
B	M	B	B	B	M	B	B	87.5	12.5
B	M	B	B	B	M	B	M	75,00	25,00
B	M	B	B	B	M	M	B	83.33	16.67
B	M	B	B	B	M	M	M	75,00	25,00
B	M	B	B	M	B	B	B	87.5	12.5
B	M	B	B	M	B	B	M	75,00	25,00
B	M	B	B	M	B	M	B	83.33	16.67
B	M	B	B	M	B	M	M	75,00	25,00
B	M	B	B	M	M	B	B	83.33	16.67
B	M	B	B	M	M	B	M	75,00	25,00
B	M	B	B	M	M	M	B	81.25	18.75

Annexes.

B	M	B	B	M	M	M	M	75,00	25,00
B	M	B	M	B	B	B	B	87.5	12.5
B	M	B	M	B	B	B	M	75,00	25,00
B	M	B	M	B	B	M	B	83.33	16.67
B	M	B	M	B	B	M	M	75,00	25,00
B	M	B	M	B	M	B	B	83.33	16.67
B	M	B	M	B	M	B	M	75,00	25,00
B	M	B	M	B	M	M	B	81.25	18.75
B	M	B	M	B	M	M	M	75,00	25,00
B	M	B	M	M	B	B	B	83.33	16.67
B	M	B	M	M	B	B	M	75,00	25,00
B	M	B	M	M	B	M	B	81.25	18.75
B	M	B	M	M	B	M	M	75,00	25,00
B	M	B	M	M	M	M	B	80,00	20,00
B	M	B	M	M	M	M	M	75,00	25,00
B	M	M	B	B	B	B	B	87.5	12.5
B	M	M	B	B	B	B	M	75,00	25,00
B	M	M	B	B	B	M	B	83.33	16.67
B	M	M	B	B	B	M	M	75,00	25,00
B	M	M	B	B	M	B	B	83.33	16.67
B	M	M	B	B	M	B	M	75,00	25,00
B	M	M	B	B	M	M	B	81.25	18.75
B	M	M	B	B	M	M	M	75,00	25,00
B	M	M	B	M	B	B	B	83.33	16.67
B	M	M	B	M	B	B	M	75,00	25,00

Annexes.

B	M	M	B	M	B	M	B	81.25	18.75
B	M	M	B	M	B	M	M	75,00	25,00
B	M	M	B	M	M	B	B	81.25	18.75
B	M	M	B	M	M	B	M	75,00	25,00
B	M	M	B	M	M	M	B	80,00	20,00
B	M	M	B	M	M	M	M	75,00	25,00
B	M	M	M	B	B	B	B	83.33	16.67
B	M	M	M	B	B	B	M	75,00	25,00
B	M	M	M	B	B	M	B	81.25	18.75
B	M	M	M	B	B	M	M	75,00	25,00
B	M	M	M	B	M	B	B	81.25	18.75
B	M	M	M	B	M	B	M	75,00	25,00
B	M	M	M	B	M	M	B	80,00	20,00
B	M	M	M	B	M	M	M	75,00	25,00
B	M	M	M	M	B	B	B	81.25	18.75
B	M	M	M	M	B	B	M	75,00	25,00
B	M	M	M	M	B	M	B	80,00	20,00
B	M	M	M	M	B	M	M	75,00	25,00
B	M	M	M	M	M	B	B	80,00	20,00
B	M	M	M	M	M	M	M	75,00	25,00
B	M	M	M	M	M	M	B	79.17	20.83
B	M	M	M	M	M	M	M	75,00	25,00
M	B	B	B	B	B	B	B	100,00	0,00
M	B	B	B	B	B	B	M	75,00	25,00
M	B	B	B	B	B	M	B	87.5	12.5
M	B	B	B	B	B	M	M	75,00	25,00
M	B	B	B	B	M	B	B	87.5	12.5

Annexes.

