



HAL
open science

Modèles de processus de collecte de données et d'évaluation de performance de disponibilité pour l'aide à la décision en maintenance

Zhouhang Wang

► **To cite this version:**

Zhouhang Wang. Modèles de processus de collecte de données et d'évaluation de performance de disponibilité pour l'aide à la décision en maintenance. Autre. Université de Lorraine, 2013. Français. NNT : 2013LORR0287 . tel-01750638

HAL Id: tel-01750638

<https://hal.univ-lorraine.fr/tel-01750638>

Submitted on 29 Mar 2018

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

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



AVERTISSEMENT

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

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

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

Contact : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4

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

http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php

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

Modèles de processus de collecte de données et d'évaluation de performance de disponibilité pour l'aide à la décision en maintenance

Thèse

Soutenance soutenue publiquement le 11 décembre 2013

Pour l'obtention du

Doctorat de l'université de Lorraine

(Spécialité : Automatique, traitement du signal et génie informatique)

Par

WANG Zhouhang

Composition du jury

Rapporteurs :

Mme SIMEU-ABAZI Zineb, MdC HDR à l'Université de Grenoble

M. ZERHOUNI Noureddine, Professeur à l'ENS2M de Besançon

Examineurs :

M. COULIBALI Amadou, MdC HDR à l'INSA de Strasbourg

M. KACEM Imed, Professeur à l'Université de Lorraine

M. SIADAT Ali, MdC à l'ENSAM de Metz

Directeur de thèse :

M. ADJALLAH Kondo H., Professeur à l'ENI de Metz

*A mes parents,
A ma famille, à mes amis et à tous ceux qui me sont chers*

Remerciements

Simplement quelques mots pour remercier toutes les personnes qui ont contribué à la réalisation de ce travail. Vos mille gestes et encouragements furent pour moi des plus appréciés.

Je remercie beaucoup Professeur Imed KACEM de m'avoir fait l'honneur de présider mon jury de thèse.

J'adresse mes plus sincères remerciements à mes rapporteurs, Mme Zineb SIMEU-ABAZI, Maître de Conférences Habilitée, et le Professeur Nouredine ZERHOUNI, pour avoir accepté de lire cette thèse et de m'avoir fait bénéficier de leurs pertinentes remarques et suggestions.

Je remercie aussi M. Amadou COULIBALI et M. Ali SIADAT, Maîtres de Conférences, d'avoir accepté de faire partie de mon jury.

Je tiens à adresser un grand remerciement au Professeur Pierre Chevrier, Directeur de l'ENIM, qui m'aura soutenu dès le début de mes travaux et m'aura aidé sans faille dans les périodes difficiles, et pour les opportunités qu'il m'a offertes.

J'aimerais dire un immense merci en particulier à M. Kondo H. ADJALLAH Professeur des Universités à l'ENIM, pour son aide, sa gentillesse et son soutien tout au long de ces années, surtout pendant les derniers moments pénibles, pour la confiance qu'il m'a accordée en acceptant d'encadrer ce travail doctoral, pour ses multiples conseils et pour toutes les heures qu'il a consacrées à diriger cette recherche.

Je n'oublie pas de remercier mes collègues de l'ENIM, Vanessa Bouchart, Marie Laure Jung, Anne Sophie Wolf, Maen ATLI, Akram Zougari, Hamza Boudhar et mes compatriotes Gao Ning, Wen Xu, Xu Zanjie, Chen Jing, Liu Xi et Long Jie avec lesquels j'ai partagé mes angoisses et mes rêves, pour leur soutien moral.

Mes dernières pensées iront vers ma famille, et surtout à mes parents, à mes beaux-parents et un grand amour mon épouse Shanshan (Vicky) WANG qui m'auront permis de poursuivre mes études jusqu'à aujourd'hui.

Table des matières

Introduction générale.....	1
1 Motivation des travaux de recherche	2
2 Contexte général des travaux proposés	4
3 Problématiques de collecte des données	6
4 Problématique de mon travail de recherche	10
5 Contributions et organisation du mémoire	11
<i>Chapitre 1</i> Modélisation du processus de collecte de données sur un équipement	19
1 Introduction	20
1.1 Etat-de-l'art sur la collecte de données	20
1.2 Collecte de données sur le cycle de vie et état de santé d'un équipement.....	23
2 Sources et flux de données d'un équipement	24
2.1 Cartographie flux de données dans un équipement	24
2.2 Sources des données sur un équipement	25
2.3 Localisation des données pertinentes	27
3 Modélisation d'un PCD d'un équipement productif.....	28
3.1 Description du PCD	28
3.2 Proposition d'un modèle de PCD	32
3.3 Principe de modélisation formelle du PCD	34
3.4 Calcul des indicateurs d'efficacité du PCD	38
4 Extraction d'indicateurs d'aide à la décision	41
4.1 Organisation des données dans une base	31
4.2 Indicateur d'état de santé d'un équipement	42
4.3 Diagnostic et pronostic des défaillances	43
5 Conclusion.....	43
<i>Chapitre 2</i> Modèle RdPS du comportement stochastique d'un équipement	45
1 Les réseaux de Petri stochastiques (RdPS).....	46
1.1 Caractéristiques des RdPS	46
1.2 Principes de modélisation par RdPS	47

1.3	Graphe de Markov et RdPS	48
2	Modélisation par RdPS coloré.....	52
2.1	Les RdP Colorés (RdPC)	52
2.2	Principes de modélisation par RdPSC	53
3	Evaluation de l'efficacité opérationnelle par RdPS et simulation Monte Carlo	59
3.1	Le problème d'évaluation de performance d'un équipement (Marsan, 1990)	59
3.2	Évaluation de performances par RdPS et simulation Monte Carlo	61
4	Conclusion.....	63
<i>Chapitre 3</i> Modèle RdPS Colorés du comportement d'un équipement réparable.....		65
1	Introduction	66
1.1	Evaluation de la dégradation de l'état d'un composant	67
2	Modèle RdP Coloré d'un système multi-composant réparable.....	68
2.1	Modélisation par Réseau de Petri coloré	69
2.2	Modélisation du processus de maintenance d'un équipement.....	80
3	Détermination des coupes minimales.....	84
4	Détermination des contraintes des structures <i>k-sur-n</i>	85
5	Modèle de synthèse des indicateurs d'aide à la décision	86
6	Conclusion.....	88
<i>Chapitre 4</i> Application à un système de production d'énergie multi-source.....		91
1	Synthèse des indicateurs "disponibilité" et "coût" d'un système multi-composant	92
1.1	Le module "Maintenance" du logiciel de simulation sous Scilab	92
1.2	Principe de spécification d'un système pour le logiciel de Scilab.....	93
2	Application à un système multi-état de production d'énergie multi-sources.....	97
2.1	Diagramme Bloc de Fiabilité du système	99
2.2	Modèle du système par RdPSC (RdP Stochastique Coloré).....	99
2.3	Simulation Monte Carlo des configurations 1 et 2 sous Scilab	103
2.4	Etudes de l'efficacité pour l'aide à l'optimisation du PCD	107
2.5	Comparaisons des résultats de la simulation "Monte Carlo".....	111
3	Conclusion.....	113
Conclusion et perspectives		115

3.1 Perspectives.....	118
Références	121
<i>Annexe A</i> <i>Modèle fonctionnel structuré sur plusieurs niveaux</i>	135
Définition	135
Niveaux fonctionnels dans un équipement.....	135
Exemple d'application à une pompe hydraulique	136
Application à une éolienne génératrice d'énergie électrique	137
<i>Annexe B</i> <i>Vérification de cohérence par la réconciliation des données de capteurs</i>	138
<i>Annexe C</i> <i>Cas d'étude et modèles d'analyse de défaillance d'un système</i>	142
Système de production d'énergie multi-source	142
Arbre de défaillance d'un équipement	143
<i>Annexe D</i> <i>Modèles d'évaluation d'indicateurs de l'état de santé d'un équipement</i>	146
Définitions.....	146
Définition de la fiabilité	146
Définition de la maintenabilité.....	146
Définition de la disponibilité.....	147
Autre mesures de sûreté de fonctionnement	147
<i>Annexe E</i> <i>Modèle markovien d'un processus réparable</i>	149
Définitions.....	149
Propriété	150
Conséquence de la propriété markovienne.....	150
Processus semi-markovien	151
Evaluation de la fiabilité et la disponibilité.....	151
<i>Annexe F</i> <i>Rappel sur les Réseaux de Petri (RdP)</i>	153
Eléments de base des RdP	153
Matrice d'incidence.....	154
Vecteur de Marquage	155
Règles de franchissement	156
Quelques propriétés des RdP.....	157

Table des figures

Figure 0.1. Fonctions concernées du processus de collecte de données dans le mémoire.	14
Figure 1.1. Cartographie des sources de données dans un équipement complexe	25
Figure 1.2. Schéma structurelle hiérarchique de granularité.....	26
Figure 1.3. Exemple de flux MEI d'une pompe hydraulique.	28
Figure 1.4. Chaîne des activités dans le PCD.....	29
Figure 1.5. Logigramme de mise en œuvre des fonctions d'un PCD.....	30
Figure 1.6 : Représentation générique d'un processus	35
Figure 1.7 : Modèle d'un PCD et base de données avec les procédures et les acteurs.....	37
Figure 1.8 : Visualisation des indicateurs par rapport aux référentiels de forme et de rôle	40
Figure 1.9. Organisation des données et des informations extraites dans une base	32
Figure 2.1. Diagramme d'évolution temporelle d'état d'un processus de Markov	49
Figure 2.2. Système à deux états avec taux de transition représenté par un graphe de Markov.....	50
Figure 2.3. Modèle Graphe de Markov de l'équipement "pompe"	51
Figure 2.4. Modèle <i>RdPS</i> de comportement l'équipement " pompe "	52
Figure 3.1. Evaluation de la dégradation de l'état de l'équipement	68
Figure 3.2. Représentation des états de 1 élément simple	70
Figure 3.3. Représentation des états de 2 éléments en parallèle (redondance active)	72
Figure 3.4. Représentation des états d'un équipement à 2 éléments en série	73
Figure 3.5. Diagramme de fiabilité et <i>RdPSC</i> d'un équipement à 9 composants multi-état	75
Figure 3.6. Graphe <i>RdPSC</i> du comportement d'un équipement à 4 composants et réparateur.....	81
Figure 3.7. Arbre de défaillance de l'équipement de la Figure 3.5	84
Figure 3.8. Modèle <i>RdPSC</i> d'évaluation de l'efficacité opérationnelle et de suivi de l'état	87
Figure 3.9. Architecture de mise en œuvre du PCD dans un environnement.....	88
Figure 4.1. Capture d'écran de l'interface de simulation "Monte Carlo" du logiciel Scilab.....	93
Figure 4.2. DBF d'un équipement à 4 composants série-parallèle-série.....	93
Figure 4.3. Système série-parallèle-série avec les codes en Excel.....	94
Figure 4.4. La matrice de codage de la structure du système	94
Figure 4.5. Evolution du coût et de disponibilité du système au cours du temps.....	96
Figure 4.6. Résultats de la simulation "Monte Carlo"	97
Figure 4.7. Schéma d'un système hybride de production d'énergie multi-ressources	98
Figure 4.8. DBF du système de production d'énergie multi-source.....	99
Figure 4.9. Diagramme Bloc de Fiabilité du système hybride de production d'énergie	100

Figure 4.10. Diagramme Bloc de Fiabilité simplifié du système hybride de production d'énergie....	100
Figure 4.11. RdPSC du système hybride de production d'énergie.....	101
Figure 4.12. DBF du système de la configuration 1.....	101
Figure 4.13. RdPSC du système de la configuration 1.....	102
Figure 4.14. Résultats de la simulation "Monte Carlo".....	105
Figure 4.15. Exemple de résultats de simulation "Monte Carlo".....	106
Figure 4.16. Scénario d'efforts accrus sur le composant D.....	108
Figure 4.17. Résultats de la configuration 1 avec efforts intensifiés sur le composant D.....	108
Figure 4.18. Scénario d'efforts accrus sur le composant D dans la configuration 2.....	108
Figure 4.19. Résultats de la configuration 2 avec intensification des efforts sur le composant D.....	109
Figure 4.20. Scénario d'efforts accrus sur le composant C dans la configuration 2.....	109
Figure 4.21. Résultats de la configuration 2 avec intensification des efforts sur le composant C.....	109
Figure 4.22. Relâchement des efforts sur le composant B dans la configuration 2.....	110
Figure 4.23. Résultats de la configuration 2 avec effort sur B relégué au second plan.....	110
Figure 4.24. Résultat de simulation du coût de maintenance sous scénario 1.....	111
Figure 4.25. Résultat de simulation pour la disponibilité du scénario 1.....	111
Figure 4.26. Résultat en simulation du coût de maintenance du scénario 1.....	112
Figure 4.27. Résultat en simulation pour la disponibilité sous scénario 1.....	112
Figure A.1. Boîte IDEF0 modélisant une fonction.....	135
Figure A.2. Système de pompe hydraulique et son modèle de flux.....	136
Figure A.3. Génératrice à source éolienne et son modèle de flux.....	137
Figure B.1. Graphe de flux MEI réduit à partir du graphe de flux de la Figure 1.3.....	140
Figure C.1. Système de production d'énergie multi-source.....	142
Figure C.2. Exemple d'arbre de défaillance du système.....	144
Figure E.1. DBF d'un équipement à 3 composants en structure parallèle-série.....	150
Figure E.2. Graphe de Markov des 3 composants indépendants à 2 états avec réparateurs.....	151
Figure F.1. Modélisation d'un équipement par un Réseau de Petri.....	156
Figure F.2. Le graphe de marquage du réseau du système de la Figure F.1.....	156
Figure F.3. Franchissement d'une transition.....	157
Figure F.4. Exemples de RdPs illustrant plusieurs propriétés.....	159

Introduction générale

L'exigence de données adaptées aux besoins d'aide à la décision de gestion d'un équipement, (capital productif immobilisé pour une entreprise), est un sujet qui continue de préoccuper les industriels confrontés à des clients de plus en plus exigeants sur les prix et confrontés à des marchés de plus en plus exacerbés par les compétitions. Ces exigences, toujours en lien avec des préoccupations économiques, nécessitent des modèles d'évaluation et de prévision de l'efficacité des équipements, pour aider à réduire les coûts et les risques d'une part, et pour améliorer les gains d'exploitation d'autre part. Ces équipements doivent être économes à l'entretien et engendrer le minimum de coût d'exploitation lié à la qualité par exemple et le minimum de risques.

En effet, la performance économique de toute industrie est sensible à l'*efficacité opérationnelle* de ses équipements de production durant leur exploitation. Le processus de maintenance aide donc à assurer l'efficacité. Il occupe ainsi une place importante dans la gestion des équipements réparables. En parallèle, les coûts de maintenance doivent être maîtrisés face aux exigences de sûreté de fonctionnement et d'efficacité opérationnelle des équipements de production.

L'*efficacité opérationnelle* d'un équipement est un indicateur technico-économique de fiabilité (faible taux de défaillance), de disponibilité, de rendement élevé et de coût d'exploitation optimums. Ce dernier inclut les coûts de consommables, de non-qualité (pertes de production), de maintenance et de maîtrise des risques. Et les coûts des consommables (fluide, énergie, etc.) et de non-qualité sont souvent liées à l'efficacité des actions de maintenance, qui elle-même est liée à la pertinence des décisions de maintenance.

Pour maintenir l'efficacité opérationnelle d'un équipement au cours de ses différentes phases de vie, le processus de maintenance a besoin de données et d'informations collectées sur l'équipement pour alimenter les modèles d'aide à la réduction des risques de défaillance. Pour garantir l'efficacité opérationnelle d'un équipement, il est très utile de spécifier dès la conception les données et informations nécessaires aux décisions futures. En effet, lorsque l'équipement est défaillant, il est souvent nécessaire d'analyser les données et les signes de

dégradation précédant cet état et d'utiliser des méthodes, techniques et modèles appropriés d'identification des causes. Ces éléments d'information servent à proposer des diagnostics et à décider les actions à initier (Jun, et al., 2009) (Zhou, et al., 2007). Avant leur exploitation par les systèmes d'aide à la décision, les données sont prétraitées pour en assurer la qualité, puis analysées et traitées pour en extraire les informations utiles. La difficulté est que ces données et ces informations sont de nature très hétérogène, ne sont pas synchronisées et sont collectées à l'aide de moyens très divers tels que les capteurs, les opérateurs humains de production et de maintenance, et les ingénieurs constructeurs et concepteurs de l'équipement. Certaines données et informations proviennent de l'environnement (environnement physique et entreprise).

La gestion d'un équipement tout au long de sa durée de vie nécessite donc la mise en œuvre de processus plus ou moins optimisés de collecte de diverses données sur l'équipement dans différentes configurations. Pour satisfaire ce besoin de collecte de données et d'éléments d'informations indispensables à l'évaluation des indicateurs d'aide à la décision, les méthodes et les outils de collecte doivent être adaptés aux différentes phases de vie de l'équipement.

La fiabilité des données *Retour d'Expérience* (REX) est une des principales préoccupations des travaux de l'association ESReDA¹ qui regroupe des experts d'entreprises industrielles de tailles européenne et mondiale, ou encore du centre RIAC² aux USA. Les chercheurs n'ont pas cessé de proposer des approches et de développer pour les industriels, des méthodes pour modéliser et évaluer l'efficacité d'un équipement sur sa durée de vie. Il s'agit, d'une part, des performances économiques (coût de maintenance, coût de possession et bénéfices) et, d'autre part, des performances techniques (fiabilité, disponibilité, maintenabilité, efficacité des équipements et des installations, leur sécurité et celle des personnes). La qualité des données et des informations utilisées pour construire les modèles d'indicateurs d'efficacité et pour alimenter ces modèles est très souvent insuffisante pour permettre des décisions fiables.

1 Motivation des travaux de recherche

L'objectif d'efficacité opérationnelle ne pourra être atteint sans recourir aux données sur l'état des équipements, leur entretien, leurs conditions de fonctionnement et leur efficacité opérationnelle. Ces données constituent la partie visible du REX (Lindhe, et al., 2009), qui correspond aux données historiques ou éléments d'information collectées sur les équipements.

¹ European Safety, Reliability and Data Association (<http://www.esreda.org>)

² Reliability Information Analysis Center (<http://www.theriac.org>)

Le REX comprend les données de conception ; les données d'activités de maintenance (inspection, diagnostic, pronostic, décisions face aux problèmes rencontrés, rapports sur des événements de type accident, expertises, remplacement de composants, ...) ; les événements (démarrages, arrêts, incidents, changement de configuration, accidents survenus) ; les consignes de contrôle ; les coûts d'opérations diverses ; les solutions d'ingénierie, etc. Si à ce jour, les ingénieurs se sont contentés de données de qualité acceptable pour élaborer des modèles d'aide à la gestion des équipements productifs, les exigences de plus en plus élevées de qualité et de compétitivité obligent les décideurs à rechercher des modèles de plus en plus précis qui requièrent une attention accrue sur la qualité des données. Ces dernières sont indispensables à l'élaboration des modèles et leur qualité n'est pas toujours à la hauteur des attentes au moment de leur exploitation.

En effet, les exploitants industriels sont souvent confrontés à l'inadéquation, pour différentes raisons, entre les données disponibles dans leurs bases et l'évolution perpétuelle des objectifs d'exploitation. Au moment d'exploiter les données, il arrive souvent que l'on découvre que :

1. les données n'ont pas été sélectionnées à l'origine pour les besoins auxquelles elles sont appelées à satisfaire, alors que leur collecte a nécessité plusieurs années pour disposer d'un historique représentatif du retour d'expérience nécessaire à l'élaboration des modèles suffisamment précis et robustes,
2. les données n'ont pas toutes été collectées suivant des procédures adéquates assurant leur interprétation en rapport au contexte de leur genèse, les rendant souvent inadaptées,
3. certaines données cruciales sont souvent manquantes, ce qui réduit la pertinence des informations qui peuvent en être extraites pour les décisions envisagées,
4. certaines données sont rares (défaillance de certains composants très fiables par exemple), ce qui compromet leur exploitation par les techniques et outils classiques de traitement et d'analyse, voire impossible dans certains cas,
5. certaines données sont censurées à causes d'évolutions technologiques non homogènes, ou de modifications de politique de maintenance de certains équipements à longue durée de vie, ou de transformations pour satisfaire des exigences fonctionnelles ou de maintenabilité, de fiabilité, de disponibilité ou de sécurité, etc.

6. certaines données sont incohérentes à cause de l'hétérogénéité technologique, temporelle (mixage de composants ayant différentes dates de mise en service sur un parc d'équipements) ou fonctionnelle (mixage de composants impliqués dans différentes missions, sur différents équipements et dans différents environnements),
7. certaines données sont incomplètes (aux plans structurel, fonctionnel, temporel, ou spatial) car ne comprenant pas toutes les dimensions garantissant leur exploitation pour en extraire le sens ou la signification et réduisant ainsi leur valeur informationnelle,
8. etc.

2 Contexte général des travaux proposés

Il est courant que des *bases de données* (BD), très utiles à leur spécification, se révèlent inutiles après plusieurs années d'efforts d'alimentation. Il est donc indispensable de corriger, très en amont, tout problème et toute insuffisance observés par rapport aux objectifs d'exploitation des données. Par exemple, dans le domaine de l'ingénierie de sûreté de fonctionnement et de maintenance, les données commencent à devenir intéressantes à partir de 5 ans et plus pour les composants critiques. Des exemples de bases de données inefficaces pour le développement de modèles et d'indicateurs d'aide à la décision sont nombreux. Nous pouvons citer par exemple des bases de données existantes telles OREDA ou Offshore Reliability Database (Sandtorv & al. 1996), BASEXP ou base de données d'expertise en électronique (Dupe & al. 1994), SRDF ou système de recueil de données de fiabilité développé par EDF (Lannoy & Procaccia 1996), EIREDA ou European Industry Reliability Databank (Procaccia & al. 1995) ; SADE ou Système d'Analyse des Défaillances en Exploitation développé par le CNET (Boulaire & al. 1993) ; Banque de données de fiabilité d'Alstom, WebCARE & VHMS (Vehicle Health Monitoring System) de Komatsu Ltd (Taku et al., 2002). Les problèmes énumérés sont d'autant plus accentués que les équipements concernés ne reçoivent pas la même attention vu du côté du constructeur et du côté de l'utilisateur. Le premier souhaite recueillir des données sur ses équipements en cours d'exploitation, ce qui devrait l'aider à en améliorer la conception mais il ne le peut pour des raisons de confidentialité chez l'utilisateur, alors qu'il n'a fourni à ce dernier aucune procédure ou modèle de processus pour en contrôler la collecte. Le second souhaite disposer

des modèles de comportement des composants impliqués dans ses équipements afin de calculer des indicateurs d'aide aux décisions de gestion et de maintenance, alors qu'il garde certaines données confidentielles sur certaines conditions de fonctionnement et sur certains événements survenus au cours de l'exploitation des équipements. Ainsi, il arrive souvent que l'utilisateur développe et implémente son propre système de collecte et dont la durée de vie peut être plus ou moins grande. Pour garantir une meilleure exploitation des données afin de construire des modèles fiables de dégradation et d'aider aux décisions de maintenance, il est indispensable d'assurer la cohérence des données et de permettre leurs associations aux différentes phases de vie des composants et des équipements concernés. Par conséquent, la collecte des données doit être menée en phase avec le processus de gestion des cycles de vie des composants et équipements (Jun et al. 2007). Pour réduire ces inconvénients et mieux aider aux décisions de gestion de la vie des équipements de transport, le projet EUROMAIN (European Railway Open Maintenance System) a été initié entre 2002-2005.

L'insuffisance de données cohérentes, complètes et de qualité requise pour alimenter les bases et pour construire des modèles de fiabilité ou de dégradation et d'efficacité, est également signalée par les ingénieurs fiabilistes, les ingénieurs et responsables de maintenance et les gestionnaires de risques d'équipements durables. Ce constat a souvent été effectué par des ingénieurs-chercheurs de centres de recherche de grands groupes industriels (VTT, EPRI, CEA, CNES, EDF, ...) et au sein d'associations internationales telles que ESRA, ESReDA, IEEE Reliability, IMDR-SdF, etc. qui s'intéressent à la construction de modèles de sûreté de fonctionnement réalistes à partir de données.

En dehors de ces observations et de l'expression des exigences sur la qualité des données ainsi que de techniques et technologies développées pour traiter des aspects particuliers des données, peu de travaux de recherche ont été consacrés à l'étude et à la modélisation du processus de collecte de données en vue d'en assurer la qualité sur les cycles de vie des équipements. Les approches se limitent souvent à la spécification de procédures et des systèmes de gestion des données dans des bases ou dans des banques de données.

L'intention de cette thèse est donc de contribuer à développer une démarche systématique de collecte de données et à proposer un modèle de système et processus de collecte, utilisant des méthodes et outils qualitatifs et quantitatifs existant permettant de corriger les insuffisances et les incohérences très en amont et d'en assurer la robustesse en fonction de leurs objectifs.

Ce travail est le début d'études destinées à concevoir un processus adaptatif et reconfigurable de collecte de données sur des équipements sur leur durée de vie. En parallèle aux systèmes automatisés d'acquisition de données et de signaux tels que les systèmes de surveillance en ligne pour la maintenance conditionnelle ou les MES³, une partie non négligeable des données provient des activités de maintenance et de REX où les collectes des données sont assurées par des opérateurs humaines. Par conséquent, en plus des approches développées dans les domaines de la sûreté de fonctionnement et de la maintenance, de nouvelles approches pourront s'inspirer des méthodes développées dans le domaine de la santé humaine (Zaza et al. 2000, Yu et al. 2009, Pavlović et al. 2009) et des équipements médicaux (Vawdrey et al. 2007) pour des objectifs similaires.

3 Problématiques de collecte des données

Définitions 1 : Afin de permettre son exploitation complète, il est indispensable de saisir la définition complète du concept de donnée. D'après la définition du dictionnaire Petit Robert, c'est un *élément d'information* qui sert de base et de référence à un raisonnement pour résoudre un problème. Cet élément est connu et déterminé dans l'énoncé du problème. Il sert à découvrir l'information inconnue et il peut être modélisé et représenté sous forme numérique ou analogique en vue d'un traitement automatique ou encore sous forme textuelle, sonore, d'image, etc. La donnée ou élément d'information peut décrire une quantité mesurable ou non ou encore une qualité exprimant des conditions ou des hypothèses nécessaires à la résolution du problème. Dans sa forme complexe et complète, une donnée possède plusieurs dimensions : nature, forme, localisation (spatio-géographique) et temps, auxquels il convient d'ajouter sa fonction (objectif) et les contraintes environnementales. ■

Dans sa nature (dimension quantitative), la donnée contient l'intensité ou la valeur intrinsèque d'un phénomène qu'elle est supposée représenter. La forme (dimension qualitative) révèle des caractéristiques d'appréciation de la valeur extrinsèque (perçu par rapport à son utilité et sa pertinence). La dimension spatio-géographique, qui dans certains cas, peut être réduite à une grandeur d'influence, permet de décrire les conditions de réalisation du phénomène concerné. Enfin, la dimension temporelle permet de positionner et d'exploiter la donnée du point de vue historique. Suivant la représentation choisie, la donnée peut être réduite à l'une des trois premières dimensions et à celle du temps et, dans le cas statique, cette dernière peut être omise.

³ Manufacturing Execution System

Par exemple, une donnée de température T_s recueillie à l'instant $t=0$ est une valeur quantitative égale à $39,5^\circ\text{Celsius}$. C'est une qualité unique qui n'est reliée à rien de spécifique qui permet son interprétation et son exploitation aisées $T_s = T(t=2h)$. On peut y apporter un élément supplémentaire tel que la précision de la mesure, soit par exemple 2%, à laquelle on peut associer un écart-type de $0,5^\circ\text{C}$. Ces éléments permettent de qualifier la donnée Température quant à la qualité de la mesure. L'on pourrait y associer l'erreur systématique de mesure par exemple de 1°C . On peut ensuite ajouter l'élément supplémentaire de lieu de la mesure par exemple "température mesurée sur le palier lisse d'un moteur de 2 kW, à 1500 tr/min" à la température ambiante $23,5^\circ\text{C}$. Enfin, des éléments d'information supplémentaire peuvent révéler que la température a été mesurée après 2 heures de fonctionnement du moteur et que le capteur utilisé a consommé 2000 heures de sa durée de vie moyenne de 2300 heures, et que la jauge de température est collée ou que la mesure a été réalisée par imagerie infra-rouge. On peut observer que la donnée de température est quantifiée, que la qualité de la mesure est appréciable grâce à la connaissance de l'erreur de mesure, que de l'écart-type de mesure et de la précision du capteur, que l'environnement de mesure connue grâce au capteur et à l'ambiance de mesure permet de mieux apprécier la qualité de la donnée et que l'élément instant de mesure par rapport à l'origine des temps de fonctionnement du moteur permet d'estimer la durée de vie résiduelle et le séjour de fonctionnement du composant. Par exemple, on peut déterminer plus aisément le régime de fonctionnement où la mesure a été effectuée (régime transitoire stabilisé, stationnaire, etc.). Si, par exemple, la température ambiante mesurée est de l'ordre de 36°C , la qualité de la donnée et donc l'interprétation peuvent en être influencée et donc des questions devraient surgir.

Pour collecter les données, il est donc nécessaire de noter l'ensemble des éléments d'information suivant les quatre dimensions ci-dessus et de spécifier les conditions de collecte, lorsqu'une dimension doit être négligée. Même dans ce cas, il est indispensable de noter, ne serait-ce qu'à titre de vérification des conditions, les données correspondantes, au moins à chaque fois que ces conditions évoluent. La collecte de données consiste donc à recueillir, si possible, tous les éléments quantitatifs, qualitatifs, environnementaux et temporels nécessaires permettant d'évaluer l'intensité d'un phénomène, d'apprécier la qualité de cette valeur, de localiser le phénomène dans l'environnement et dans le temps. La donnée est donc l'ensemble des éléments d'appréciation d'un phénomène considéré des points de vue structurel et fonctionnel.

Définitions 2 : Le PCD est l'ensemble des opérations permettant de récupérer les données indispensables pour suivre les comportements d'un équipement dans tous ses états (tant en conception, en fabrication, lors de la mise en service, en fonctionnement qu'en maintenance ou en démantèlement). Les données sont collectées pendant les activités de l'équipement et autour de l'équipement pour assurer son bon fonctionnement, en incluant les données relatives à l'ensemble des événements survenant au cours des différentes phases de sa vie. Pour assurer le bon fonctionnement de l'équipement, il serait souhaitable d'inclure les données liées aux conditions externes d'exploitation et de fonctionnement de l'équipement. ■

L'objectif principal de la collecte de données est donc de disposer de l'ensemble des données à l'origine des informations d'aide aux décisions garantissant le bon fonctionnement d'un équipement. Elle permet donc d'assurer la qualité du produit et l'efficacité opérationnelle de l'équipement. Pour cela, le processus de collecte nécessite la résolution préalable de plusieurs problèmes :

- choix et positionnement des capteurs d'alimentation des modèles des indicateurs,
- choix des indicateurs pertinents de suivi de l'état et des indicateurs d'efficacité,
- stratégie de collecte (techniques d'échantillonnage, fréquence d'échantillonnage, conditions d'échantillonnage, etc.),
- techniques et méthodes d'évaluation et validation de la qualité des données,
- techniques et méthodes de traitement et d'analyse des données,
- modèle d'extraction des indicateurs.

Par rapport à notre objectif d'exploitation qui concerne essentiellement l'aide à la décision, nous pouvons distinguer 4 types de données. Le premier type de données concerne les mesures des paramètres dimensionnant, de capacités ou de limites des flux (matière, énergie et information) internes reliant les composants ou sous-systèmes de l'équipement, ou reliant l'équipement à son environnement, et le degré d'altération de ces paramètres (mesure du degré d'usure et de dégradation, défaillance). Ces paramètres incluent les limites et résistances opposables aux quantités de matière (masse, volume, quantité), d'énergie (électrique, électromagnétique, thermique, mécanique, hydraulique, etc.) et d'information (ensemble de données configurées avec un certain niveau d'entropie) circulant ou stocké dans l'équipement, et entrant et sortant de l'équipement. Lorsque les paramètres varient dans le temps pour satisfaire les besoins d'équilibre des flux à travers les relations assurées par les flux internes entre les composants ou sous-systèmes, ou entre l'équipement et son

environnement, on parlera de paramètres variables (au cours du temps) ou tout simplement de variables mesurables au cours du temps. Lorsque les paramètres dimensionnant doivent rester constants au cours du temps, ils n'ont besoin d'être mesurés que pour vérifier cette stabilité ou cette invariance temporelle. En cas de variation sous les effets de l'usage au cours du temps, cette dynamique est généralement très lente comparée à la durée de vie des composants et sous-systèmes et elle engendre en général une modification des relations d'équilibre entre les flux internes et externes et est assimilable aux dégradations des composants ou sous-systèmes de l'équipement. Les mesures des évolutions de ces paramètres, en théorie invariants, sont moins fréquentes et se font en général lors d'inspections en cas de nécessité ou leurs évolutions se révèlent uniquement lors de ruptures irréversibles des équilibres, mesurables ou observables sous forme de pannes ou de défaillances (efficacité insuffisante).

Le deuxième type de données concerne les mesures d'intensité des flux qui incluent les flux de matière, d'énergie et d'information (MEI). Ces flux peuvent être soit statiques, soit dynamiques ou variables, et sont mesurables par unité de temps. Les ruptures observables des équilibres dans les relations de flux entre les sous-systèmes révèlent en général les altérations ou dégradations des éléments de l'équipement. Ces relations se traduisent dans les modèles statiques (en cas de stabilisation des flux) ou de comportement dynamique physique de l'équipement, qui doivent également vérifier les données correspondant aux variables mesurables. Aux limites statiques de ces équations on retrouvera les paramètres dimensionnant de l'équipement, qui doivent également vérifier les données collectées si elles sont complètes.

Le troisième type de données est relatif aux événements survenus dans les différentes phases de vie de l'équipement (défaillance, incidents et accidents) ou aux dégradations et dommages constatés lors d'inspections, de tests de vérification, d'expertises, etc.

Enfin, le quatrième et dernier type de données se rapporte aux conditions de fonctionnement (par exemple, les durées opératoires, les durées de bon fonctionnement, les flux de produits, les charges des machines, les taux de rebut, les durées des activités de maintenance, etc.), ainsi qu'aux circonstances de survenue des événements (conditions imposées à l'équipement par les précédentes actions de maintenance, facteurs humains, etc.).

4 Problématique de mon travail de recherche

La fiabilité, la sécurité et l'efficacité opérationnelle d'un équipement nécessitent la gestion de son état de santé tout au long des différents cycles de vie. En effet, les dysfonctionnements et les défaillances peuvent se produire dans n'importe quelle phase de vie de l'équipement. Par conséquent, pour améliorer l'efficacité opérationnelle de l'équipement, en particulier des équipements complexes, les inspections et les actions de maintenance doivent être prévues lors de la conception (sous forme de maintenabilité), lors de la fabrication (sous forme de contrôle de la qualité), en cours de fonctionnement (sous forme d'actions d'entretien ou de maintenance préventive des défaillances) ou au cours de la réingénierie (sous forme de croissance de fiabilité et maintenabilité). Les informations requises pour la réalisation de ces objectifs comprennent entre autres, la fiabilité, la disponibilité, la maintenabilité et la sécurité (FDMS) : des modèles d'indicateurs d'efficacité qui apportent des informations utiles pour le pronostic, le diagnostic et la maintenance. L'élaboration de programmes systématiques de collecte de données en vue de la gestion des cycles de vie dès la conception, devrait également aider à améliorer la qualité (précision et fiabilité) des données et informations recueillies, grâce, par exemple, à la réduction des valeurs aberrantes, des données manquantes, des erreurs humaines dans toutes les activités d'ingénierie d'un cycle de vie (Kapoor, et al., 2004) et (Mathur, 2002).

Plusieurs travaux ont été menés pour optimiser les informations d'aide aux décisions de maintenance sur les systèmes de production. Certains travaux traitent du problème de collecte de données sur les différents cycles de vie des équipements (Hodkiewicz, et al., 2006) (Ameri & Dutta, 2004) (Kapoor, et al., 2004). Ces travaux nous ont permis de comprendre les problèmes suivants : les données et informations sont hétérogènes et ne sont pas toujours synchronisées ; la qualité du processus de collecte des données est difficilement prise en compte dans la constitution du retour d'expérience des équipements ; les données manquantes sont souvent indispensables pour l'estimation des paramètres indicateurs d'efficacité des équipements et la gestion de diverses informations sur la durée de vie d'un équipement est un problème très complexe.

Sur ce constat, nous proposons de développer un modèle de PCD avec les outils nécessaires pour maintenir la qualité des données sur les cycles de vie des composants. Notre objectif est donc de favoriser le développement d'une exploitation systématique et automatisée des données

et informations pour évaluer les indicateurs d'efficacité des équipements en exploitation (modèle de dégradation, disponibilité, efficacité globale, durée de vie résiduelle, ...) pour l'aide à la décision en maintenance. *Pour cela, centrés sur un équipement, nos travaux visent à : 1) évaluer efficacement l'état de santé, 2) prévenir l'apparition de défaillances potentielles, 3) améliorer l'état de santé et la gestion de l'efficacité opérationnelle.*

5 Contributions et organisation du mémoire

Ce mémoire vise à proposer une approche de modélisation et d'implémentation du processus adaptatif de collecte de données en vue d'améliorer les décisions de maintenance assurant l'efficacité opérationnelle d'un équipement productif, grâce à l'amélioration permanente de la qualité des données et de la précision des indicateurs d'aide aux décisions de maintenance sur les cycles de vie de l'équipement.

Il existe dans la littérature une grande quantité de travaux qui ont été menés pour développer des outils de traitement préliminaires des données (filtrage, détection et élimination de données aberrantes, estimation de données manquantes, ou reconstruction de variables d'état, réconciliation de données, validation de capteurs, etc.). Mais en amont de ce prétraitement des données, l'essentiel des travaux existants se limite souvent aux exigences fixant le cadre des activités de collecte (Hodkiewicz et al. 2006, Lin et al. 2007, Jun et al. 2009). Les objectifs d'exploitation des données ont souvent été rejetés au second plan et à la charge de l'utilisateur qui, malheureusement, se rend compte souvent que les données n'ont pas été collectées pour ses objectifs. Pour l'exploitation en sûreté de fonctionnement, les objectifs sont souvent ramenés aux indicateurs de coût, d'efficacité opérationnelle de l'équipement productif et de qualité du produit, d'une part, puis aux indicateurs de fiabilité, de maintenabilité, de disponibilité et de sécurité de l'équipement ainsi que l'efficacité des activités de maintenance, d'autre part. Les travaux sur les approches et méthodes proprement dites de collecte des données sont quasiment inexistantes dans la littérature de sûreté de fonctionnement.

Ce mémoire est donc une contribution au développement d'une méthodologie de modélisation d'un processus de collecte de données qui facilite l'extraction d'informations pertinentes et utiles garantissant l'efficacité opérationnelle un l'équipement productif. Nous considérons que ce processus s'appuie sur des infrastructures physiques, des procédures, des méthodes et des outils d'évaluation d'indicateurs d'aide à la décision. En particulier, nous supposons un modèle

de processus constitué d'un ensemble d'activités depuis la collecte des données sur le terrain jusqu'à l'évaluation des indicateurs d'état de santé et d'efficacité de l'équipement comprenant plusieurs composants. L'état de chaque composant peut évoluer au cours du temps et il peut subir des actions de maintenance suivant des stratégies préventive et corrective. Dans le cas le plus simple, on pourra considérer deux états (bon, en panne). Lorsqu'un niveau d'efficacité réduit peut être toléré, on peut par exemple considérer 3 états pour le composant. Le nombre d'états peut augmenter en fonction du nombre des plages des tolérances et modes de fonctionnement admissibles ainsi que de la précision des indicateurs d'aide à la décision.

Nous avons considéré que la qualité des indicateurs est révélatrice de la complétude, de la cohérence et de la qualité des données, d'une part, et qu'elle a une influence sur le coût des décisions qui en résultent, d'autre part. En effet, pour assurer l'efficacité opérationnelle d'un équipement, il est nécessaire de réaliser les actions de maintenance en fonction d'indicateurs précis, élaborés à partir de données issues d'historiques de défaillances, d'opérations de maintenance préventive ou corrective, de décision de contrôle et de comportement dynamique de l'équipement pendant son fonctionnement. Pour maintenir l'*état de santé* de l'équipement au niveau d'*efficacité* souhaité, les données utilisées pour élaborer les indicateurs d'aide à la décision doivent être fiables et donc collectées suivant un processus et des procédures adéquates.

L'adéquation entre les décisions prises et leurs effets attendus peut être évaluée en étudiant la convergence entre les effets réels et attendus des décisions, et le coût d'inadéquation correspondant peut être évalué. En absence de convergence, les raisons peuvent être liées :

- à des erreurs humaines de décision, soit à des erreurs dans le processus de décision,
- à la qualité insuffisante des données (imprécision, incertitude, erreurs de différents types dans le processus de collecte),
- à la quantité insuffisante des données pour construire des modèles de bonne précision (données rares ou pertes dues à un échantillonnage inadapté, ...),
- ou encore à l'inadéquation entre les modèles de dégradation et les processus réels de dégradation des composants.

La convergence peut donc être étudiée par l'estimation des écarts entre l'*état de santé* réel évalué à partir des données de retour d'expérience et l'*état de santé* des composants prédit par simulation. Cette approche a l'inconvénient de nécessiter des historiques sur des durées pouvant s'étendre sur plusieurs années de recueil d'événements de type défaillance et d'actions de maintenance, avec des erreurs et incertitudes relativement importantes dues à la

fiabilité humaine souvent plus faible que la fiabilité des systèmes automatisés d'acquisition de données et contrôle de type SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition). Également, la convergence peut être estimée par l'estimation des écarts entre, d'une part, *l'efficacité* opérationnelle observable à partir des données des variables d'état dynamique temps réel collectées à l'aide des capteurs de systèmes automatisés d'acquisition et, d'autre part, *l'efficacité* prédite à l'aide des mêmes variables estimées en utilisant des modèles dynamiques construits à partir d'analyse de comportements physiques et des données issues de capteurs.

Pour aider à assurer la convergence entre les effets réels et attendus des décisions basées sur les données de retour d'expérience, la collecte de données ne doit pas s'arrêter aux actions de recueil et d'acquisition. Nous proposons une approche itérative d'optimisation à partir des indicateurs extraits des données. Ces indicateurs seront comparés à des indicateurs calculés grâce à des modèles issus des données et utilisés dans des processus de décision sur la base de scénarios d'exploitation des équipements dans des configurations données. Dans la pratique, les décisions de maintenance et de recueil de données peuvent ne pas correspondre à celles prises par les décideurs. Pour mettre en œuvre notre stratégie, nous proposons un processus de collecte de données dans lequel interviennent plusieurs activités essentielles :

1. recueil des données d'exploitation (fonctionnement, maintenance et production) grâce à un PCD modélisé par une approche dénommée Tropos (Chapitre 1),
2. suivi de l'état des composants grâce à un modèle graphe d'états et grâce à des modèles stochastiques de dégradation des composants issus des données, (Chapitre 2),
3. évaluation des indicateurs d'efficacité opérationnelle prévisionnelle de l'équipement à l'aide du modèle graphe d'états, des modèles stochastiques de dégradation, des modèles stochastiques de défaillance des composants, des modèles de processus stochastiques de maintenance et à l'aide de la simulation Monte Carlo, (Chapitre 3),
4. adapter les décisions de collecte de données et de maintenance de l'équipement, grâce aux indicateurs d'efficacité opérationnelle prévisionnelle par simulation Monte Carlo basée sur différents scénarii et configurations d'exploitation, (Chapitre 4).

Nous illustrons cette stratégie sur la Figure 0.1, où l'on peut distinguer les activités du processus adaptatif de collecte de données. Dans notre approche, nous supposons que l'état de santé des composants et l'efficacité opérationnelle de l'équipement évoluent continuellement. Les différents modèles doivent être donc régulièrement ajustés pour maintenir l'adéquation avec cette réalité.