M	B	B	B	B	M	B	M	75,00	25,00
M	B	B	B	B	M	M	B	83.33	16.67
M	B	B	B	B	M	M	M	75,00	25,00
M	B	B	B	M	B	B	B	87.5	12.5
M	B	B	B	M	B	B	M	75,00	25,00
M	B	B	B	M	B	M	B	83.33	16.67
M	B	B	B	M	B	M	M	75,00	25,00
M	B	B	B	M	M	B	B	83.33	16.67
M	B	B	B	M	M	B	M	75,00	25,00
M	B	B	B	M	M	M	B	81.25	18.75
M	B	B	B	M	M	M	M	75,00	25,00
M	B	B	M	B	B	B	B	87.5	12.5
M	B	B	M	B	B	B	M	75,00	25,00
M	B	B	M	B	B	M	B	83.33	16.67
M	B	B	M	B	B	M	M	75,00	25,00
M	B	B	M	B	M	B	B	83.33	16.67
M	B	B	M	B	M	B	M	75,00	25,00
M	B	B	M	B	M	M	B	81.25	18.75
M	B	B	M	B	M	M	M	75,00	25,00
M	B	B	M	M	B	B	B	83.33	16.67
M	B	B	M	M	B	B	M	75,00	25,00
M	B	B	M	M	B	M	B	81.25	18.75
M	B	B	M	M	B	M	M	75,00	25,00
M	B	B	M	M	M	B	B	81.25	18.75
M	B	B	M	M	M	B	M	75,00	25,00
M	B	B	M	M	M	M	B	80,00	20,00
M	B	B	M	M	M	M	M	75,00	25,00

Annexes.

M	B	M	B	B	B	B	B	87.5	12.5
M	B	M	B	B	B	B	M	75,00	25,00
M	B	M	B	B	B	M	B	83.33	16.67
M	B	M	B	B	B	M	M	75,00	25,00
M	B	M	B	B	M	B	B	83.33	16.67
M	B	M	B	B	M	B	M	75,00	25,00
M	B	M	B	B	M	M	B	81.25	18.75
M	B	M	B	B	M	M	M	75,00	25,00
M	B	M	B	M	B	B	B	83.33	16.67
M	B	M	B	M	B	B	M	75,00	25,00
M	B	M	B	M	B	M	B	81.25	18.75
M	B	M	B	M	B	M	M	75,00	25,00
M	B	M	B	M	M	B	B	81.25	18.75
M	B	M	B	M	M	B	M	75,00	25,00
M	B	M	B	M	M	M	B	80,00	20,00
M	B	M	B	M	M	M	M	75,00	25,00
M	B	M	M	B	B	B	B	83.33	16.67
M	B	M	M	B	B	B	M	75,00	25,00
M	B	M	M	B	B	M	B	81.25	18.75
M	B	M	M	B	B	M	M	75,00	25,00
M	B	M	M	B	M	B	B	81.25	18.75
M	B	M	M	B	M	B	M	75,00	25,00
M	B	M	M	B	M	M	B	80,00	20,00
M	B	M	M	B	M	M	M	75,00	25,00
M	B	M	M	M	B	B	B	81.25	18.75
M	B	M	M	M	B	B	M	75,00	25,00
M	B	M	M	M	B	M	B	80,00	20,00

Annexes.

M	B	M	M	M	B	M	M	75,00	25,00
M	B	M	M	M	M	B	B	80,00	20,00
M	B	M	M	M	M	B	M	75,00	25,00
M	B	M	M	M	M	M	B	79.17	20.83
M	B	M	M	M	M	M	M	75,00	25,00
M	M	B	B	B	B	B	B	100,00	0,00
M	M	B	B	B	B	B	M	83.33	16.67
M	M	B	B	B	B	M	B	91.67	8.33
M	M	B	B	B	B	M	M	81.25	18.75
M	M	B	B	B	M	B	B	91.67	8.33
M	M	B	B	B	M	B	M	81.25	18.75
M	M	B	B	B	M	M	B	87.5	12.5
M	M	B	B	B	M	M	M	80,00	20,00
M	M	B	B	M	B	B	B	91.67	8.33
M	M	B	B	M	B	B	M	81.25	18.75
M	M	B	B	M	B	M	B	87.5	12.5
M	M	B	B	M	B	M	M	80,00	20,00
M	M	B	B	M	M	B	B	87.5	12.5
M	M	B	B	M	M	B	M	80,00	20,00
M	M	B	B	M	M	M	B	85,00	15,00
M	M	B	B	M	M	M	M	79.17	20.83
M	M	B	M	B	B	B	B	91.67	8.33
M	M	B	M	B	B	B	M	81.25	18.75
M	M	B	M	B	B	M	B	87.5	12.5
M	M	B	M	B	B	M	M	80,00	20,00
M	M	B	M	B	M	B	B	87.5	12.5
M	M	B	M	B	M	B	M	80,00	20,00

Annexes.