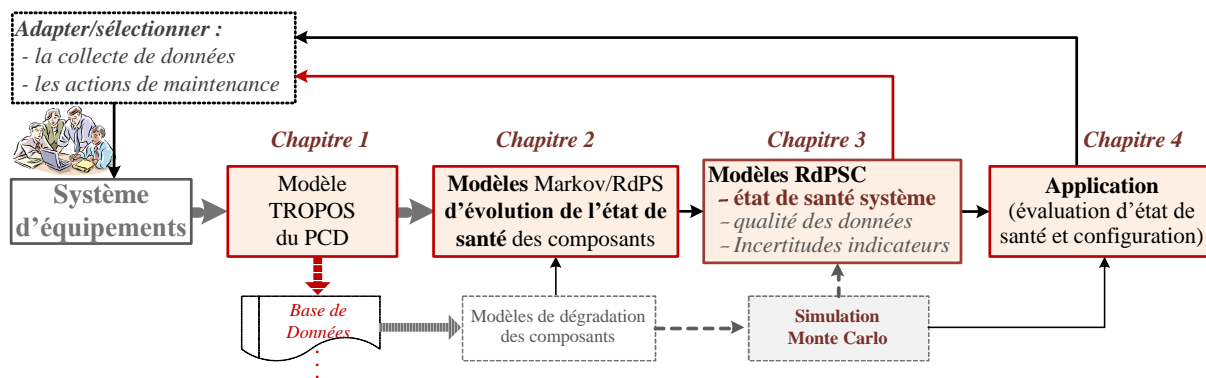


Figure 0.1. Fonctions concernées du processus de collecte de données dans le mémoire.

La structure du modèle d'amélioration itérative du processus de collecte de données dans une boucle de contrôle des activités de collecte de données et de maintenance est illustrée sur la Figure 0.1. La décision d'adaptation des paramètres des activités de collecte est assurée par un opérateur humain et la validation des données est réalisée à l'aide d'outils existant dans la littérature. Les différents outils intervenant dans ce processus sont présentés dans les blocs correspondant aux chapitres développés dans le mémoire et organisé dans la suite du mémoire.

L'efficacité de cette stratégie suppose la mise en œuvre d'infrastructures d'acquisitions de type SCADA (acquisition de données de fonctionnement – observation/contrôle), de suivi de production de type MES (données sur l'efficacité opérationnelle et sur le produit) et de type GMAO (données de maintenance). Dans notre mémoire, nous supposons également disponibles, les modèles de dégradation obtenus à partir des données à l'aide de méthodes d'identification paramétriques ou non. Nous limitons également notre étude à un système qui peut être constitué d'un ensemble d'équipements contribuant à un objectif de production dans une configuration donnée, où chaque équipement est constitué de plusieurs composants. Pour illustrer cette configuration dans le mémoire, nous avons choisi un système de production d'énergie multi-source constitué de quatre unités distinctes de production, décrit en Annexe C.

Le modèle proposé est basé sur les Réseaux de Petri Stochastiques Colorés (RdPSC). Grâce au formalisme proposé, l'évolution de l'état de santé d'un équipement soumis à des phénomènes stochastiques de dégradation, de défaillance et de réparation, peut être suivi à l'aide d'un réseau de Petri (RdP) dont le nombre de places est fini et limité en fonction du nombre d'états des composants de l'équipement et son efficacité peut être prédite. Le formalisme proposé utilise des fonctions appelées "*fonctions d'arrêt*" et "*contrainte d'arrêt*", élaborées pour contrôler et suivre les évolutions de l'état de santé de l'équipement à l'aide d'un réseau de

Petri unique. Les relations entre les fonctions et les coupes minimales permettent de distinguer également les indisponibilités totales et partielles de l'équipement au cours du temps.

L'approche que nous proposons peut être implémentée, soit à l'aide d'un RdPSC avec des transitions temporisées dont le franchissement dans une couleur donnée est régi par la loi de probabilité du processus de dégradation du composant associé, soit à l'aide d'un RdPSC dont le franchissement des transitions dans une couleur donnée est fonction d'une variable stochastique évaluée par un module de simulation Monte Carlo. Le couplage de ces deux modules permettra de concevoir et valider un simulateur pour étudier l'adéquation de notre approche sur un système.

Notons que notre étude ne prétend pas proposer un modèle adaptatif entièrement automatisé et optimisé du processus de collecte des données, mais elle ouvre la voie à des études plus approfondies pour développer, à terme, un processus entièrement bouclé et automatisé, au sens de (Jun et al, 2007) ainsi que d'autres auteurs qui s'intéressent à la gestion d'équipements productifs. Par contre, nous considérons que les indicateurs d'efficacité opérationnelle obtenus grâce à la mise en œuvre de l'approche proposée aideront, dans un premier temps, les décideurs à améliorer leurs décisions tant pour l'adaptation des paramètres du processus de collecte de données que pour la gestion des équipements.

Le **chapitre 1** du mémoire est consacré à la modélisation du processus de collecte de données (PCD) sur un équipement. Nous y présentons la problématique générale de collecte des données sur les cycles de vie d'un équipement suivi d'un état de l'art sur le sujet. Les données sont en réalité des éléments d'information dont les traitements et mises en relation permettront de reconstituer les informations sources. Puis nous exposons le problème de modélisation du PCD et de suivi de l'état de santé d'un équipement sur ses cycles de vie. Ensuite, après avoir analysé les sources de données et d'information que constituent les flux de matière et d'énergie sur l'équipement, nous avons proposé une approche de modélisation. Ensuite, en s'inspirant du principe de décomposition d'un système pour accéder aux flux de matière et d'énergie transformés dans l'équipement (Haken 2006), d'une part, et de la théorie de l'information (Shannon, 1948), d'autre part, nous avons proposé un modèle permettant d'évaluer les indicateurs d'efficacité du PCD associé à sa BD. Les indicateurs concernés sont la complexité et l'utilité des données. L'approche proposée est finalement appliquée à un cas d'étude fourni par ESReDA⁴. Enfin, le chapitre se termine par une présentation des concepts d'extraction

⁴ European Safety and Reliability Data Association

d'information à partir des données. Pour évaluer la convergence entre les indicateurs d'aide aux décisions et d'efficacité prévisionnelle des décisions à partir des données collectées, nous proposons dans les deux chapitres suivants un outil d'évaluation de l'efficacité du PCD, à l'aide des RdPs Stochastiques colorés (RdPSC).

Le **chapitre 2** est alors consacré à la présentation des techniques de modélisation des comportements stochastiques d'un équipement à l'aide des RdPSC. Nous y présentons d'abord les réseaux de Petri stochastiques comparés aux graphes de Markov, puis les réseaux de Petri stochastiques colorés et précisons ses liens avec la simulation de Monte Carlo pour évaluer l'état de santé et l'efficacité d'un équipement. *Nous considérons dans ce chapitre, que les modèles de dégradation des composants sont élaborés à partir des données de REX.* Cet aspect, abordé par ailleurs dans d'autres travaux, n'est pas traité dans ce mémoire. Par contre, nous considérons comme donné, le modèle de dégradation de chaque composant dans le modèle RdPS où une variable aléatoire de distribution spécifique identique au modèle du processus de dégradation pour chaque composant assure la fonction d'horloge, est associée à chaque transition. En plus, dans le modèle RdPSC, chaque composant est représentée par une couleur distincte et chaque transition possède et peut être validé en autant de couleurs que de composant. *Ce chapitre prépare la présentation de notre contribution au chapitre suivant*, pour la synthèse des indicateurs d'efficacité opérationnelle prévisionnelle, basée sur les RdPSC.

Ensuite, le **chapitre 3** est dédié à la présentation de notre méthode de synthèse des indicateurs d'efficacité opérationnelle d'un équipement multi-composant réparable par les RdPSC, basée sur des fonctions spécifiques permettant de suivre les comportements de l'équipement. La synthèse des indicateurs de qualité des données étant largement traitée dans les travaux sur les signaux et les données, nous sommes limités dans ce chapitre au modèle d'évaluation des indicateurs d'état de santé et d'efficacité opérationnelle par RdPSC. Ce chapitre constitue une deuxième contribution essentielle de nos travaux. En effet, pour fermer la boucle d'optimisation du PCD sur les cycles de vie d'un équipement, nous avons besoin des indicateurs de qualité des données obtenus après prétraitement et traitement des données ainsi que des indicateurs d'état de santé et d'efficacité opérationnelle. L'aspect opérationnel prévisionnel est étudié par les RdPSC couplés à la simulation Monte Carlo en tenant compte des processus de dégradation, des défaillances et de l'effet des actions de maintenance les composants pour évaluer leur efficacité individuelle et l'efficacité de l'équipement. Avec cette approche, l'estimation de la vie résiduelle des composants à partir des données réelles, suivant leur loi de défaillance

respective, permettra d'aider le décideur à choisir les missions sur base d'efficacité prévisionnelle de l'équipement.

Enfin, le **chapitre 4** présente l'application de notre approche d'évaluation et de suivi des indicateurs d'état de santé et d'efficacité opérationnelle à un système de production d'énergie multi-source, afin d'adapter les paramètres de décision de maintenance et du PCD associé. Le comportement de ce système est modélisé à l'aide des RdPSC grâce aux algorithmes présentés aux chapitres 2 et 3. Les algorithmes incluent la simulation de processus stochastiques de dégradation des composants et des événements discrets (défaillances). Pour montrer la démarche d'implémentation dans l'environnement du logiciel Scilab (Basile & Dehombreux, 2006), nous l'avons appliqué dans un premier temps à un système à composants série-parallèle-série. Nous avons alors présenté le principe de codage du modèle du système de notre méthode dans l'environnement de programmation du logiciel Scilab. L'exemple d'application au système de production d'énergie par rapport à différentes configurations d'exploitation et de maintenance nous a permis de montrer son intérêt pour les objectifs de collecte adaptative de données.

Pour finir, nous avons résumé et proposé quelques perspectives aux travaux présentés dans ce mémoire dans un **chapitre "Conclusion et perspectives"**.

Chapitre 1

Modélisation du processus de collecte de données sur un équipement

Résumé

Ce chapitre est consacré à la modélisation du processus de collecte de données (PCD) sur un équipement. Nous y présentons la problématique générale de collecte des données sur les cycles de vie d'un équipement suivi d'un état de l'art sur le sujet. Les données sont en réalité des éléments d'information dont les traitements et mises en relation permettront de reconstituer les informations sources. Puis nous exposons le problème de modélisation du PCD et de suivi de l'état de santé d'un équipement sur ses cycles de vie. Ensuite, après avoir analysé les sources et les flux de données sur un équipement, nous avons proposé une approche de modélisation. En fait, les flux de matière et d'énergie sont aux sources des informations émises par l'équipement en fonctionnement. Puis, en s'inspirant du principe de décomposition d'un système pour accéder aux flux de matière et d'énergie transformés dans l'équipement (Haken 2006), d'une part, et de la théorie de l'information (Shannon, 1948), d'autre part, nous avons proposé un modèle permettant d'évaluer les indicateurs d'efficacité du PCD associé à sa BD. Les indicateurs concernés sont la complexité, l'utilité des données et le gain d'information. L'approche proposée est finalement appliquée à un cas d'étude fourni par ESReDA⁵. Enfin, le chapitre se termine par une présentation relative à l'extraction d'information à partir des données par le diagnostic.

⁵ European Safety and Reliability Data Association

1 Introduction

1.1 Etat-de-l'art sur la collecte de données

Nous savons que différents types de données peuvent être collectés à partir de diverses sources sur les différents cycles de vie, dès la conception. Dans notre étude, nous avons examiné avec attention les travaux existant sur la collecte des données, leur traitement et leur stockage ainsi que leur exploitation pour l'évaluation de la fiabilité et de la dégradation de l'efficacité des équipements (Volkanovski, et al., 2009). Dans le domaine de l'exploitation des données pour la sûreté de fonctionnement, (Drago et al, 1982) ont étudié dans un rapport, une méthodologie de collecte de données pour alimenter une base de données défaillances et maintenance des composants d'une installation nucléaire. Nous pouvons citer les travaux de (Hodkiewicz, et al., 2006), qui ont étudié un cadre d'évaluation de l'impact du PCD sur la qualité des données et la validité des mesures de la fiabilité. La qualité des données étant affectée par de nombreux facteurs comportementaux, ils ont proposé dans ce cadre : 1) d'évaluer des indicateurs d'efficacité du système (Dekker, 1996), tels que les paramètres *FMDS* ; 2) d'identifier les liens "faibles" entre les processus de collecte des données et les données ; 3) d'identifier des actions pour remédier à ces faiblesses. Ils ont donc développé un cadre adapté pour calculer la fiabilité des données, améliorer leur qualité et la fiabilité des PCD. L'approche permet de déployer le flux d'informations et de mettre à jour des informations sur les cycles de vie d'un produit (composant ou équipement), comme modélisé dans le projet *PROMISE*⁶ (Kiritsis, et al., 2003), (Pham, et al., 2007), (Anke, et al., 2006), (Sudarsan, et al., 2005). L'approche s'appuie sur un modèle de cycles de vie d'un équipement (Kiritsis, 2007) et l'utilisation des technologies embarquées d'identification et de traitement d'information de type PEID⁷ (Product Embedded Information Device), destinés à tracer tout l'équipement pour une gestion optimale de ses cycles de vie PLM⁸ suivant le modèle proposé par (Kiritsis, et al., 2003) et (Jun, et al., 2009). Ces dispositifs possèdent les fonctions classiques des technologies RFID (Radio Frequency IDentification) avec traitements embarqués.

Des guides d'établissement de procédure ont également été proposés pour améliorer la collecte. Ainsi, (Drago et al, 1982) ont développé une méthodologie de collecte des données

*PROMISE*⁶ : Product lifecycle management and information tracking using smart embedded system
*PEID*⁷ : Product embedded information device
*PLM*⁸ : Product lifecycle management (gestion du cycle de la vie du produit)

pour une centrale nucléaire. Army Headquarters department (2006) a élaboré un guide détaillant la liste des données à collecter pour garantir l'extraction des indicateurs de sûreté de fonctionnement pour un ensemble d'équipements courants. Les méthodes sont souvent qualitatives et dépourvues de boucles de contrôle automatisée pour la fiabilisation du processus de collecte. Plus récemment, (Hameed et al, 2011), ont spécifié les exigences d'une base de données de fiabilité et maintenabilité en proposant également un cadre pour les collectes de données en vue d'optimiser la maintenance d'un équipement d'éoliennes.

De façon générale, la collecte de données, automatisée ou non, utilisera différentes techniques et outils complémentaires dont l'objectif est d'assurer la complétude des données collectées et d'en garantir la qualité. Dans la pratique, la collecte s'appuiera sur les techniques suivantes :

- enregistrement des données (data logging) pour la traçabilité,
- échantillonnage de données (data sampling) sur les processus physiques en fonctionnement,
- acquisition de données (data acquisition) sous forme de signaux analogiques ou numériques (les données se présentent sous forme de séries temporelles / time series),
- sélection de données (data selection), échantillonnage sur des variables choisies,
- recueil de données par enquête ou sondage (data collection) à l'aide de questionnaires
- inventaires de phénomènes ou d'incidents (nécessitant l'utilisation de procédures) à l'aide de formulaires d'enregistrement,
- rapport d'activités des acteurs et experts interagissant avec l'équipement.

Pour assurer la qualité des données, les systèmes de collecte doivent tenir compte de la fiabilité de la chaîne d'acquisition en cas d'utilisation de système automatisé, et de la fiabilité humaine dans le cas manuel. Dans leur recherche sur l'évaluation de performance sur le cycle, (Vigon et Jensen, 1995) trouvaient que la qualité des données doit tenir compte du fait que la donnée est mesurée ou estimée, qu'elle est extrapolée ou extraite par agrégation, etc. (Hodkiewicz et al, 2006) et (Lin et al, 2007), se sont intéressés à la nécessité de définir un cadre de spécification des indicateurs de qualité d'un PCD pour la gestion du cycle de vie des actifs productifs. La mise en œuvre d'un processus fiable et robuste de collecte de données nécessite d'évaluer, en permanence, les indicateurs de la qualité des données pour :

- détecter les erreurs sur les données collectées,
- estimer les incertitudes sur les données recueillies,
- d'estimer la sensibilité à d'éventuelles perturbations,
- d'évaluer la propension à la propagation d'erreurs,

- d'évaluer le degré de complétude des données,
- etc.

L'efficacité et la robustesse du processus sont mesurables par la qualité des données recueillies. Le calcul de ces indicateurs de qualité servira dans notre approche de solution pour réagir et améliorer la robustesse du PCD. La robustesse est liée à la capacité du processus à absorber les perturbations pouvant influencer la qualité des données ou à y être insensible, voire, à y résister. La maintenance du processus de collecte, quant à elle, fait appel à des opérations telles que le calibrage régulier des capteurs, la vérification de la période des procédures de collecte, la détection des défauts de capteurs et la mesure de la déviation des procédures avec application des remèdes appropriés. Dans cette démarche, il convient également de s'intéresser à la maintenance des bases de données (mise à jour, remplacement des supports, sauvegarde/restauration, gestion de confidentialité, ...).

Les technologies de collecte de données incluent les capteurs classiques, les capteurs sans fil basés sur les *RFID* (Jun, et al., 2009) et les *PEID* (Kiritsis, et al., 2003) (Cao, 2005) et les procédures d'acquisition de données basées sur les activités humaines tels que les rapports d'inspections, d'actions de maintenance, etc. On peut distinguer quatre types de dispositifs pouvant servir à collecter les données :

1. capteurs et détecteurs délivrant des signaux continus ou discrets, automatiquement collectés (compteurs numériques, kilométriques, détecteurs, débitmètres, etc.),
2. réseaux de capteurs avec fusion, intégration et agrégation des données,
3. opérateurs et experts humains ou utilisateurs répondant à des enquêtes,
4. dispositifs multimédias (sons, vidéos, images, etc.),
5. simulations numériques ou par mise en situation.

Notre objectif est donc de modéliser et d'optimiser le processus de collecte des données, en fonction des conditions opérationnelles, pour un équipement complexe nécessitant un suivi et une traçabilité de ses composants critiques. Compte tenu de l'état de l'art technologique et des techniques d'acquisition des données disponibles, nous proposons de modéliser le processus de collecte : 1) suivant la structure hiérarchique de l'équipement après analyse structurelle, 2) suivant ses comportements opérationnels, 3) suivant les conditions opérationnelles (solicitation) et environnementales. Le processus de collecte résultant de cette approche peut être implémenté de façon systématique pour estimer, sur les cycles de vie de l'équipement, les indicateurs d'efficacité nécessaires à sa gestion.

1.2 Collecte de données sur le cycle de vie et état de santé d'un équipement

Les technologies d'identification des produits, les capteurs sans fil, la télécommunication et le *PLM* sont devenus une ressource favorisant la collaboration entre les activités telles que l'ingénierie, l'e-maintenance, l'e-fabrication, etc., pour accélérer les services aux clients. Par ailleurs, le *PLM* est basé sur une nouvelle approche de gestion et de contrôle efficaces des données et des informations sur la durée de vie des équipements (Hodkiewicz, et al., 2006), (Danesi, et al., 2008), (Meoa & Panarese, 2007). La pertinence du PLM pour la modélisation et le choix de l'architecture du système d'information a été abordée dans certains travaux. Dans (Amann, 2002), l'auteur définit le PLM comme un système d'information de haut niveau où sont décrits les différents composants essentiels de l'équipement. Il précise par ailleurs ce qui n'est pas inclus dans une approche PLM. (Kiritsis, 2007) a proposé un cadre de gestion des processus des cycles de vie d'un équipement pour un service d'ingénierie collaborative du système de production. D'autre part, le concept de modèle de cycle de vie d'un équipement est apparu avec le besoin de gestion des différents états de l'équipement. Ce concept a conduit à proposer une plate-forme commune de conception, de fabrication, de production, de maintenance de l'équipement et diffusion de l'ensemble des connaissances sur l'équipement, dans le cadre des entreprises étendues (Ameri & Dutta, 2004) (Meoa & Panarese, 2007). Ce type de modèle de cycle de vie devrait aider le fabricant à améliorer la sûreté de fonctionnement de son équipement et contribuer à prévenir la mise sur le marché de produits défectueux (Rausand & Utne, 2009). Tout produit délivré à l'utilisateur doit être en bon état de fonctionnement. Pour répondre à cette exigence, tous les risques liés aux pertes d'efficacité opérationnelle du produit dans toutes ses phases de vie doivent être identifiés et éliminés lors de la phase de fabrication. Ce modèle pourrait être utilisé pour surveiller l'état de santé d'un équipement et pour tracer tous les événements apparaissant dans sa vie (Erbe, et al., 2005) : fabrication, exploitation, dégradation, maintenance, etc. Ainsi, nous pouvons considérer que grâce aux technologies mentionnées ci-dessus, le système *PLM* deviendra un outil d'information permettant de développer des stratégies d'optimisation robustes et plus efficaces pour la gestion des activités de maintenance.

2 Sources et flux de données d'un équipement

2.1 Cartographie flux de données dans un équipement

La fiabilité du processus de collecte de données est essentielle dans l'évaluation de l'état de santé d'un équipement pendant sa durée de vie parce que tous les composants de l'équipement peuvent se dégrader à cause de l'usure due au fonctionnement ou à cause d'erreurs humaines (Wang, 2002). Par ailleurs, le modèle d'efficacité utilisant les données mesurées sera plus ou moins précis selon que le composant défaillant ou défectueux est localisé précisément en relation avec modèle utilisé. En effet, toute déconnexion entre le modèle et la localisation peut introduire des erreurs dans l'interprétation des résultats et donc dans les décisions ultérieures. L'erreur résultante se propagera alors vers les niveaux supérieurs des performances évaluées.

Nous illustrons sur la Figure 1.1, les flux de données et informations de décision relatifs à l'état de santé des composants. Notre objectif est d'élaborer une méthodologie de construction des modèles d'indicateurs de performances, à chaque niveau dans l'équipement, et d'établir une cartographie (Figure 1.1) des indicateurs d'efficacité opérationnelle par rapport à l'efficacité opérationnelle globale *OEE*⁹ de l'équipement. Il devient alors facile d'élaborer un plan de maintenance prédictive utilisant des données recueillies relatives à l'état de santé des composants et en utilisant les modèles analytiques appropriés de performance.

L'équipement est généralement composé de plusieurs sous-systèmes et chaque sous-système peut être composé de plusieurs composants. On trouve en général cet ensemble dans un ordre de décomposition hiérarchique, où chacune des étapes de décomposition est conditionnée par la précédente. Au cours de la décomposition en niveaux de granularité de plus en plus fin, on peut établir des liens entre les composants et les modes observables afin de faciliter le diagnostic grâce aux données associées et décider les actions appropriées de maintenance.

Il est alors pertinent de structurer la base de données associée au PCD suivant la décomposition structuro-fonctionnelle. La structure de l'équipement peut donc être reconstruite grâce à une analyse directe faisant appel aux fonctions en relation avec les composants (voir Figure A.3 Annexe A, Annexe C). Cette approche permet également d'établir un lien entre la localisation des données pour établir une cartographie des données et des informations pour l'évaluation des indicateurs et le diagnostic. Nous pouvons donc établir une cartographie des

⁹ OEE : Overall equipment effectiveness

sources de données en relation avec les outils d'analyse et de collecte des données de l'équipement (Figure 1.1). L'approche consiste à :

- décomposer l'équipement sur différents niveaux hiérarchiques. Lors de cette opération, nous identifions les modes de défaillances dans le détail et déterminons les objets de pronostic, de diagnostic, les actions de maintenance, etc.,
- construire la structure précise du modèle d'analyse de l'équipement (voir en Annexe C, l'exemple du système de production d'énergie), indispensable pour établir les liens avec les méthodes classiques d'analyse (Add, AMDEC, HAZOP¹⁰, HACCP¹¹, ...),
- prendre en considération les méthodes d'analyse pour identifier les données et les informations concernées par le comportement de l'équipement, identifier les défaillances et les localiser. Le résultat permet une synthèse d'un modèle fonctionnel fiable exploitable pour le diagnostic et la sélection des actions de maintenance,

Les résultats d'analyse qui doivent être en relation avec les indicateurs d'efficacité serviront à définir une politique optimale de maintenance ou un plan de soutien de l'équipement.

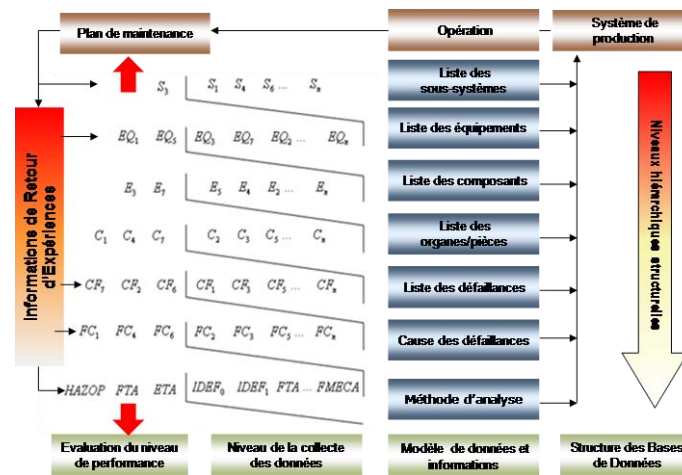


Figure 1.1. Cartographie des sources de données dans un équipement complexe

2.2 Sources des données sur un équipement

Dans un équipement complexe (Magee & L., 2004), l'efficacité opérationnelle concerne plusieurs de sous-systèmes, chaque système étant constitué d'un ensemble de composants interagissant. On trouve en général cette structuration dans la décomposition hiérarchique de l'équipement où chacune des étapes de la décomposition est conditionnée par la précédente.

¹⁰ HAZOP: HAZard and OPerability study

¹¹ HACCP: Hazard Analysis Critical Control Point

Au cours de la décomposition en niveaux de granularité de plus en plus fine, nous devons identifier les lieux de dégradation et les modes de défaillances associés où l'analyse de l'équipement doit être faite pour aider à la décision d'une action de maintenance grâce à l'analyse des données disponibles. Cette approche est une aide pour l'identification de l'origine des défaillances (diagnostic de défaillance), voire, pour le pronostic. Les sources des données utiles pour ces activités sont diverses :

- enregistrement du problème du jour,
- observation des erreurs : ressources humaines,
- fonctionnement et exploitation des équipements : attention aux inférences,
- estimation des opérateurs (humains),
- fournisseurs des équipements,
- estimation des concepteurs,
- considération des conditions de l'environnement.

Les différentes étapes de la méthode mènent du général au particulier. La démarche de décomposition, illustrée sur le schéma de la Figure 1.2, consiste à décrire l'ensemble de l'équipement par niveaux de plus en plus détaillés pour atteindre l'élément à remplacer, à réparer ou à entretenir. L'analyse structurale permet de valider la démarche d'évaluation des stratégies de maintenance grâce, en particulier, à la simulation à partir du modèle obtenu. Les analyses fonctionnelles et dysfonctionnelles de l'équipement permettent d'identifier les phénomènes de dégradation et de défaillance de ses éléments (voir Annexe C).

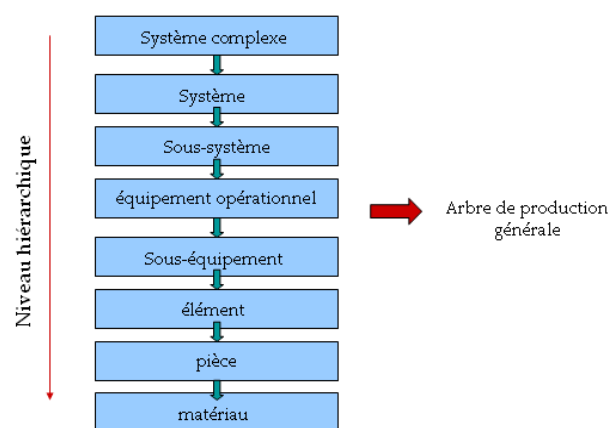


Figure 1.2. Schéma structurelle hiérarchique de granularité

Ensuite, l'interrogation d'experts et l'analyse des données de retour d'expérience précisent la façon dont l'équipement peut être décrit dans le cadre global de modélisation du PCD. Cette méthode peut être mise en œuvre grâce au modèle normalisé IDEF0, éventuellement complété

par le modèle IDEF1 pour l'établissement d'une cartographie des informations de l'équipement. Dans notre travail, nous nous sommes intéressés particulièrement à l'adaptation du modèle IDEF0 pour aider à la structuration du PCD.

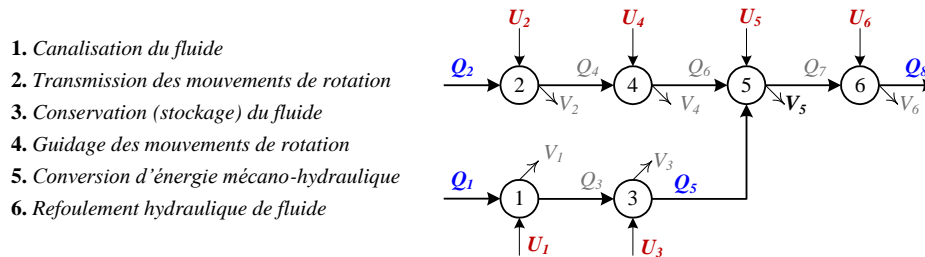
2.3 Localisation des données pertinentes

La structure de décomposition en niveau de granularité, adoptée pour collecter les données, peut être utilisée pour structurer la base des informations nécessaires pour planifier et décider les actions de maintenance et aider les opérateurs à surveiller l'état de santé de l'équipement. D'abord, les données brutes doivent être transformées en informations utiles à l'aide des techniques appropriées de traitement. Ensuite, ces informations seront mises en relation avec les caractéristiques de fonctionnement et l'état de santé de l'équipement. Ces relations seront exploitées dans l'inférence des décisions pour améliorer l'efficacité opérationnelle de l'équipement, contrôler l'état de santé de l'équipement, réduire les temps d'arrêt pour raison de défaillance et décider des réparations et remplacements des composants.

Nous proposons ici une approche construite sur la base de l'exemple d'une pompe hydraulique décrit sur la Figure A.3a proposé en Annexe A, pour identifier les sources de données à chaque niveau fonctionnel de la pompe (Figure A.3b). En effet, tout système ou équipement, par sa fonction principale, traite un ou plusieurs flux de type matière, énergie et/ou information (MEI). Lorsque l'équipement est constitué de plusieurs équipements plus ou moins indépendants, la modélisation est aisée. De même, un équipement peut également être perçu et modélisé par la même approche, en considérant que chaque nœud fonctionnel assure une transformation de flux MEI. Dans le cas de la pompe, le flux principal traité est l'eau dont l'énergie cinétique est transformée en hydraulique avec une certaine efficacité opérationnelle. Les mesures effectuées sur chaque type de flux entrant et sortant (Figure 1.3) à différents niveaux de l'équipement permettent d'estimer les éventuelles pertes de performance et les nouvelles formes de flux grâce au principe de conservation de la matière et l'énergie. Par exemple, nous proposons alors d'exploiter cette caractéristique de flux physiques pour positionner les capteurs de mesures des variables d'état de fonctionnement. Cet exemple peut s'appliquer aisément au cas d'une turbine génératrice éolienne présentée en Figure A.3, et qui intervient par exemple dans un système de production d'énergie multi-source choisi comme exemple dans le chapitre 5.

Exemple de localisation de capteurs de données d'efficacité opérationnelle

Nous considérons dans cet exemple, les données issues de capteur grâce à un SCADA. Sur la Figure 1.3, en considérant que l'on peut retrouver à la sortie d'un nœud plusieurs flux résultant du traitement des principaux flux. Cette conception, bien que classique, permettra d'exploiter les équations qui relient les flux entrant et les flux sortant dans un bilan d'énergie.



1. Canalisation du fluide
2. Transmission des mouvements de rotation
3. Conservation (stockage) du fluide
4. Guidage des mouvements de rotation
5. Conversion d'énergie mécano-hydraulique
6. Refoulement hydraulique de fluide

Figure 1.3. Exemple de flux MEI d'une pompe hydraulique.

Dans le cas dynamique, ces relations peuvent être décrites par les équations d'état. Dans le cas statique, elles peuvent servir à vérifier la cohérence (cf. Annexe B) et à réconcilier les données (Narasimhan & Jordache, 1999 ; Francken et al., 2009) ou les méthodes d'espaces de parité (Patton & Chen, 1991 ; Magni & Mouyon, 1994), par exemple, pour détecter des éventuelles dérives révélatrices de dégradation des composants concernés par un nœud. Les informations issues de l'utilisation de ces méthodes peuvent servir à conforter le diagnostic d'état de dégradation des composants et à déterminer les modes correspondants de défaillance. Le PCD peut alors être guidé par les résultats d'une analyse d'observabilité afin de déterminer les meilleurs points de prise de mesure ou source des données les plus pertinentes à collecter afin de favoriser la reconstruction et l'extraction des informations d'aide à la décision.

3 Modélisation d'un PCD d'un équipement productif

3.1 Description du PCD

Le PCD (processus de collecte des données) consiste en un ensemble d'activités visant à recueillir et à structurer, dans une base ou banque informatisée, des éléments d'informations cohérentes et complètes de mieux en mieux organisés pour faciliter leur exploitation ultérieure. Certaines données peuvent être stockées sous formes d'historiques (retour d'expérience). Les données serviront par exemple, à construire des modèles de comportement physiques, des indicateurs d'état de santé des composants, à faire du diagnostic ou du pronostic, etc. afin d'aider aux décisions de gestion et d'exploitation d'un équipement. Mais ces

objectifs requièrent des données fiables et de qualité. Pour cela, elles sont soumises à des prétraitements, avant d'être exploitées pour en extraire les informations pour des applications spécifiques. Nous illustrons, sur la Figure 1.4, une chaîne des activités intervenant dans le PCD.

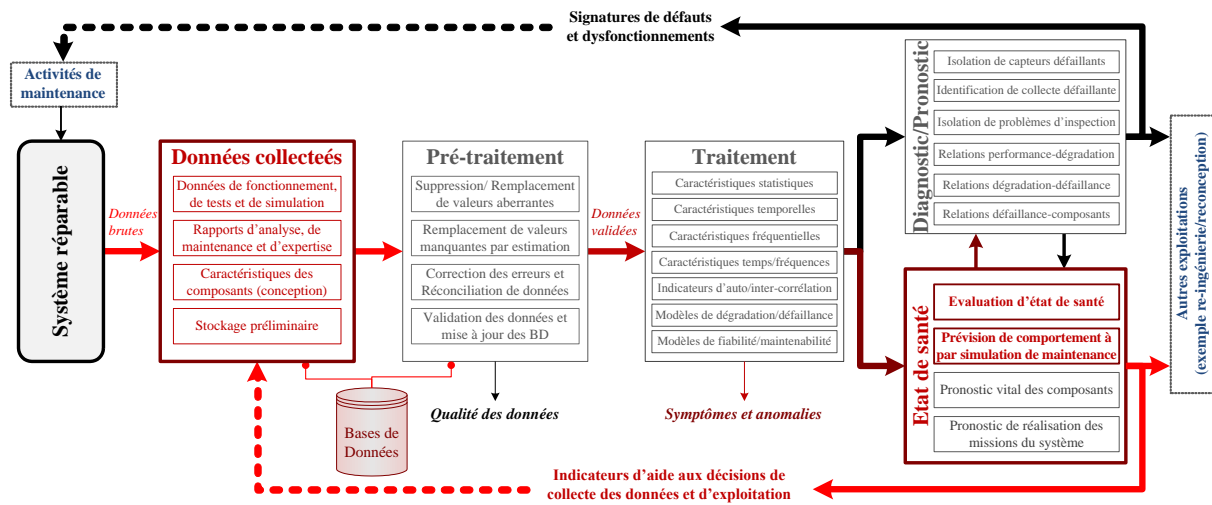


Figure 1.4. Chaîne des activités dans le PCD

Les blocs colorés en rouge sur la Figure 1.4 indiquent les fonctions du PCD auxquelles nous nous intéressons dans ce mémoire dont la structure a été schématisée sur la Figure 0.1. Le logigramme d'implémentation du PCD est illustré sur la Figure 1.5.

Le PCD est indissociable de la base de données (BD) destinées à stocker les données spécifiées à la conception et résultant des opérations de collecte. La BD peut être considérée comme empreinte du PCD car elle est nécessairement conçue et structurée suivant les objectifs de collecte et la structure des équipements concernés. Par conséquent l'efficacité de la BD correspond nécessairement à celle du PCD. On remarquera que les bases de données modernes de gestion d'équipement sur les cycles de vie sont organisées suivant le modèle de structuro-fonctionnel en niveaux hiérarchiques, illustré dans l'exemple de la Figure A.3, et exploitent le diagramme des flux pour établir les relations entre données et composants.

Une base de données (BD) est un système de collecte et stockage de données suivant un processus conçu avec des objectifs spécifiques et accessible grâce à un programme informatique d'interrogation et de gestion (Connolly, 2005). La qualité de la base de données reflète l'efficacité et la fiabilité du processus de collecte (PCD), étant données que la BD résulte de la mise en œuvre du PCD. En admettant qu'une donnée est un élément d'information, nous proposons dans cette section une approche de modélisation et d'évaluation des indicateurs d'efficacité du PCD, sur la base de la théorie de l'information. Ainsi, nous utiliseront la technique de quantification de l'information issue de théorie pour

évaluer de la complexité du processus de collecte d'une part et pour estimer l'utilité des éléments d'information collectés d'autre part. Ces deux paramètres pourront servir d'indicateurs partiels d'efficacité du PCD et de qualité de la BD associée.

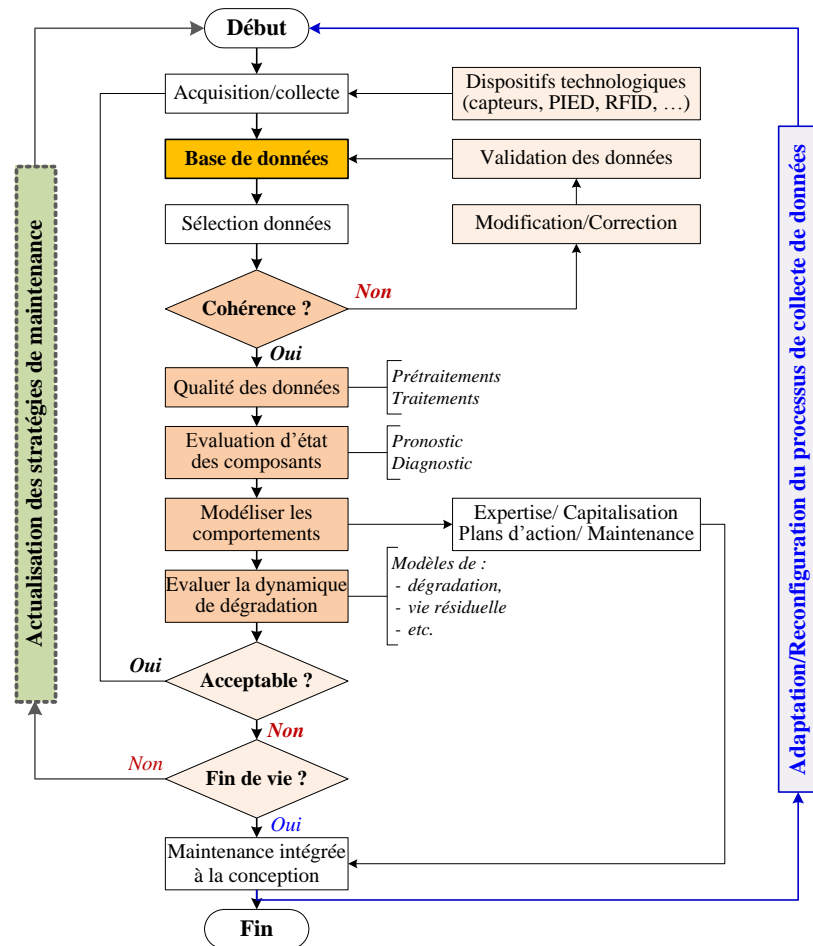


Figure 1.5. Logigramme de mise en œuvre des fonctions d'un PCD.

Définition : La *complexité* d'un système constitué de plusieurs éléments interagissant ou non est mesurable par le nombre ses comportements potentiels, ou algébriquement par la quantité d'information minimum permettant de décrire le système à l'aide de séquences de données grâce à un programme informatique et un ensemble de données initiales (Haken, 2006).

L'alimentation d'une base avec des données nécessite un système intégrant un PCD qui vise à regrouper des données pour reconstruire des informations suffisamment justes pour des objectifs spécifiques. En se référant à la théorie de l'information (Shannon & Wear, 1949 ; Cover & Thomas, 1991 ; Brillouin, 1988), une base de données associé à un PCD peut être considérée comme un procédé possédant des entrées et des sorties, et pouvant avoir différents états en fonction du temps. Les caractéristiques de la base de données devraient être

indépendantes du temps (pour la conservation des données). De plus, l'écart entre les informations enfouies dans les données d'entrée et de sortie après traitement doit être minimum.

Par ailleurs, les données collectées doivent posséder des qualités parmi lesquelles : une richesse en informations et une représentativité des informations sur l'état de l'équipement à la source des données. En plus, le processus de collecte doit être fiable, capable de réduire les ambiguïtés à l'interprétation des données tout en minimisant les chevauchements, doit favoriser la synthèse d'informations complètes et pertinentes grâce à un modèle unique de représentation des données, quelle que soit la source et le processus à l'origine des données (Gallager, 1968 ; Reichgelt, 1991).

Pour cela, nous décrivons d'une part le concept de PCD du point de vue de la théorie de l'information, et d'autre part l'approche de modélisation basée sur la théorie de l'information pour analyser les indicateurs d'efficacité et de pertinence des données collectées. Ce travail est illustré sur une étude de cas de base de données issue d'un exercice d'ESReDA¹².

3.2 Organisation des données dans une base

Les données doivent être recueillies de façon structurée, logique et cohérente pour garantir la reconstruction des données perdues et la synthèse des informations pertinentes pour différents usages et aides à la décision. Pour le PCD, nous proposons une représentation matricielle construite suivant les sources des données et les flux des données entrantes et sortantes. Ce modèle (Figure 1.6) rassemble toutes les données de l'équipement organisées de telle sorte qu'à chaque vecteur d'entrées correspond un processus spécifique qui conduit à une matrice d'informations d'aide à la décision grâce à des traitements spécifiques. Les effets de ces décisions seront alors pris en compte pour adapter les paramètres du PCD.

Le modèle du PCD est élaboré suivant la structure hiérarchique obtenue à l'aide du modèle structuro-fonctionnelle IDEF0 (NIST, 1993). Pour cela, il est nécessaire de bien identifier les influences du modèle au cours du temps et bien structurer l'ensemble des données collectées dans la BD suivant le même modèle hiérarchique et relationnel. Ce modèle nous permettra d'assurer la traçabilité des données suivant la chaîne des traitements pour la production des indicateurs d'aide à la décision. En effet, les traitements intervenant au cours du temps peuvent d'ailleurs être reliés à la courbe d'évolution en baignoire des composants à l'aide de méthodes de régression basées sur des techniques d'identification de modèles dynamiques.

¹² European Safety and Reliability Data Association

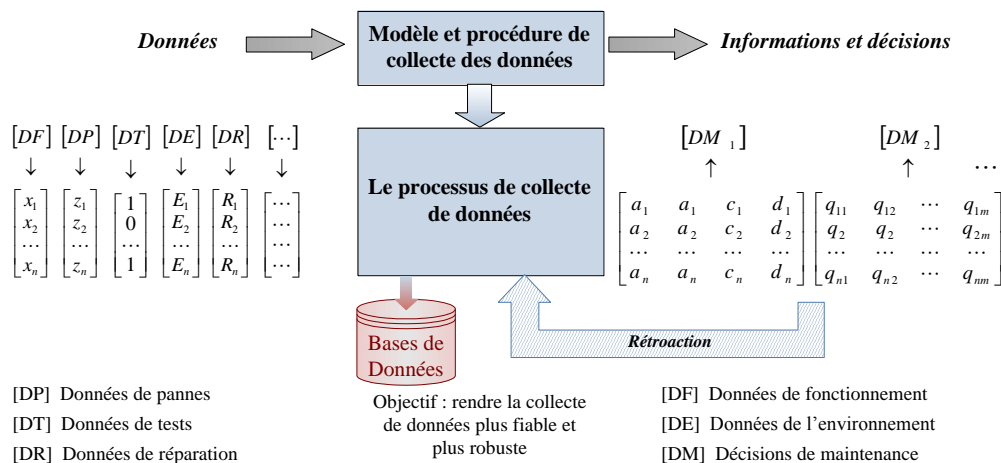


Figure 1.6. Organisation des données et éléments d'informations dans une base.