M	M	B	M	B	M	M	B	85,00	15,00
M	M	B	M	B	M	M	M	79.17	20.83
M	M	B	M	M	B	B	B	87.5	12.5
M	M	B	M	M	B	B	M	80,00	20,00
M	M	B	M	M	B	M	B	85,00	15,00
M	M	B	M	M	B	M	M	79.17	20.83
M	M	B	M	M	M	B	B	85,00	15,00
M	M	B	M	M	M	B	M	79.17	20.83
M	M	B	M	M	M	M	B	83.33	16.67
M	M	B	M	M	M	M	M	78,57	21.43
M	M	M	B	B	B	B	B	91.67	8.33
M	M	M	B	B	B	B	M	81.25	18.75
M	M	M	B	B	B	M	B	87.5	12.5
M	M	M	B	B	B	M	M	80,00	20,00
M	M	M	B	B	M	B	B	87.5	12.5
M	M	M	B	B	M	B	M	80,00	20,00
M	M	M	B	B	M	M	B	85,00	15,00
M	M	M	B	B	M	M	M	79.17	20.83
M	M	M	B	M	B	B	B	87.5	12.5
M	M	M	B	M	B	B	M	80,00	20,00
M	M	M	B	M	B	M	B	85,00	15,00
M	M	M	B	M	B	M	M	79.17	20.83
M	M	M	B	M	M	B	B	85,00	15,00
M	M	M	B	M	M	B	M	79.17	20.83
M	M	M	B	M	M	M	B	83.33	16.67
M	M	M	B	M	M	M	M	78,57	21.43
M	M	M	M	B	B	B	B	87.5	12.5

Annexes.

M	M	M	M	B	B	B	M	80,00	20,00
M	M	M	M	B	B	M	B	85,00	15,00
M	M	M	M	B	B	M	M	79.17	20.83
M	M	M	M	B	M	B	B	85,00	15,00
M	M	M	M	B	M	B	M	79.17	20.83
M	M	M	M	B	M	M	B	83.33	16.67
M	M	M	M	B	M	M	M	78,57	21.43
M	M	M	M	M	B	B	B	85,00	15,00
M	M	M	M	M	B	B	M	79.17	20.83
M	M	M	M	M	B	M	B	83.33	16.67
M	M	M	M	M	B	M	M	78,57	21.43
M	M	M	M	M	M	B	B	83.33	16.67
M	M	M	M	M	M	B	M	78,57	21.43
M	M	M	M	M	M	M	B	82,14	17.86
M	M	M	M	M	M	M	M	78.125	21.875

Tab.38. Table des probabilités Criticité.

Fréquence	Gravité	Critique	Non
Fréquent	Grave	99	1
Fréquent	Non	75	25
Non	Grave	75	25
Non	Non	1	99

Annexes.

Tab.39. Table de probabilités des décisions

Cr	Causes	Art	Nart	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	D11	D12	D13	D14	D15	D16
Critique	C1	90	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C2	95	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C3	85	0	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C4	87	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C5	93	0	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C6	92	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C7	87	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C8	85	0	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C9	80	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C10	89	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C11	94	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C12	91	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0
Critique	C13	96	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0
Critique	C14	87	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C15	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C16	84	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0
Critique	C17	94	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C18	94	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0
Critique	C19	94	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C20	95	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C21	94	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C22	96	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0
Critique	C23	89	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C24	89	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C25	89	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0

Annexes.

Critique	C26	84	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0
Critique	C27	87	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Critique	C28	90	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10
Critique	C29	89	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0
Non	C1	0	90	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C2	0	95	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C3	0	85	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C4	0	87	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C5	0	93	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C6	0	92	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C7	0	87	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C8	0	85	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C9	0	80	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C10	0	89	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C11	0	94	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0
Non	C12	0	91	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0
Non	C13	0	96	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0
Non	C14	0	87	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C15	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C16	0	84	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0
Non	C17	0	94	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0
Non	C18	0	94	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0
Non	C19	0	94	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0
Non	C20	0	95	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C21	0	94	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0
Non	C22	0	96	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0
Non	C23	0	89	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0

Annexes.

Non	C24	0	89	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0
Non	C25	0	89	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0
Non	C26	0	84	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0
Non	C27	0	87	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Non	C28	0	90	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10
Non	C29	0	89	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0