Pour l'organisation des données dans la base, on utilisera un modèle basé sur la norme IDEF1, apparié au modèle IDEF0 et à l'origine du diagramme de flux suggéré sur la Figure 1.3. Enfin, la structure matricielle de la Figure 1.6 est appropriée pour synchroniser les enregistrements numériques dans une BD, sur l'unique horloge d'un ordinateur serveur central. Les collectes manuelles seront fiabilisées grâce à l'utilisation d'instruments de type PDA¹³ et à des fonctions de contrôle en temps réel des valeurs saisies par les opérateurs humains lors d'inspections ou de rondes de relevés. L'adoption de la collecte à l'aide d'instrument de type PDA sous contrôle de fonctions de vérification de cohérence, à la place d'enregistrements manuelles sur papier, devrait aider à réduire les erreurs humaines et rendre robuste le PCD manuel. En cas de forçage d'une donnée, cette dernière devrait porter dans ses attributs une spécification la signalant comme telle. Les données collectées peuvent être alors validées en temps réel par des comparaisons aux prévisions à l'aide des fonctions de vérification de cohérence développées et transmises à distance à un ordinateur central.

3.3 Proposition d'un modèle de PCD

Le processus de collecte est composé d'un ensemble d'activités contrôlée par des instructions, des actions et des traitements définis dans des procédures et des techniques plus ou moins standardisées dans un secteur donné d'activités. Ces dernières sont mises en œuvre grâce à des expertises d'exploitation, des concepts d'ingénierie, des opérateurs technologiques et humains. Les activités d'un opérateur sont en général fondées sur un processus caractérisé par une structure et un contenu, conçus pour éviter autant que possible les ambiguïtés d'interprétation des résultats (informations extraites des données collectées). Le modèle du

¹³ Personal digital assistant (Assistant Numérique Personnel)

processus de collecte décrit l'ensemble des activités, de la collecte à l'exploitation des données. Certains éléments du processus sont intégrés au système concerné en phase opérationnelle, alors que d'autres sont définis dans les phases de conception et de développement du système de collecte. Les objectifs du PCD se révèlent dans les données recueillies et déterminent les procédures et les technologies mises en œuvre. Dans le cas des données de fiabilité et plus généralement des données de sûreté de fonctionnement, les objectifs incluent (Adjallah & Touzanne, 1989) :

- l'identification des paramètres des modèles de fiabilité et de maintenabilité,
- l'évaluation des indicateurs de disponibilité opérationnelle ou prévisionnelle,
- le calcul des coefficients de sécurité et des indices de confiance ou de fiabilité,
- l'estimation des risques d'apparition d'événements redoutés tels que les accidents, etc.

Mais ces objectifs ne sont pas suffisants pour expliquer et comprendre tous les comportements et les dysfonctionnements d'un équipement dans toutes ses phases de vie. La collecte doit également permettre de comprendre les comportements de l'équipement durant son exploitation (vibrations, aspect externe, performances physiques, sûreté de fonctionnement, dégradations, consommation d'énergie, ...), de connaître ses états durant les pannes et durant la maintenance, permettre de suivre les tendances des paramètres directement observables ou non et les décisions de gestion de l'équipement, etc.

Selon les objectifs d'exploitation, la structure et l'organisation des données peuvent être différentes. Par exemple, l'organisation des données dans une base peut être structurée selon un modèle qui associe un ensemble de techniques à chaque objectif suivant le niveau de granularité du composant concerné. Ces dernières interviennent dans les activités de prétraitement du PCD et leur mise en œuvre peut être conditionnée par une ou des indicateurs extraits de la base. Par exemple, la qualité des données et la qualité des informations d'aide à la décision en maintenance peuvent être utilisées comme informations conditionnant le choix des techniques de prétraitement. Nous pourrions donc utiliser cette approche conditionnelle pour reconfigurer ou adapter le processus de collecte.

Selon la théorie de l'information, les données à la sortie du PCD doivent être plus organisées qu'à l'entrée comme illustré sur la figure 1. Les mesures de la *complexité* et du niveau d'*utilité* des données du processus de collecte sont des indicateurs d'efficacité que nous avons choisi d'utiliser pour évaluer et améliorer le niveau d'organisation afin de réduire la complexité du PCD et de la base de données intégrés.

Compte tenu de la diversité des objectifs d'un processus de collecte, nous adoptons le modèle de description linguistique, proposé par (Amoussou et al, 1997), pour représenter dans un référentiel commun les indicateurs d'efficacité d'un PCD et d'une base de données intégrés. L'approche de modélisation est basée sur une méthode dénommée TROPOS initialement conçue pour la conception et la réingénierie des produits, qui s'appuie sur la théorie de l'information et permet de modéliser le PCD à l'aide des objectifs et des éléments d'information caractéristiques de la base.

En effet, nous considérons dans notre démarche que le PCD met en œuvre différentes activités pour satisfaire les objectifs des éléments d'information collectés, avec un niveau élevé d'organisation et une faible *complexité* pour son exploitation. Il est donc indispensable, afin d'évaluer l'efficacité d'un PCD, de décrire correctement les effets des différentes activités qui s'appuient sur des fonctions basées sur des techniques spécifiques.

Toute activité du PCD fournit des éléments d'information et toute activité peut être décrite par une expression linguistique basée sur une sémantique et une syntaxe spécifiques. Pour modéliser le PCD, nous utiliserons le formalisme de TROPOS (Amoussou et al., 1997) et son référentiel afin d'évaluer les indicateurs d'*utilité* et de *complexité* des éléments d'informations du PCD. Pour cela, nous allons présenter dans ce qui suit les trois éléments de base de la modélisation : la syntaxe, la sémantique et les modèles quantitatifs d'évaluation des indicateurs d'efficacité (complexité et utilité) des données stockées pour s'assurer de leur adéquation aux objectifs.

3.4 Principe de modélisation formelle du PCD

L'approche de modélisation est linguistique au départ et basée sur le formalisme et le référentiel TROPOS. Notre hypothèse considère que tout processus contient et génère des *éléments d'information* ou *données*. Au cours de ses activités le processus prend différents états décrits par les données en lien avec les objets auxquels il se réfère. Nous considérons un processus comme constitué de trois classes d'objets (*acteurs, procédure, produit*) en interaction. Comme illustré sur la figure 1, nous définissons ces entités comme il suit :

1. Un produit est le résultat d'une procédure ;
2. Une procédure représente une étape d'activité du processus ;
3. Un acteur est un opérateur qui exécute une procédure pour obtenir un produit.

Selon le modèle de représentation sur la Figure 1.7 et la Figure 1.8, une étape d'un processus contient une procédure, deux acteurs et un seul produit. La démarche de modélisation consiste à déterminer les objets du processus de collecte en traduisant tous documents, formulaires et programmes informatiques (existants ou à développer), à l'aide d'une sémantique et d'un modèle de syntaxe unifié.

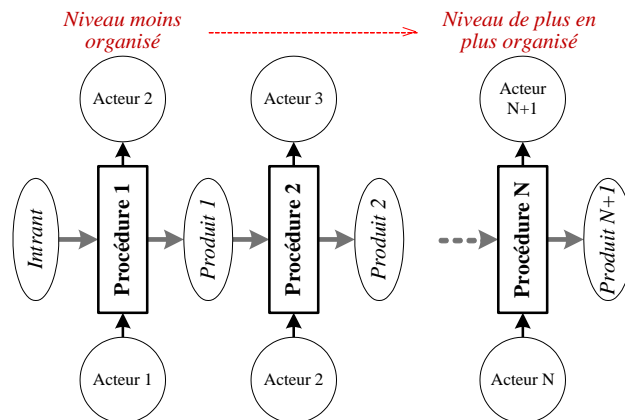


Figure 1.7 : Représentation générique d'un processus

3.4.1 La sémantique

La sémantique consiste en un vocabulaire de référence permettant de décrire les données d'une activité de collecte et la syntaxe permet d'exprimer cette information.

Le référentiel de vocabulaire contient deux classes de mots : mots de *forme* et mots de *rôle*. La forme et le rôle sont respectivement liés à la structure et la signification de l'élément d'information. Les mots de classe "*forme*" expriment la structure et les mots de classe "*rôle*" donnent sa signification. Chaque classe contient sept sous-classes (listées dans le Tableau 1) et chaque sous-classe des profils représentés par une lettre.

Tableau 1 : Classes et sous-classes d'activités

Classes de forme		Classes de rôle	
Nom	Profil	Nom	Profil
Amas	A	Contexte	C
Dénomination	D	Localisation	L
Repère	R	Manière	M
Jalon	J	Ressource	R
Suivi	S	Position	P
Typologie	T	Evolution	E
Mesure	M	Fin	F

La modélisation du processus correspond à la modélisation des éléments d'information relatifs à ses activités. Parmi ces informations, une expression spécifique décrit un aspect de l'activité.

Ainsi, dans la modélisation d'une activité, les mots de classe forme définissent la structure d'une information élémentaire, et les mots de la classe rôle leur sens. La classe forme contient 27 mots et la classe de rôle 88. Chaque mot a une définition précise liée à des synonymes pour aider l'analyste. Les deux classes de mots du Tableau 2 constituent le référentiel du vocabulaire utilisé. Le Tableau 3 donne le sens et les synonymes de quelques mots de rôle.

Tableau 2 : Extrait du référentiel de vocabulaire

Forme	Profil	Rôle	Profil
Liste	A	Localisation	L
Texte	A	Observation	P
Nom	D	Modalité	M
Nature	T	Réglage	P
Label	D	Matériel	R
Référence	R	Spécification	R
Nombre	J	Délimitation	P
Rang	J	Opération	M
Etat	S	Autorisation	E
Classe	T	Décision	R
Type	T	Conformité	F
Niveau	M	Intention	F
Quantité	M		

Tableau 3 : Extraits de mots de rôle, sens et synonymes dans le référentiel sémantique

Rôle du mot	Sens commun du terme du métier	Synonyme du mot
Réglage	Rendre plus conforme	Correction, Adaptation
Décision	Recherche d'une solution	Résolution
Observation	Preuve d'une manifestation	Enregistrement, note
Opération	Action d'un composant produisant un effet déterminé	Exécution, réalisation

3.4.2 La syntaxe

A l'aide de ce vocabulaire de référence, chaque élément d'information est traduit en vue formelle définie comme suit :

$$VF = \text{forme_rôle_objet} \quad (1)$$

où *objet* est une procédure, un acteur ou un produit auquel se rapporte l'élément d'information, "*forme*" précise la structure de l'élément d'information, et *rôle* exprime la signification de l'élément d'information. Le mot de *rôle* peut faire appel au plus à quatre mots synonymes.

Ainsi, pour traduire et représenter le processus dans le nouveau référentiel basé sur le vocabulaire du langage de modélisation linguistique de référence, nous associons à chaque type d'objet (procédure, acteur, produit) un mot de *forme* et un mot de *rôle*. Chaque mot intervient alors avec une certaine fréquence dans la description des processus élémentaires (procédure, acteur, produit), ce qui permet de représenter tout le processus en fonction des

éléments des vues formelles. Enfin, à partir de la fréquence de chaque mot dans les vues formelles obtenues suivant la syntaxe *forme_rôle_objet*, nous calculons les valeurs des paramètres nécessaires pour évaluer les différents indicateurs. La représentation du processus dans le nouveau référentiel s'appuie sur les travaux de représentation des connaissances de Reichgelt (1991) en intelligence artificielle, à l'origine du modèle de processus élémentaire à base des objets (*acteurs, procédure, produit*). Puis nous avons exploité l'idée fondamentale de théorie de l'information qui considère cette dernière comme résultat d'un processus traitant des éléments d'information granulaire (données). L'information de base peut donc être reconstituée, connaissant le processus et disposant des données. De même, il sera possible de d'identifier le processus, en partant des données d'entrée et de l'information correspondante.

Nous disposons maintenant d'un modèle des éléments d'information dans un référentiel standardisé, que nous pouvons exploiter pour calculer les indicateurs d'efficacité du PCD (Figure 1.8). Nous allons maintenant pouvoir évaluer l'efficacité d'un PCD à travers la quantité d'information rapportée par type de donnée. La méthode de quantification, basée sur la théorie de l'information (Shannon, 1948), consiste à estimer la fréquence d'usage des mots décrivant les données après modélisation du PCD. Les résultats ainsi obtenus permettront de calculer des valeurs de paramètres d'efficacité du PCD et de la base de données associée.

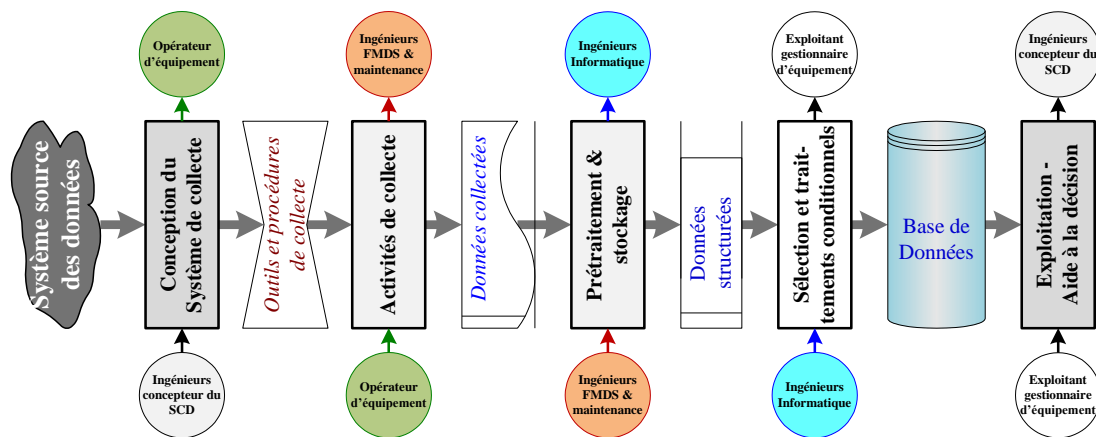


Figure 1.8 : Modèle d'un PCD et base de données avec les procédures et les acteurs

Soit S l'état d'un processus ou d'une information élémentaire, alors l'état du processus est défini par les 2 variables d'état x et y , telles que $S = (x, y)$, où $x \in X$ et $y \in Y$. Le processus sera donc modélisé par une vue formelle codée par la combinaison de deux mots de profils X (rôle) et Y (forme), $X = \{A, D, R, J, S, T, M\}$ et $Y = \{C, L, M, R, P, E, F\}$, définie par

$$VF = x_y_O, \quad x \in X, \quad y \in Y \quad \text{et } O \text{ l'objet concerné} \quad (2)$$

3.5 Calcul des indicateurs d'efficacité du PCD

Les modèles de calcul des indicateurs d'efficacité et de complexité de la méthode proposées sont fondés sur la théorie de l'information de Shannon & Wear (1949). Soit S l'état d'un objet, l'approche consiste à quantifier l'information relative à cet état par l'équation (3):

$$I = -\log_2(P(S)) \quad (3)$$

où $P(S)$ est la probabilité d'occurrence de $S \in \{(x, y)\}$, $x \in X$ et $y \in Y$.

La quantité d'information élémentaire est donnée par les mots du référentiel sémantique utilisés pour modéliser (décrire) les activités. C'est pourquoi la valeur calculée commence avec la fréquence relative des mots (probabilité), qui servent à estimer la quantité moyenne d'information, ensuite à calculer l'utilité et la complexité du processus dans son fonctionnement.

Soit N_{ij}^k le nombre d'états possibles ($j=1, \dots, T_i$) pour chaque mot dans chacune des deux classes ($i=1, 2$ pour la forme et le rôle, respectivement) relatifs à un objet k , avec T_i , le nombre de mots de rôle ou de forme considérés. Soient O le nombre d'objets, N_{ij} le nombre d'états possibles pour l'ensemble des objets et N le nombre d'états possibles pour l'ensemble des objets sur processus. Nous définissons alors le nombre N_{ij} et le nombre total N d'états par :

$$N_{ij} = \sum_{k=0}^O N_{ij}^k \quad (4)$$

$$N = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{T_i} N_{ij} \quad (5)$$

La quantité moyenne d'informations contenues des mots décrivant le PCD est donnés par :

$$\bar{Q} = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{T_i} -F_{ij} (\log_2 F_{ij}) \quad (6)$$

où $F_{ij} = \frac{N_{ij}}{N}$, ($i=1, 2$; $j=1, \dots, T_i$), est la fréquence relative d'un mot dans le processus.

L'utilité, une mesure quantitative de l'information issue d'un ensemble de mots ordonnés suivant la règle syntaxique, est donnée par l'équation (7) :

$$U \cong \bar{Q} \times \sum_{i=1}^2 T_i \quad (7)$$

La complexité du PCD alimentant une base de donnée est obtenue par l'équation (8) :

$$C = \alpha \log_2(\alpha) \quad (8)$$

$$\text{où } \alpha = \left(\prod_{i=1}^2 T_i \right) \times O$$

Les formules ci-dessus servent à calculer les indicateurs qui seront utilisés pour analyser l'efficacité le PCD. Nous l'utilisons dans l'étude de cas suivant.

3.5.1 Application au PCD d'une BD de maintenance

Considérons les enregistrements de données de défaillances de pompes lors d'opérations de maintenance (étude de cas ESReDA). Tous les documents du cas correspondant aux pompes sont traduits en utilisant la sémantique de référence. A titre d'exemple, un enregistrement des données d'activité de maintenance sur les pompes dans la BD donne les éléments d'information suivants :

1	Rapport n°	<i>PP109971</i>
	Observation	<i>fuite externe tuyau-bride</i>
	Type de défaillance	<i>bride-joint défectueuse</i>
	Mesure prise	<i>Changement du joint</i>

Des exemples de types d'informations traduites sont entourés ci-dessus. Les vues formelles correspondants obtenus sont les suivants :

Vue formelle 1 : *Label de spécification des observations liées à la pompe*

Vue formelle 2 : *Nature de la décision relative à l'opération de réglage de la pompe*

Une série de 43 vues formelles ont été obtenues après la traduction des documents disponibles sur la collecte de données lors des opérations de maintenance des pompes. Le tableau 4 résume les principaux résultats d'évaluation du processus du cas d'étude.

Tableau 4 : Extraits de mots de rôle, sens et synonymes dans le référentiel sémantique

Classe	Formulaire	\bar{Q}	Activité			Produits			Acteurs			Procédures		
			VF	U	C	VF	U	C	VF	U	C	VF	U	C
Amas	liste/texte	3,69	22	81	414	18	66	173				4	15	43
Dénomination	nom/label	2,91	3	9	110	2	6	12	1	3	2			
Localisation	Localisation	3,27	9	29	186	7	23	43	1	3	2	1	3	5
Typologie	type	3,69	9	33	173	6	22	48				3	11	33
Résultat relatif au processus		3,54	43	152	5762	33	117	1242	2	6	8	8	29	282

Le modèle correspondant au système PCD & BD intégré est représenté sur la figure 3, sur lequel les documents de l'exercice de référence et les feuilles d'enregistrement des données sur les pompes sont les objets possibles par rapport au modèle générique.

A partir du graphe d'utilité de la figure, on peut observer que le processus de collecte et la BD

ne s'intéressent pas aux données permettant de suivre et de localiser les équipements dans leur environnement d'exploitation alors que le contexte ou les conditions d'exploitation ne sont pas connus. Ces deux types de données sont indispensables pour la gestion de l'équipement dans ses phases de vie. Il est donc difficile d'exploiter ces données sur la base de leur utilité. En ne retenant que les objectifs retenus par le PCD en termes d'utilité, les méthodes de collecte des données et les points de collecte des données sont relativement complexes.

Une première observation à partir de ce résultat est que le processus tente essentiellement d'amasser des objets (Amas) qui ont été modélisés à l'aide de 22 vues formelles. Une deuxième observation est que le processus est relativement complexe ($C = 5762$ pour le processus de collecte) par rapport à chaque classe d'éléments d'information produites dans les documents ($C = 414$ pour la classe Amas, $C = 186$ pour la classe de localisation, $C = 173$ pour la classe Typologie et $C = 110$ pour la classe Dénomination). Un processus bien conçu et de cette dimension doit avoir une complexité bien moindre.

Une analyse plus détaillée peut être menée en couplant d'une part les classes de mots (amas/typologie, amas/localisation, amas/dénomination, ...) et d'autre part les objets du processus (produits/acteurs, produits/procédures, acteurs/procédures). Afin d'exploiter au mieux les indicateurs par des analyses visuelles pour l'aide à la décision en vue de l'amélioration du PCD, il est intéressant de les représenter dans un espace tridimensionnel comme le montre la Figure 1.9.

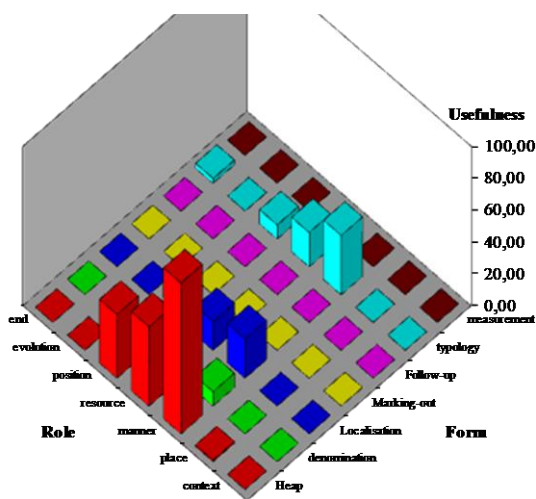


Figure 3a : Graphe d'utilité

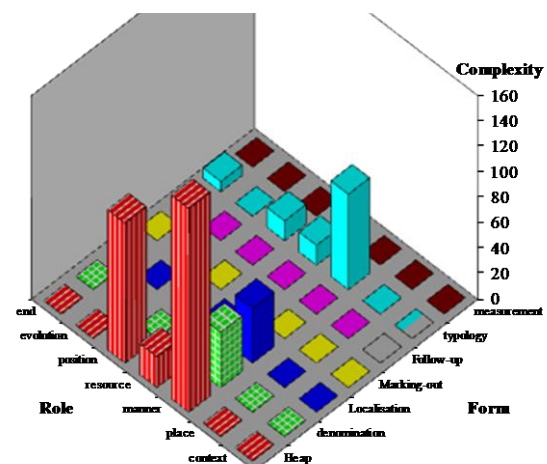


Figure 3b : Graphe de complexité

Figure 1.9 : Visualisation des indicateurs par rapport aux référentiels de forme et de rôle

L'application de l'approche sur un cas de PCD & BD de maintenance permet d'illustrer sa faisabilité. Pour mieux apprécier la qualité et la robustesse d'un PCD associé à sa base de données, il convient de compléter les indicateurs proposés par des indicateurs issus d'analyses statistiques réalisées sur les données collectées. Leurs influences sur l'exploitation des équipements sur leurs cycles de vie seraient ainsi mieux appréciées.

3.5.2 Evaluation du gain d'information d'une donnée

Notre objectif initial étant d'élaborer un processus adaptatif de collecte de données, nous pouvons ajouter aux critères utilisés, l'indicateur de gain d'information (Haken, 2006) rapporté par un élément d'information donnée lorsque celui-ci est sélectionné par exemple pour compléter ou pour apporter des modifications à une BD.

Supposons une fréquence relative initiale F_{ij} calculée à partir des éléments d'information modélisés par des vues formelles issues du référentiel du PCD concerné. Notons F'_{ij} , la nouvelle fréquence relative obtenue après la modification apportée par ajout ou retrait d'un élément d'information. Alors nous définissons le gain ou perte d'information apporté par cet élément au PCD ou à la BD par :

$$K = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{T_i} -F_{ij} \left(\log_2 \frac{F_{ij}}{F'_{ij}} \right) \quad (7)$$

K est indicateur qui servira dans la boucle de rétroaction du PCD, pour adapter le processus par des modifications pertinentes. Il peut également servir, lors de la spécification de la base de données pour déterminer la liste des données à collecter, en commençant par un ensemble initial auquel on rajoutera ou non, sur critère du gain d'information, des données additionnelles. Cette démarche peut être facilement validée sur une BD décomposée en deux parties, et dont l'une sera complétée par l'intégration des éléments d'information de l'autre au fur et à mesure, à l'aide du critère d'acceptation représenté par un gain $K \geq \delta_K$, un seuil pour éliminer les bruits.

4 Extraction d'indicateurs d'aide à la décision

L'extraction d'informations utilise des algorithmes basés souvent sur des modèles de différentes natures. Cox, (1972), Marseguerra, et al. (2002), Li (2004), Sun, et al. (2009) et Sun et al. (2007) ont par exemple développé des modèles analytiques d'évaluation du niveau de dégradation et de disponibilité d'un équipement. En fait, les données peuvent révéler les informations sur l'organisation interne de l'équipement. Vues d'un observateur (concepteur,

utilisateur, etc.), ces informations décrivent l'état de l'équipement. Nous considérons alors qu'une information est définie par rapport à son observateur et qu'elle décrit une partie du comportement de l'équipement. L'information est donc une perception émergeant des données et n'est accessible qu'avec des techniques et outils de manipulation et de présentation appropriée des données. Cette vision apporte une autre compréhension pour élaborer des informations pertinentes sur l'efficacité opérationnelle d'un équipement. Par ailleurs, étant donné que le comportement des composants n'explique pas nécessairement le comportement de l'équipement, nous proposons d'étudier la répartition des indicateurs de performances à chaque niveau de décomposition fonctionnelle, afin d'étudier et mieux comprendre la répartition des informations de l'équipement et d'optimiser la position des capteurs, ceci dès la conception. Dans un objectif plus poussé, l'extraction des données consiste à détecter les écarts de performance, à en identifier la source et en attribuer la cause à des composants dégradés ou défaillants. Il s'agit alors de la fonction de diagnostic qui, lorsqu'elle cherche à estimer les tendances, les probabilités et les délais des écarts à atteindre un certain niveau, devient alors une fonction de pronostic.

4.1 Indicateur d'état de santé d'un équipement

Beaucoup de données utiles sont sauvegardées dans des bases de données des composants. Après que les données aient été recueillies et analysées, elles peuvent commencer à être exploitées. En effet, la plupart des données ne sont pas utilisées immédiatement sans des analyses préliminaires et des traitements mathématiques spécifiques. Les flux d'informations sur les composants peuvent être dirigés vers différents types de base de données. La gestion de ces flux de données techniques nécessite l'implémentation d'outils spécifiques, par exemple, de fusion de données, de paramétrisation, ou encore de synchronisation des données au cours du temps en tenant compte des décalages introduits par la propagation des phénomènes à travers l'équipement qui les génère. Par ailleurs, les indicateurs tels que le taux de défaillance et de réparation, la fiabilité opérationnelle, les temps moyens entre défaillances, ..., sont souvent utilisés par les services de maintenance et de support après-vente pour gérer et exploiter les équipements. Ces données sont cependant insuffisantes face à des défaillances rares ou transitoires ou face à des défauts erratiques des équipements complexes (Adjallah & Touzanne, 1999). Pour évaluer le comportement de l'équipement et améliorer sa disponibilité tout au long des cycles de vie, (Aupied, 1994) (Procaccia, 1995) and (Cooke, 1996) ont proposé d'utiliser différents modèles mathématiques pour élaborer des indicateurs de performance tels que le degré de dégradation ou le niveau de fiabilité des

composants de l'équipement, etc. pour les actions de maintenance conditionnelle. Ces modèles constituent le noyau des algorithmes d'extraction d'information à partir des données.

4.2 Diagnostic et pronostic des défaillances

Les opérateurs industriels adoptent en général le suivi du niveau de dégradation des composants et des fonctions critiques de l'équipement comme un moyen efficace pour prévenir les défaillances à l'aide d'actions appropriées. Ces actions d'anticipation qui caractérisent la stratégie de maintenance proactive (Iung, 2003) sont principalement basées sur la surveillance, le diagnostic, le pronostic et l'aide à la décision. Malheureusement, le pronostic implique un certain degré d'incertitude car il consiste en une projection dans le futur à partir de données non nécessairement précises. Si, par le pronostic, la situation projetée en lien avec le niveau de performance dégradée de l'équipement est considérée comme sûre et satisfaisante pour l'exploitation, cela signifie qu'il n'est pas nécessaire de planifier une intervention et l'équipement peut continuer à fonctionner jusqu'au prochain niveau de dégradation acceptable ou non. Si la situation projetée n'est pas acceptable, des actions de maintenance doivent être immédiatement effectuées sur l'équipement.

En revanche, actuellement, le diagnostic est une stratégie très importante pour l'industriel, parce que sans anticipation, une défaillance peut être très coûteuse à réparer. Le diagnostic prédictif peut donc être utilisé pour déclencher des actions de maintenance appropriées qui permettront de ralentir les processus de dégradation de performance et de la fiabilité.

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé la problématique de collecte de données sur le cycle de vie d'un équipement, ses exigences en termes d'outils et techniques de traitement, et ses objectifs en termes d'exploitation pour la synthèse d'indicateurs. Nous avons alors établi un état de l'art sur le sujet avant de préciser nos objectifs et positionner nos travaux qui consistent à proposer un modèle de PCD adaptatif en fonction de la qualité des indicateurs d'état de santé des équipements concernés et de la qualité des données stockées dans la BD du PCD. Nous avons proposé une méthodologie pour établir une cartographie des données grâce à leur localisation dans un équipement en décomposant ce dernier à l'aide d'une démarche d'analyse structuro-fonctionnelle et des flux de matière et d'énergie dans l'équipement.

Ensuite, nous avons proposé, une approche méthodologique en trois phases pour estimer l'efficacité d'un PCD. Cette démarche a été inspirée d'une approche de modélisation fonctionnelle pour la conception de systèmes complexes. La démarche est basée sur la théorie de l'information et la modélisation des connaissances sous forme de processus élémentaires interconnectés. Les trois phases comprennent la modélisation du PCD par des vues formelles, l'estimation des quantités d'information rapportées par les données, et une aide à l'évaluation de l'efficacité d'un PCD dans deux référentiels à tridimensionnels caractérisés respectivement par les indicateurs de niveau de complexité du PCD et d'utilité des données collectées. Ce chapitre nous a permis de préciser le cadre général de modélisation d'un PCD et de traitement des données relatives à l'état de santé d'un équipement sur sa durée de vie.

L'efficacité intrinsèque d'un PCD évaluée dans un premier temps par les indicateurs proposés, doit être complétée par des indicateurs extrinsèques issus de l'exploitation des données par les modèles d'aide à la décision et d'optimisation de la maintenance d'un équipement. Ces derniers indicateurs permettront de valider, dans un deuxième temps, la convergence entre les indicateurs d'efficacité prévisionnelle et d'efficacité réelle observée des décisions prises à partir des données collectées. En cas de non convergence, les paramètres du PCD et/ou les stratégies de maintenance doivent être réajustés pour y remédier. Pour cela nous proposons, dans les chapitres suivants, un outil d'évaluation des indicateurs d'efficacité des décisions de maintenance à base de modèles élaborés à partir des données collectées, à l'aide des RdPs Stochastiques colorés (RdPSC). Dans ces deux chapitres, nous nous intéresserons, comme indiqué dans la Figure 1.4, au bloc d'évaluation de l'état de santé de l'équipement à partir des données fournis après traitement.

Chapitre 2

Modèle RdPS du comportement stochastique d'un équipement

Résumé

Nous présentons dans ce chapitre la technique de modélisation des processus stochastiques d'un équipement à l'aide des RdPs Stochastiques (RdPS). Nous comparons cette technique de aux graphes de Markov. Nous considérons dans ce chapitre, que les modèles de dégradation des composants sont élaborés à partir des données issues de la BD résultant de la mise en œuvre du PCD. La construction de ces modèles, abordée dans d'autres travaux par ailleurs, n'est pas traitée dans ce mémoire. Nous considérons que le modèle de dégradation de chaque composant dans le modèle RdPS est une information issue des données collectées. Les variables aléatoires de distribution spécifique assurant la fonction d'horloge associée à chaque transition du RdPS, est fonction du modèle du processus de dégradation de chaque composant. Nous présentons également dans ce chapitre la modélisation des comportements de l'équipement soumis à des actions de maintenance par les RdPS colorés. Dans le modèle, chaque composant est représenté par une couleur distincte ; et chaque transition possède et peut être validée en autant de couleurs que de composants. Enfin ce chapitre est complété par l'exploitation de la simulation Monte Carlo dans les RdPS colorés afin d'étudier les évolutions de l'état de santé et de l'efficacité d'un équipement soumis à des actions de maintenance. Ce chapitre servira à élaborer dans le chapitre suivant notre modèle RdPSC de synthèse des indicateurs d'efficacité opérationnelle prévisionnelle.

1 Les réseaux de Petri stochastiques (RdPS)

1.1 Caractéristiques des RdPS

Les RdP (Yuan & Dong, 1996) (Reisig, 1985) (Peterson, 1981), dans leurs différentes formes et tailles, ont été utilisés pour l'étude des propriétés qualitatives des systèmes en présentant des caractéristiques de synchronisation et de la concurrence.

Le modèle RdP (rappel en Annexe F) de systèmes techniques, basé sur l'analyse quantitative, a besoin de prendre en compte les spécifications temporelles des opérations avec des durées soumises à des aléas et des événements affectés d'incertitudes. Ce besoin a donc depuis longtemps été reconnu et différentes propositions sont apparues dans la littérature pour prendre en compte les spécifications temporelles associées. Parmi les principales alternatives qui caractérisent les différentes propositions, on trouvera :

- les éléments du RdP (des places ou des transitions) avec la synchronisation associée,
- la sémantique de franchissement dans le cas de transitions temporisées,
- la nature de la spécification temporelle (soit déterministe ou probabiliste)

Comme les RdP sont souvent utilisés pour modéliser les systèmes à événements discrets (chaînes de fabrication, réseaux de communication, architectures clients-serveurs, etc.) dans le but d'analyser non seulement les indicateurs d'efficacité opérationnelle (nombre de pièces fabriquées, temps d'attente des clients dans diverses files d'attente d'un système clients-serveurs, etc.) mais aussi les dysfonctionnements éventuels, le problème de temporisation des RdP s'est naturellement posé. Cette question est en fait assez complexe et a reçu différentes réponses selon les applications.

Plusieurs ouvrages sur les RdPS ont été réalisées indépendamment (Shah, 1993) (Marsan & Chiola, 1987), à peu près à la même période, dans les années quatre-vingt. Les travaux correspondants ont conduit à des modèles presque identiques avec la même dénomination : RdP Stochastique. Certains (Symons, 1980) avaient déjà associé un délai aléatoire suivant une distribution exponentielle aux transitions dans la définition d'un RdP numérique.

Nous considérons le modèle de RdP, augmenté d'une spécification temporelle en associant un détail de franchissement aux transitions. Le franchissement d'une transition est "atomique", c'est-à-dire les jetons franchissent la transition entre les places d'entrée et de sortie par une

seule opération indivisible (par opposition aux Réseau de Petri temporisés, l'opération de franchissement est divisée en trois phases séparés). La spécification de délai de franchissement est de probabilité naturelle, de sorte que, soit la fonction densité de probabilité, soit la fonction de distribution (probabilité) du délai associé à une transition doit être spécifiée. Dans le cas le plus simple, nous supposons que les distributions des délais sont exponentielles négatives, mais nous avons aussi examiné brièvement le cas général. Toutes les propriétés structurelles des RdP classiques sont maintenues dans les modèles RdPS.

Dans la suite, nous allons construire la temporisation “standard” d'un RdP en lui associant une chaîne de Markov (voir Annexe E) en temps continu $\{N(t); t \in R \geq 0\}$, la variable aléatoire $N(t)$ comptant, à l'instant t , le nombre de jetons présents dans les places du réseau. Soit $\pi_\nu(t)$ la probabilité que le processus soit dans l'état ν à l'instant t ; ceci revient à poser :

$$\pi_\nu(t) := \Pr(N(t) = \nu)$$

On sait que pour une telle chaîne de Markov, le temps de séjour dans l'état courant ν est une variable aléatoire distribuée selon la loi exponentielle dont le paramètre est le taux de sortie de l'état ν .

1.2 Principes de modélisation par RdPS

Définition des paramètres du RdPS (Marsan, 1990)

$$RdPS = (P, T, I, O, M_0, A, \Lambda)$$

où (P, T, I, O, M_0, A) est le lien entre RdP et RdPS qui comprend :

- un ensemble de place $P = (p_1, p_2, \dots, p_m)$
- un ensemble de transitions $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$,
- un ensemble d'arcs d'entrée $I \subset P \times T$,
- un ensemble d'arcs de sortie $O \subset T \times P$,
- un marquage initial $M_0 = (m_{01}, m_{02}, \dots, m_{0m})$,

et $\Lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, un marquage dépendant du temps associé à chaque transition (taux de franchissement). Le taux de franchissement peut donc être décrit par $\lambda_i(M_j)$, le délai de franchissement de transition $t_i = [\lambda_i(M_j)]$.

Puisque les deux variables aléatoires suivent la distribution exponentielle négative, le paramètre $(\mu_1 \text{ et } \mu_2)$ est une variable aléatoire qui suit encore une loi exponentielle, avec un paramètre $(\mu_1 + \mu_2)$. Le temps de séjour dans le marquage M_j est un variable aléatoire qui suit une distribution exponentielle négative décrite par :

$$\left[\sum_{i:t_i \in E(M_j)} \lambda_i(M_j) \right]^{-1}$$

où $E(M_j)$ est l'ensemble des transitions franchissables à partir de M_j .

En fait, les délais de franchissement suivent une distribution exponentielle pour décrire l'expression de la probabilité de franchissement d'une transition donnée (t_k) , et donc pour déterminer le changement de marquage par ce franchissement.

$$P\{t_k | M_j\} = \frac{\lambda_k M_j}{\sum_{i:t_i \in E(M_j)} \lambda_i(M_j)}, \quad t_k \in M_j$$

La propriété d'absence de mémoire de l'exponentielle négative permet d'avoir une interprétation plus utile pour le *RdPS*. Pour chaque marquage du graphe d'atteignabilité, une seule transition déterministe peut être franchissable. Chaque fois qu'un changement de marquage permet une transition qui n'a pas été précédemment activée depuis son dernier franchissement, le délai de franchissement de cette transition est temporisé selon une distribution exponentielle négative, et impose un chronométrage pour évaluer le délai de franchissement à un instant donné.

1.3 Graphe de Markov et RdPS

1.3.1 Processus de Markov

Un processus de Markov est un processus stochastique qui satisfait la propriété de Markov

$$\begin{aligned} P\{X(t) \leq x | X(t_n) = x_n; X(t_{n-1}) = x_{n-1}; \dots; X(t_1) = x_1; X(t_0) = x_0\} \\ = P\{X(t) \leq x | X(t_n) = x_n\} \end{aligned}$$

pour $t > t_n > t_{n-1} > \dots > t_1 > t_0$.

La propriété de Markov définit un processus stochastique dont le comportement dans le futur (le temps t) ne dépend que de la situation actuelle (à l'instant t_n). Par contre, un processus de

Markov n'a pas de mémoire de la trajectoire suivie pour atteindre l'état actuel. Cette caractéristique n'est pas courante dans de nombreux systèmes réels, mais les processus markoviens sont largement utilisés pour construire des modèles stochastiques de systèmes à événements discrets.

Les processus de Markov dans un espace d'état à événements discrets sont appelés chaînes de Markov. Si le paramètre t est discret, le processus est une chaîne de Markov à temps discret. Si le paramètre t est continu, le processus est un graphe de Markov en temps continu.

1.3.2 Graphe de Markov en temps continu

Le diagramme d'évolution temporelle de l'état du graphe de Markov est analogue à celui du RdPS (Figure 2.1). L'évolution temporelle du marquage d'un RdPS peut être représentée sur un diagramme de changement de marquage et de taux de franchissement des transitions. Par conséquent, sur un diagramme d'évolution temporelle, le graphe du RdP évolue en générale de la même manière que le graphe de Markov.

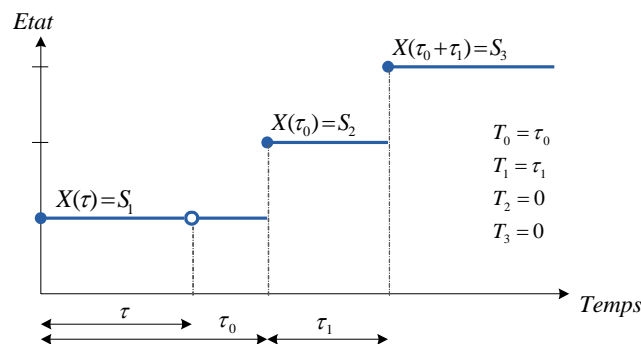


Figure 2.1. Diagramme d'évolution temporelle d'état d'un processus de Markov

Le graphe de Markov du processus est représenté sur la Figure 2.1 où chaque segment représente le temps de séjour dans un état. La propriété de Markov exige que les durées de séjour dans les états soient des variables aléatoires de distribution exponentielle négative, qui s'exprime par l'équation ci-dessous :

$$f_x(x) = \mu e^{-\mu x} \mu(x)$$

où $\mu(x)$ est une fonction échelon unitaire, et μ un paramètre (ou taux) est la seule variable continue pour la propriété sans mémoire.

$$P\{X \geq x+a | X \geq a\} = P\{X \geq a\}$$

A tout instant, la durée résiduelle de séjour dans l'état, requise par la propriété de Markov, ne dépend pas du temps passé dans l'état mais seulement de l'état actuel. L'espérance mathématique d'une variable aléatoire distribuée exponentiellement avec paramètre μ est μ^{-1} .

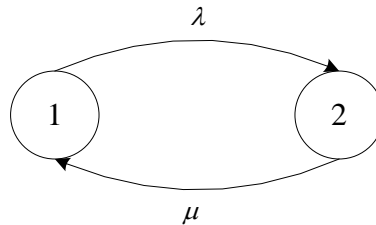


Figure 2.2. Système à deux états avec taux de transition représenté par un graphe de Markov

La matrice de transfert entre les états de l'équipement de la Figure 2.2, modélisée par un graphe de Markov en temps continu, est donnée par

$$Q = \begin{bmatrix} -\lambda & \lambda \\ \mu & -\mu \end{bmatrix}$$

Ces considérations impliquent la description complète du Graphe probabiliste de Markov. Pour cela, il suffit de donner, dans l'espace S , l'état à l'instant initial (généralement 0), ainsi que les paramètres en fonction de la distribution exponentielle négative en décrivant les temps de séjour dans tous les états dans l'espace S , et les probabilités de passage d'un état à un autre.

Le Graphe de Markov temps continu de la Figure 2.2 et la matrice de transfert entre états ci-dessus modélisent un processus (dans notre exemple, système à 2 états $\{E_1, E_2\}$) pour lequel le temps de séjour moyen dans l'état 1 est λ^{-1} , et le temps de séjour moyen dans l'état 2 est μ^{-1} .

1.3.3 Comparaison entre Graphe de Markov et RdPS

Nous allons comparer un Graphe de Markov et un RdPS sur la modélisation du comportement d'un équipement pompe entraînée par un moteur. La pompe peut être en marche ou à l'arrêt et elle peut être défaillante alors que le moteur tourne. La pompe défaillante est alors remplacée par une nouvelle et avant l'opération de remplacement, le moteur d'entraînement est arrêté. Nous pouvons facilement identifier trois états pour ce système : 1) Arrêté 2) Marche et 3) Défaillant. Les transitions entre les différents états doivent respecter les règles suivantes :

- si la pompe est arrêtée, elle peut être remise en marche,
- si la pompe est en marche, elle peut être arrêtée ou elle peut devenir défaillante,
- si la pompe devient défaillante, elle est remplacée par une nouvelle après arrêt du moteur.

Afin d'obtenir un modèle Graphe de Markov en temps continu, nous avons besoin d'introduire des spécifications temporelles de fonctionnement de l'équipement pour faire évoluer le processus qui ne dépend que de son état actuel. Pour ce faire, nous supposons que :

- les durées d'arrêt de la pompe sont distribuées selon la loi exponentielle de paramètre β ,
- les durées de marche de la pompe sont distribuées selon la loi exponentielle de paramètre α ,
- la durée de vie de la pompe (somme des durées de fonctionnement avant la défaillance) est distribuée selon la loi exponentielle de paramètre λ ,
- les durées de réparation de la pompe sont distribuées selon la loi exponentiellement de paramètre μ .

Le graphe d'état et de transition est décrit sur la Figure 2.3, avec les taux de transitions α, β, λ et μ sur les arcs respectifs de transition.

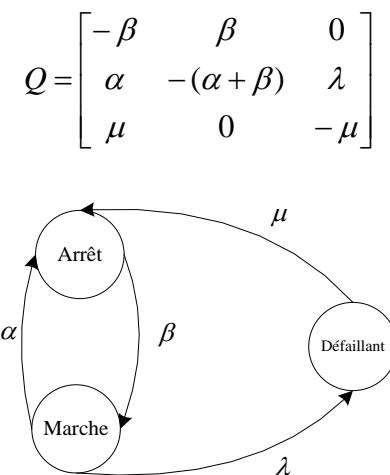


Figure 2.3. Modèle Graphe de Markov de l'équipement "pompe"

En comparaison, nous présentons l'exemple de l'équipement "pompe", modélisé par un RdPS (Figure 2.4). Ce modèle est similaire au *Graphe de Markov en temps continu*. Cette similarité est due au fait que le RdPS fait partie des RdP de type généralisé. En fait, le modèle RdPS permet d'étudier l'évolution un par un des états de l'équipement par rapport aux transitions, tout en respectant les propriétés structurelles des RdP généralisés.

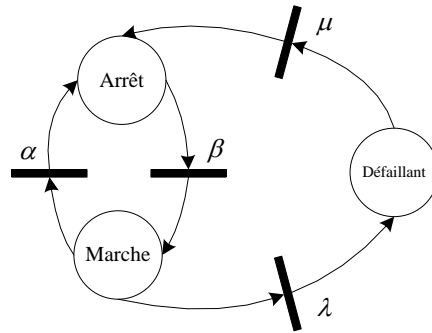


Figure 2.4. Modèle *RdPS* de comportement l'équipement " pompe "

L'ensemble du graphe d'atteignabilité d'un *RdPS* ressemble à celui d'un modèle de *RdP* classique. La construction de ce modèle est caractérisée par un retard au tir des transitions. En effet, le fait que les temps de retard au tir sont échantillonnés à partir de l'ensemble des nombres réels non négatifs, garantit que, pour tout marquage, toute transition activée sera franchissable avec une probabilité.

Le graphe d'état et de transition du *Graphe de Markov en temps continu* correspond au graphe d'atteignabilité relatif au *RdPS* et la génération du *Graphe de Markov en temps continu* est de même complexité que la génération d'un *RdP* accessible. Le graphe du *RdPS* est formalisé par les places, les arcs, le taux de franchissement des transitions et le changement de marquage.

Dans un *RdPS*, un temps aléatoire est associé au franchissement des transitions. Pour tout *RdPS*, nous pouvons construire le graphe de marquage accessible. Si le comportement aléatoire du *RdPS* vérifie les hypothèses markoviennes (processus sans mémoire), alors ce graphe est identique à celui d'une chaîne de Markov. Les *RdPS* constituent un outil de modélisation des systèmes dynamiques stochastiques à états discrets. Ils sont particulièrement adaptés pour représenter les événements ou les phénomènes aléatoires dans les systèmes de synchronisation et de commutation.

2 Modélisation par *RdPS* coloré

2.1 Les *RdP* Colorés (*RdPC*)

Les *RdPC* (Jiang, et al., 2001) (Ben-Arieh, et al., 2004) constituent un type important de réseaux de Petri, très utiles pour modéliser des systèmes où l'on souhaite distinguer des caractéristiques ou performances spécifiques à des ressources ou des états, ce qui ne serait pas

aisé avec un réseau de Petri classique. Les RdPC utilisent un langage graphique orienté pour la conception, la spécification, la simulation et la vérification des systèmes. Le RdPC introduit la notion de types de jetons, ces derniers étant différenciés par des couleurs.

Il est en particulier bien adapté pour les équipements composés d'un certain nombre de processus qui commutent et se synchronisent. Il est applicable, par exemple, dans les domaines typiques de la communication, des systèmes distribués, des systèmes automatisés de production, etc. Nous les présenterons plus en détail pour modéliser les équipements multi-composant multi-état dans le chapitre suivant.

2.2 Principes de modélisation par RdPSC

Les réseaux de Petri standard exploitent des blocs de sous-systèmes pour modéliser les équipements complexes ou de très grande dimension nécessitant un grand nombre de places et de transitions. Une stratégie de spécification plus concise de tels systèmes consiste à associer une “couleur” aux jetons et aux transitions à l'aide des RdPC. Cette approche est particulièrement efficace lorsque l'équipement étudié est composé de nombreux sous-systèmes ayant une structure ou comportement similaire par rapport au RdP généralisé. Lorsque le comportement des sous-systèmes suit un processus stochastique, alors l'utilisation des “Réseaux de Petri Stochastiques Colorés” (RdPSC) s'impose.

Un RdPSC est spécifiée par un ensemble de places finis, un nombre de transitions finis et un ensemble de couleurs finies avec une “fonction d'incidence d'entrée” et une “fonction d'incidence de sortie” des transitions (Haas, 2002). Le marquage d'un RdPSC est une affectation d'entiers non négatifs aux places du réseau. Le marquage représente le nombre de jetons de chaque couleur dans chaque place. Chaque transition peut être activée simultanément dans plusieurs couleurs. Une transition est franchissable dans une couleur spécifique lorsque chaque place d'entrée de cette transition contient un nombre suffisant de jetons de cette couleur. L'ensemble des places d'entrée et le nombre de jetons de couleur différente dans chaque place d'entrée d'une transition sont spécifiées par la fonction d'incidence d'entrée.

Une transition est instantanément franchie par le tir coloré de la transition. Des jetons sont alors retirés de la place d'entrée et déposés dans la place de sortie de manière déterministe. L'ensemble des places de sortie est spécifié par la fonction d'incidence de sortie. Une transition peut être franchie dans une couleur si elle est validée dans cette couleur. Pour chaque place, le nombre (éventuellement nul) de jetons retirés et déposés à la place spécifiée

par les fonctions d'incidence d'entrée ou de sortie ne dépend que du franchissement des transitions, des couleurs des transitions et de l'identité de la place. La couleur d'un jeton dans une place reste fixe jusqu'à ce qu'il soit retiré de la place indiquée.

On peut associer une horloge soit à une transition ou soit à une place (transition, franchissement de transition colorée). Chaque fois qu'une transition est validée dans une couleur spécifique, la lecture de l'horloge correspondant décompte le temps restant jusqu'à ce que la transition soit franchie à la date prévue. Comme le RdP ordinaire, le franchissement d'une transition est immédiat ou temporisé. Un changement de marquage se produit lorsqu'une ou plusieurs horloges sont réinitialisées (remise à 0). Lorsqu'une horloge associée une transition et une couleur arrive à 0, la transition est franchie dans cette couleur. Lorsque plusieurs horloges arrivent à 0 simultanément, les couples associées (transition, tir coloré) déclenchent le changement du marquage. Un de ces couples est sélectionné pour le franchissement de transition selon une *distribution de probabilité spécifiée*.

2.2.1 Le modèle du RdPSC

Un marquage initial est spécifié à l'instant initial $t = 0$ et les lectures initiales d'horloge sont sélectionnées en fonction des distributions initiales de probabilité. À chaque changement de marquage, les transitions peuvent être activées dans une ou plusieurs couleurs. Chaque fois qu'une transition devient active dans une couleur, un lecteur d'horloge est sélectionné en fonction d'une distribution de probabilité fixée qui ne dépend que de la transition et de la couleur. Si une transition est validée dans une couleur donnée, mais n'est pas franchie au prochain changement de marquage dans cette couleur, elle peut rester validée dans cette couleur et l'horloge associée peut continuer à évoluer.

Les éléments de base du modèle RdPSC sont constitués par :

- un ensemble de places $P = (p_1, p_2, \dots, p_m)$,
- un ensemble de transitions $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$,
- un ensemble des transitions immédiates $T' \subset T$,
- un ensemble fini de couleurs C avec une numérotation fixe,
- des domaines des couleurs $C_p(p) \subseteq C$ pour $p \in P$ et $C_T(t) \subseteq C$ pour $t \in T$,
- une fonction d'incidence d'entrée w^- et une fonction d'incidence de sortie w^+ , chacune étant définie dans :

$$\bigcup_{t \in T, p \in P} (\{t\} \times C_T(t) \times \{p\} \times C_p(p))$$

et prenant des valeurs entières

- Pour $p \in P$, le domaine des couleurs $C_p(p) \subseteq C$ est l'ensemble des couleurs qui peuvent être affectées à un jeton dans la place P . De même, pour $t \in T$, le domaine de couleur $C_T(t) \subseteq C$ est l'ensemble des couleurs possibles de franchissement de la transition t . Ainsi, la couleur l ne peut être assignée dans la place p que si $(p, l) \in \Pi$, où

$$\Pi = \bigcup_{p \in P} (\{p\} \times C_p(p))$$

De même, la transition t peut être franchie en couleur i seulement si $(t, i) \in \tau$, où

$$\tau = \bigcup_{t \in T} (\{t\} \times C_T(t))$$

Notons τ' le sous-ensemble de τ correspondant aux transitions immédiates :

$$\tau' = \bigcup_{t \in T'} (\{t\} \times C_T(t))$$

La fonction incidence d'entrée w^- et la fonction incidence de sortie w^+ d'une transition déterminent respectivement le nombre de jetons retirés dans la place amont et le nombre de jetons déposés dans la place aval lorsque la transition est franchie dans une couleur donnée si elle est validée dans cette couleur. Plus précisément, la transition t est validée dans la couleur i si et seulement si, pour tout $(p, l) \in \Pi$, la place p contient au moins $w^-(t, i, p, l)$ jetons de couleur i . Lorsque la transition t est franchie en couleur i , exactement $w^-(t, i, p, l)$ jetons de couleur i sont retirés de la place p et exactement $w^+(t, i, p, l)$ jetons de couleur i sont déposés dans la place p pour tout $(p, l) \in \Pi$.

La représentation graphique d'un RdPSC est similaire à celle d'un RdP ordinaire : les places sont représentées par des cercles, les transitions immédiates par des barres fines, les transitions temporisées par des barres épaisses, et avec des jetons colorés. Lorsqu'un arc du graphe de RdPSC relie la place p à la transition t avec $w^-(t, i, p, l) > 0$ pour un certain $i \in C_T(t)$ et $l \in C_p(p)$, la place p est appelée place d'entrée de la transition t . De même, s'il existe un arc orienté de la transition t à place p avec $w^+(t, i, p, l) > 0$ pour un certain $i \in C_T(t)$ et $l \in C_p(p)$, la place p est dit place de sortie de la transition t . Les jetons sont représentés par des points de différentes couleurs dans la place, avec chaque couleur de jeton représentant un seul composant.

Une étiquette sur un arc de transition vers une place indique le nombre de jetons de chaque couleur déposés dans la place lors du franchissement de la transition. Pour indiquer le nombre de jetons de chaque couleur qui sont déposés dans la place, on pourra utiliser une notation de “somme-formelle”. Par exemple, un arc de la transition t à la place p possède un label “ $i+3j$ ” si la transition t dépose exactement un jeton de couleur i et trois jetons de couleur j dans la place p lorsque la transition t sera franchie. C’est-à-dire que pour tout $l \in C_T(t)$, $w^+(t, l, p, k) = 1$ si $k=i$, $w^+(t, l, p, k) = 3$ si $k=j$, et $w^+(t, l, p, k) = 0$ sinon. Pour simplifier les expressions, on notera “ i ” au lieu de “ $1 \cdot i$ ”. Le symbole “ i ” dans l’étiquette indique la couleur de tir de transition. Par exemple, un arc de la transition t à la place p a une étiquette “ $2 \cdot i$ ” si, pour tout $i \in C_T(t)$, la transition t dépose deux jetons de couleur i dans la place p et aucun jeton d’une autre couleur lorsque t sera franchie dans la couleur i . Autre exemple avec $C = \{1, 2, \dots, N_C\}$: un arc de la transition t à la place p a une étiquette “ $2 \cdot i + 3 \cdot (i+1)$ ” si la transition dépose deux jetons de couleur i et trois jetons de couleur $i+1$ dans la place p lorsque la transition t sera franchie dans la couleur i . La couleur $i+1$ est équivalente à $i=1$ lorsque $i = N_C$. Un arc sans étiquette explicite possède implicitement l’étiquette “ $1 \cdot i$ ” ou “ i ”.

On utilisera une notation analogue pour une étiquette sur un arc allant d’une place vers une transition. Par exemple, un arc de la place p à la transition t a une étiquette $1 \cdot 0 + 2 \cdot i$ si, pour tout $i \in C_T(t)$ et pour tout $j \in C_T(t)$, la transition t est validée en couleur i seulement si la place p contient au moins un jeton de couleur 0 et deux jetons de couleur i . Par ailleurs, la transition retire un jeton de couleur 0 et deux jetons de couleur i de la place p à chaque fois qu’elle sera franchie en couleur i .

Le marquage d’un RdPSC est une affectation de jetons par couleur, sur les places du réseau. Un marquage est représenté par un couple (s, c) . La première composante $s = (s_1, s_2, \dots, s_m)$ est un vecteur d’entiers non-négatifs, comme dans un RdP ordinaire, où s_j est le nombre de jetons dans la place $p_j \in P$. Le nombre total de jetons dans le réseau est $|s| = s_1 + s_2 + \dots + s_m$. Le deuxième composant du marquage est un vecteur $c = (c_1, c_2, \dots, c_{|s|}) \in C^{|s|}$ contenant la couleur de chacun des $|s|$ jetons dans le réseau. Dans un vecteur c , c_i désigne les couleurs des jetons dans la place p_i apparaissent à gauche des couleurs dans la place p_j chaque fois que $i < j$. Pour chaque place, les couleurs des jetons dans la place apparaissent de gauche à droite dans l’ordre de numérotation fixe de l’ensemble C des couleurs.

Dans notre modèle de RdPSC, un jeton de couleur unique représente un seul composant dans les places $p_i, i \in \{1, 2, 3\}$ et chaque transition sera colorée dans la couleur correspondante lors du passage du jeton.

2.2.2 Règles de priorité des transitions du réseau

La priorité de passage de la transition sera définie suivant quatre cas :

- 1) si une seule couleur de transition est validée, cette transition sera franchie,
- 2) si deux transitions sont validées, la première franchie est celle correspondant au composant dont le taux de défaillance est le plus élevé, en cas de défaillances simultanées
- 3) si les taux de défaillance sont identiques, la première transition franchie est celle du composant de plus faible importance pour les dégradations et défaillance, et celle du composant de plus grande importance pour les réparations.
- 4) si deux transitions sont validées, les taux de défaillance et les indicateurs d'importance des composants sont identiques, alors la première transition franchie est celle du composant de plus petit indice.

Propriété : Etant donné un marquage (s, c) , notons $c_j(i)$ le nombre total de jetons dans la couleur i dans la place p_j . En utilisant la fonction indicatrice $1_{\{i\}}(c_k)$ égale à 1 si $i=k$ et égale à 0 sinon.

$$c_j(i) = \sum_{k=1}^{|s|} 1_{\{i\}}(c_k) \leq 1 \quad (1)$$

Soit un marquage (s, c) défini par :

$$\tau(s, c) = \{(t, i) \in \mathcal{T} : c_j(l) \geq w^-(t, i, p, l) \text{ pour } (p_j, l) \in \Pi\} \quad (2)$$

Lorsque le marquage est (s, c) , la transition t est validée en couleur i si et seulement si $(t, i) \in \tau(s, c)$, sinon aucun tir n'est déclenché en couleur i sur la transition t .

Chaque fois que le marquage est (s, c) et que la transition t est franchie en couleur i , le nouveau marquage (s', c') est donnée par

$$c'_j = c_j - w^-(t, i, p, l) + w^+(t, i, p, l) \quad (4)$$

pour $(p_j, l) \in \Pi$.

Ainsi, s, c, t et i déterminent de façon unique $(s', c') = g(s, c, p, i)$, où g est appelée fonction “nouveau marquage”.

Associons une horloge à chaque couple $(t, i) \in \tau(s, c)$. Chaque fois que la transition t est validée en couleur i , l’horloge associée au couple (t, i) enregistre la durée résiduelle jusqu’à l’instant prévue de franchissement de t en couleur i . Lorsque le marquage est (s, c) et que t^* est franchie en couleur i^* , un nombre presque sûrement fini de lecture d’horloge est déclenché pour chaque couple $(t, i) \in N(s, c, t^*, i^*)$, avec $N(s, c, t^*, i^*) = \tau(s', c') - (\tau(s, c) - \{(t^*, i^*)\})$ et $(s', c') = g(s, c, t^*, i^*)$ est l’unique *nouveau marquage*.

2.2.3 Gestion du temps dans le RdPSC

Notons $H(\cdot; t, i)$ la fonction de distribution d’horloge. Comme pour les RdPS ordinaires, on considère que $H(0; t, i) = 1$ pour $(t, i) \in \tau'$ et $H(0; t, i) = 0$ pour $(t, i) \in \{\tau - \tau'\}$, de sorte que les transitions immédiates sont toujours franchies instantanément et que les transitions temporisées ne sont jamais franchies instantanément. Pour $(t, i) \in \Theta(s, c, t^*, i^*) = \tau(s', c') \cap (\tau(s, c) - \{(t^*, i^*)\})$, où comme ci-dessus, (s', c') est l’unique *nouveau marquage*, la transition t est franchissable en couleur i dans le marquage (s, c) et reste franchissable en couleur i dans le marquage (s', c') après le franchissement de t^* en couleur i^* ; l’ancienne lecture d’horloge est alors maintenue pour (t, i) après le changement de marquage. Pour $(t, i) \in (\tau(s, c) - \{(t^*, i^*)\}) - \tau(s', c')$, la transition t qui a été validée en couleur i avant le franchissement de t^* en couleur i^* devient non-validée en couleur i , et la lecture d’horloge est abandonnée. En effet, lorsque la transition t^* est franchie en couleur i^* , soit t^* est validée en couleur i^* dans le nouveau marquage (s', c') et une nouvelle lecture d’horloge est générée en fonction de $H(\cdot; t^*, i^*)$ suivant la définition de $N(s, c, t^*, i^*)$, soit t^* n’est pas franchissable en couleur t^* et aucune nouvelle lecture d’horloge n’est générée.

Chaque fois que le couple (transition, couleur) dans un ensemble τ^* (tel que $|\tau^*| > 1$) est qualifié pour un changement de marquage, un et un seul couple est sélectionné pour le franchissement de la transition.

Pour $(t, i) \in \tau^*$, notons $q(t, i; \tau^*)$ la probabilité que t soit choisie pour être franchie en couleur i . Ces probabilités de franchissement de transition satisfont $\sum_{(t, i) \in \tau^*} q(t, i; \tau^*) = 1$. Pour simplifier, nous nous focalisons sur les réseaux dans lesquels, avec une probabilité égale de 1,

deux horloges de transitions temporisées ne peuvent jamais arriver simultanément à 0. Les probabilités de franchissement de transition servent exclusivement à traiter les situations dans lesquelles deux ou plusieurs couples appartenant à τ' sont qualifiés simultanément pour déclencher le changement de marquage suivant. Par contre, les horloges des transitions immédiates sont validées simultanément.

3 Evaluation de l'efficacité opérationnelle par RdPS et simulation Monte Carlo

3.1 Le problème d'évaluation de performance d'un équipement (Marsan, 1990)

Le domaine d'évaluation de l'efficacité opérationnelle d'un équipement peut être d'abord subdivisé en deux parties ou espaces. Le premier espace se rapporte à la mesure comprenant trois catégories distinctes qui sont :

- la catégorie des mesures,
- la catégorie des références,
- la catégorie des prototypes.

Les mesures sont effectuées sur un équipement réel dans des conditions de fonctionnement réelles et elles fournissent l'efficacité opérationnelle réelle de l'équipement dans l'état particulier dans lequel il est observé. Cependant, les résultats des mesures ont très peu de généralité car ils dépendent fortement des caractéristiques détaillées du système de mesure et, en particulier, des charges de travail (ou sollicitations) imposées au système durant le temps de mesure.

Lorsque les indicateurs d'efficacité opérationnelle de deux systèmes doivent être comparées, il n'est pas suffisant de compter sur des mesures car rien ne garantit que les conditions d'exploitation dans lesquelles les mesures sont effectuées soient équivalentes. La comparaison ne serait donc pas pertinente. Afin de surmonter ce problème, des références ont été développées. Elles fournissent une charge de travail (sollicitation) artificielle au système, de sorte que les observations peuvent être effectuées dans des conditions équivalentes de

fonctionnement et des comparaisons pertinentes peuvent être faites. Les mesures et les références exigent la disponibilité de l'équipement étudié, c'est-à-dire qu'il peut être observé.

Dans les cas où l'étude de l'efficacité opérationnelle concerne un équipement qui n'est pas disponible (peut-être parce qu'il n'est pas encore opérationnel), il est nécessaire de développer une approximation représentative appelée prototype, soit matériel soit logiciel. L'approximation doit être assez détaillée et les observations sont réalisées sur ce prototype, éventuellement à l'aide des références au cours de sollicitations artificielles.

Dans les trois cas, l'efficacité opérationnelle de l'équipement est obtenue par l'observation du comportement de l'équipement ou de ses approximations, en phase opérationnelle et de fonctionnement, c'est-à-dire, lorsqu'il est chargé, soit par les demandes d'utilisateurs réels, soit par les références.

L'étude de l'efficacité opérationnelle d'un équipement n'est pas seulement une tâche importante pendant et après la mise en œuvre de l'équipement, mais également pendant la phase de conception afin de comparer les alternatives possibles en matière de structure ou d'architecture. Cela est vrai en particulier lorsque le développement de nouveaux systèmes est principalement motivé par des exigences sévères de performances comme dans le domaine des systèmes informatiques critiques. En ce qui nous concerne, ce problème se retrouve dans l'approche d'instrumentation d'un équipement ou système pour recueillir les données et assurer son efficacité opérationnelle dans tous ses cycles de vie.

Le deuxième espace correspond à celui de l'évaluation de l'efficacité opérationnelle qui s'appuie sur deux modèles possibles :

- modèle d'analytique
- modèle de simulation

Dans ces deux cas, l'étude de l'efficacité opérationnelle est effectuée en utilisant une description, avec seulement quelques caractéristiques importantes de l'équipement. Dans le cas des modèles de simulation, la description est faite au moyen d'un programme informatique, alors que dans le cas des modèles d'analyse, la description est faite en termes mathématiques.

L'évaluation de l'efficacité opérationnelle d'un équipement peut être réalisée à l'aide d'un RdP ou d'un *Graphe de Markov*. Les deux outils permettent d'introduire des spécifications

temporelles telles que le pronostic d'évolution future du modèle en termes de marquage, indépendamment de l'historique des marquages. Dans ces conditions, les temps de séjour dans les marquages doivent être des variables aléatoires qui suivent par exemple une distribution exponentielle négative. Afin d'évaluer l'état et l'efficacité opérationnelle d'un équipement multi-composant multi-état soumis à un processus stochastique, nous introduisons dans ce qui suit l'approche de simulation par Monte Carlo.

3.2 Évaluation de performances par RdPS et simulation Monte Carlo

On appelle **méthode de Monte-Carlo** (Marseguerra, et al., 2002) (Nikukar, et al., 2010) toute méthode visant à calculer une valeur numérique et utilisant des procédés aléatoires, c'est-à-dire des techniques probabilistes. Elle permet ainsi de prendre en compte à la fois des phénomènes de natures déterministe et stochastique, évoluant de manière discrète ou continue.

Dans le cas où les hypothèses nécessaires à l'établissement d'un modèle analytique (RdP par exemple) ne sont pas vérifiées, on a recours à la simulation de Monte Carlo à partir d'un modèle de type états-transitions. Des auteurs ont contribué à la promotion de l'usage des RdP couplés à la simulation de Monte-Carlo (désormais désignés par le sigle RdP-Monte Carlo) en ingénierie de la fiabilité, relayant ainsi des travaux pionniers (Signoret *et al.*, 1985) ou plus récents (Balakrishnan et Trivedi, 1996), (Cordier *et al.*, 1997), (Dutuit *et al.*, 1997) ou sur les méthodes de Monte-Carlo appliquées à l'étude de la fiabilité dynamique (Devooght, 1997), (Labeau, 1996), (Marseguerra et Zio, 1996).

Le modèle proposé permet de représenter le comportement d'un équipement, le comportement de ses composants ainsi que les effets de la maintenance à l'aide des informations disponibles. Cependant, comme tout modèle, il ne permet pas de représenter complètement la réalité. Aussi, pour prévoir l'évolution future de l'équipement en se rapprochant au mieux de la réalité, on utilisera la simulation de Monte-Carlo (Labeau, 1996) (Rao, et al., 2009).

Le modèle RdPC couplé à la simulation Monte Carlo a été proposée par (Moncelet, 1998) pour évaluer les indicateurs de sûreté de fonctionnement des équipements mécatroniques. Cet auteur tient compte du processus de fonctionnement de l'équipement et de deux modèles de risque : le risque lié aux sollicitations et le risque de défaillance des opérateurs (maintenance préventive systématique imparfaite effectuée en fonction d'un temps moyen et réparation

minimale par exemple). Par ailleurs, le RdP est approprié pour évaluer l'efficacité opérationnelle de l'équipement global en fonction du temps stochastique, au lieu des sous-systèmes hiérarchiques. Il permet de modéliser les processus stochastiques et déterministes relatifs aux sous-systèmes et de synthétiser les indicateurs de performance grâce à la simulation Monte Carlo. En effet, le RdPS couplé à la simulation Monte Carlo permettrait de modéliser les équipements multi-composants multi-état.

En effet, le couplage de ces deux techniques précitées permet d'évaluer quantitativement et de comparer l'efficacité opérationnelle prévisionnelle des différentes configurations envisagées pour un équipement lors de sa conception. Rappelons d'abord que, contrairement aux méthodes d'analyse des systèmes habituellement utilisées en sûreté de fonctionnement (arbres des défaillances, graphes de Markov, ...), les réseaux de Petri couplés à la simulation Monte Carlo permettent de traiter le cas des systèmes dont le comportement est non-markovien et fortement dépendant de facteurs internes et externes.

On peut montrer également que les réseaux de Petri couplés à la simulation Monte Carlo constituent pour le fiabiliste un outil puissant et flexible de modélisation des comportements fonctionnels et dysfonctionnels et d'évaluation quantitative de l'efficacité opérationnelle prévisionnelle des équipements.

L'évaluation de performance de la fiabilité et de la disponibilité d'un équipement est une tâche indispensable dans un équipement industriel. Notre étude propose une approche de modélisation pour l'identification des risques de comportement des équipements complexes. Toutes les dégradations à tous les niveaux de l'équipement devront pouvoir être pris en compte. Les approches d'analyse des risques, effectuées à l'aide des méthodes classiques considèrent l'hypothèse d'existence de défaillances. Pour notre part, nous considérons plus pertinent d'instrumenter l'équipement à l'aide de capteurs et processeurs de traitements embarqués de type PEID, afin *d'établir une cartographie des indicateurs de* niveaux de dégradations de performance de systèmes. Ainsi, à l'aide d'une instrumentation de type MES (Manufacturing Execution System) cette solution permettrait de surveiller les flux d'information et d'évaluer les indicateurs de performances tels que la qualité des données, les risques de dégradation et de comportement de l'équipement, grâce au modèle RdP suivant les niveaux hiérarchiques.

Les réseaux de Petri sont fréquemment utilisés pour la modélisation des indicateurs performances des systèmes (Malhotra & Trivedi, 1995). Leur pouvoir d'expression est en effet bien adapté à un usage industriel. Assez rares dans le domaine de la maintenance, on trouve désormais de plus en plus de travaux d'évaluation de l'efficacité opérationnelle de politiques de maintenance basés sur le formalisme des réseaux de Petri stochastiques, bien souvent associé à la simulation de Monte Carlo (Zille, 2009) (Marseguerra, et al., 2002) (Marseguerra & Zio, 1996).

Cette combinaison offre l'avantage de décrire à la fois :

- des phénomènes aléatoires, comme par exemple l'occurrence des défaillances,
- des phénomènes déterministes, comme la réalisation des tâches de maintenance,
- des phénomènes discrets, comme l'apparition d'un événement,
- des phénomènes continus comme l'évolution de certains mécanismes de dégradation.

Ces caractéristiques en font une approche hybride, prisée par les travaux d'application à des cas industriels pour la représentation de système multi-composant dans différents domaines aux enjeux forts en sûreté de fonctionnement et en maintenance. Parmi les formalismes état-transition utilisés d'une manière similaire pour des problématiques de sûreté de fonctionnement (Zille, 2009), les réseaux de Petri sont une méthode graphique de modélisation de l'évolution d'un équipement au cours du temps (Volovoi, 2004) (Distefano & Xing, 2006).

Plus tard, dans le chapitre 4, nous utiliserons les "réseaux de Petri" couplés à la simulation Monte Carlo (Murata, 1989). Notre modèle prend en compte le processus de fonctionnement de l'équipement, les processus stochastiques de dégradation et les risques de défaillance. Deux risques sont considérés : risques liés aux sollicitations et risques liés à la défaillance des opérateurs.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la modélisation d'un processus stochastique par les RdPs Stochastiques (RdPS). Nous avons comparé cette technique aux graphes de Markov. Nous avons travaillé sur l'hypothèse que les modèles de dégradation des composants sont élaborés à partir des données d'une BD résultant d'un PCD et que ces modèles sont issus des données collectées et sont fournis comme données d'entrée à nos travaux. Pour modéliser le comportement stochastique de dégradation de chaque composant, nous avons considéré que

des variables aléatoires assurant la fonction d'horloge sont associées à chaque transition du RdPS. Dans le but d'étudier et suivre le comportement de chaque composant à l'aide d'un réseau graphiquement compact, nous avons introduit la modélisation des comportements des composants soumis aux actions de maintenance par les RdPS colorés, où chaque composant est représenté par une couleur distincte, et chaque place est colorié et chaque transition validée en autant de couleurs que de composants. Enfin, afin d'étudier les évolutions de l'état de santé et de l'efficacité d'un équipement soumis à des actions de maintenance, nous avons terminé le chapitre en introduisant le principe d'exploitation de la simulation Monte Carlo dans le RdPS coloré proposé. Les techniques présentées serviront, dans le chapitre suivant, à élaborer notre modèle de synthèse des indicateurs d'efficacité opérationnelle prévisionnelle.

Les techniques présentées dans ce chapitre sont donc à la base de nos contributions au chapitre suivant. En effet, nous allons utiliser ces techniques dans l'approche adaptative de collecte de données basée sur des indicateurs de qualité des données et d'efficacité opérationnelle d'un équipement sur sa durée de vie. Ces techniques seront exploitées dans le chapitre suivant pour développer le modèle RdPSC d'évaluation de l'efficacité opérationnelle prévisionnelle des équipements sous mis aux actions de maintenance, dans la boucle adaptative du PCD sur sa durée de vie, présentée dans la Figure 1.4 (Chapitre 2, Section 3). Nous y présenterons le modèle RdPSC pour les études et la prédiction des évolutions des indicateurs d'état de santé et d'efficacité opérationnelle, indispensables à l'adaptation des décisions de maintenance et des paramètres du PCD d'un équipement, d'une part, et à l'étude de l'efficacité et de la robustesse d'un PCD et sa BD, d'autre part.

Chapitre 3

Modèle RdPS Colorés du comportement d'un équipement réparable

Résumé

Ce chapitre présente notre méthode de synthèse des indicateurs d'efficacité opérationnelle d'un équipement multi-composant réparable par les RdPSC, basée sur des fonctions spécifiques permettant de suivre les comportements d'un équipement. Nous avons exposé notre démarche de modélisation en trois étapes afin de simplifier la présentation, en considérant d'abord un système à un élément simple (un composant), puis un système à deux éléments en parallèle, suivi d'un système à deux éléments en série, et enfin un système quelconques de structure série-parallèle-série pour généraliser l'approche aux systèmes de cette structure. La synthèse des indicateurs de qualité des données étant largement traitée dans les travaux sur les signaux et les données, nous sommes limités dans ce chapitre au modèle d'évaluation des indicateurs d'état de santé et d'efficacité opérationnelle par RdPSC. Ce chapitre constitue une deuxième contribution essentielle de nos travaux. En effet, pour fermer la boucle d'optimisation du PCD sur les cycles de vie d'un équipement, nous avons besoin des indicateurs de qualité des données obtenus après prétraitement et traitement des données ainsi que des indicateurs d'état de santé et d'efficacité opérationnelle. L'aspect opérationnel prévisionnel est étudié par les RdPSC couplés à la simulation Monte Carlo en tenant compte des processus de dégradation, des défaillances et de l'effet des actions de maintenance les composants pour évaluer leur efficacité individuelle et l'efficacité de l'équipement. Avec cette approche, l'estimation de la vie résiduelle des composants à partir des données réelles, suivant leur loi de défaillance respective, permettra d'aider le décideur à choisir les missions d'un équipement sur base de son efficacité prévisionnelle.

1 Introduction

Une maintenance optimale des équipements multi-état requiert l'évaluation et la surveillance de l'état de chaque composant de l'équipement. Les résultats permettront de mettre en œuvre suivant les exigences de disponibilité et de maîtrise des risques, différentes stratégies de maintenance. L'efficacité opérationnelle peut être surveillée, via certains paramètres de l'équipement au cours d'exploitation, afin d'assurer la disponibilité et la sécurité de l'équipement. Une stratégie de maintenance peut alors être mise au point, selon que la décision de maintenance est prise de façon dynamique ou non sur la base de l'efficacité opérationnelle observées (Sun, et al., 2009) (Marseguerra, et al., 2002) (Castanier, et al., 2003) (Deloux, et al., 2009; Jacod, 1971) (Cho & Parlar, 1991). Lorsque la stratégie est basée sur la surveillance du niveau de dégradation des composants de l'équipement, alors il s'agit d'une stratégie de maintenance conditionnelle. L'avantage de cette approche se trouve dans le fait que la maintenance est effectuée lorsque la disponibilité ou les risques encourus l'exigent.

Lorsque la dégradation de l'équipement est surveillée à travers l'efficacité opérationnelle, les actions de maintenance préventive peuvent être mises en œuvre avant que l'équipement tombe en panne (Dekker, 1996) (Simeu-Abazi & Sassine, 1999). L'évolution de l'efficacité opérationnelle d'un équipement à composants multi-état peut être modélisée par un processus de Markov, les réseaux de Petri ou les réseaux Bayésien par exemple. Ces performances peuvent être évaluées à l'aide de la simulation Monte Carlo (Lindhe, et al., 2009) (Park & Lee, 2009) (Chen & Trivedi, 2005) (Marseguerra, et al., 2002) (Nikukar, et al., 2010). Ces méthodes sont basées sur un calcul analytique de la fiabilité de chacun des composants et l'évaluation de la de disponibilité globale de l'équipement.

Dans les études de sûreté de fonctionnement, le processus de Markov est un modèle essentiel pour décrire le processus de dégradation des équipements multi-état. Malheureusement, sa mise en œuvre est très fastidieuse et difficile à exploiter lorsqu'il s'agit d'un équipement complexe (plusieurs composants multi-état) pour la raison essentielle d'explosion combinatoire des états. Par contre, le modèle de réseau de Petri que nous avons choisi combine les capacités de modélisations des équipements à composants multi-état et d'évaluation de l'efficacité opérationnelle globale de l'équipement à composants multi-état, en confinant ses états en un nombre fini d'états (modèle de dimension fini).

En effet, cet outil de modélisation nous permettra de montrer la répartition de l'efficacité opérationnelle dans l'équipement. Nous proposons donc l'utiliser pour estimer la disponibilité opérationnelle de l'équipement et pour évaluer l'efficacité d'une politique de maintenance, étant donné la structure et les caractéristiques des composants de l'équipement.

Rappelons que les réseaux de Petri sont un outil de modélisation graphique et de modélisation mathématique applicable dans le cas de nombreux systèmes complexes (Park & Lee, 2009), (Lindhe, et al., 2009). Dans le cas de processus stochastiques, ce modèle permet de décrire les transitions entre états lors des passages des seuils de dégradation, lors des défaillances et lors d'interventions de maintenance (préventive, corrective, etc.) (Silva & Valette, 1990). Il est très efficace (Park & Lee, 2009) pour décrire et simuler les comportements de l'équipement. Nous pourrions donc l'utiliser pour suivre les indicateurs de dégradation des composants de l'équipement et il peut être utilisé pour optimiser les actions de maintenance.

1.1 Evaluation de la dégradation de l'état d'un composant

Nous considérons ici l'évolution d'un RdP (Chew, et al., 2008) en fonction du degré de dégradation. Par exemple, au-delà d'un degré donné de dégradation, des actions de maintenance sont engagées. Pour cela, nous avons considéré deux seuils de détérioration (L_1 et L_2) par rapport à l'indicateur de performance illustré sur la Figure 3.1 (Grall, et al., 2002) (Chen & Trivedi, 2005) (Lyonnet, 2006) (Hodkiewicz, et al., 2006) : L_1 définit le seuil de la maintenance préventive et L_2 définit le seuil de la maintenance corrective. Dans les différentes zones, une décision doit être prise pour agir en fonction de l'état de l'équipement. Par ailleurs, l'efficacité opérationnelle de l'équipement se dégrade au cours du temps suivant un processus stochastique. On rencontre souvent ce phénomène dans les systèmes techniques sous formes de défaillances, de fonctionnement non performant à cause de l'usure des éléments, si aucun remède n'est appliqué. Le comportement de l'équipement peut être surveillé par des évaluations de la fiabilité des composants. Puis, à partir de l'estimation de ces paramètres, on détermine l'état de santé de l'équipement. Les deux seuils (L_1 et L_2) sont très importants pour distinguer les différentes performances de l'équipement grâce aux paramètres FMDS (*Fiabilité, Maintenabilité, Disponibilité, Sécurité*) suivant les différents modes de fonctionnement de l'équipement (Wang & Adjallah, 2010). Nous considérons dans notre étude, l'évolution de l'indicateur $X(t)$ d'un composant au cours du temps, selon la Figure 3.1. Nous identifions différents instants stochastiques $(t_1, t_2, \dots, t_{k-1}, t_k, t_{k+1})$, $k = 1, \dots, n$, reliés à différents degrés de

dégradation de l'état de l'équipement. Nous distinguons ainsi trois zones importantes qui mettent en évidence différents niveaux de dégradation de l'équipement (Dekker, 1996) : 1) état de fonctionnement performant, 2) maintenance préventive requise, 3) maintenance corrective et remplacement indispensable.

Nous devons remarquer que les défaillances concernent souvent différentes conditions de fonctionnement. Parfois, l'équipement est défaillant à cause du dysfonctionnement d'un élément ou d'une erreur humaine. Dans certains cas, lorsque l'équipement est en dysfonctionnement, les composants sont changés immédiatement pour éviter des coûts excessifs de maintenance.

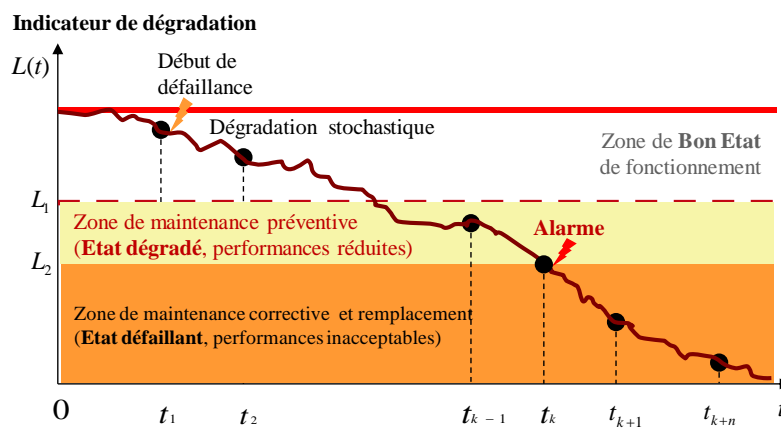


Figure 3.1. Evaluation de la dégradation de l'état de l'équipement

Nous évaluerons les indicateurs de performance à différents niveaux hiérarchiques de l'équipement, à l'aide du modèle RdPSC aussi bien dans les places (processus stochastique de dégradation de l'état d'un composant) que dans les transitions (apparitions de panne/défaillance, action de maintenance). Les données d'évaluation de l'efficacité opérationnelle sont recueillies suivant le plan de décomposition hiérarchique de l'équipement, illustré dans la Figure 1.1.

2 Modèle RdP Coloré d'un système multi-composant réparable

L'utilisation des RdPC s'est développée au cours des dernières années en particulier pour la modélisation des systèmes à événements discrets (*SED*) (Khansa & Foulloy, 1997) (Bel & Dubois, 1985). Ils seront utilisés dans nos travaux pour suivre le niveau de détérioration de chaque composant de l'équipement au cours du temps, si chacun des composants peut être

distingué dans le modèle et suivi individuellement. A l'aide des réseaux de Petri colorés (Ben-Arieh, et al., 2004) (Liu, et al., 2002) (Jiang, et al., 2001), nous proposons une nouvelle approche de modélisation des équipements multi-état. Cette approche simplifie la modélisation d'un équipement complexe, en exploitant le caractère cyclique des processus dans lesquels sont impliqués les composants pour réduire la dimension du modèle. Les composants peuvent avoir différentes caractéristiques (modes de défaillance, degrés de dégradation, criticité, etc.), chaque composant peut être suivi individuellement en lui affectant une couleur. Le modèle obtenu peut donc servir à évaluer les indicateurs distribués dans la structure de l'équipement et donc pour contrôler localement la collecte des données. L'approche permettrait alors de définir plus aisément une politique optimale de maintenance afin de réduire les défaillances d'un équipement complexe en phase opérationnelle.

Pour cela, nous définissons les concepts de "*facteur d'impact*" d'un élément de l'équipement, le "*poids*" de l'élément, la "*fonction d'arrêt*" et la "*contrainte d'arrêt*". Notre approche est basée sur la décomposition structurelle hiérarchique de l'équipement en ensemble d'éléments simples interconnectés, soit en série, soit en parallèle ou soit en série/parallèle. L'approche proposée se compose de deux parties : la première donne un modèle de RdPC qui simplifie l'évaluation de l'efficacité opérationnelle à tous les niveaux de décomposition de l'équipement. Ce modèle aide l'utilisateur à simuler et prédire l'évolution de l'efficacité opérationnelle distribuée dans la structure hiérarchique d'un équipement. La seconde partie traite les aspects stochastiques des réseaux, grâce aux formules de calcul permettant de mettre à jour les paramètres d'évolution du modèle du réseau d'un équipement.

2.1 Modélisation par Réseau de Petri coloré

Dans cette section, nous nous focalisons sur l'évaluation de l'efficacité opérationnelle et sur la sûreté de fonctionnement de trois différentes structures de système : *structure série*, *structure parallèle*, et *structure série-parallèle-série*. Ensuite, nous retenons trois différents niveaux de fonctionnement pour les composants (Etat performant, Etat dégradé, Etat défaillant), avant de le modéliser par un RdPC décrit dans (Chew, et al., 2008) (Ben-Arieh, et al., 2004) (Zhang, 1989) (D'Souza & Khator, 1994) (Brauer, et al., 1986).

Hypothèses de modélisation du processus de maintenance :

- 1) Nous supposons des processus de maintenance basés sur la stratégie préventive, avec quelques actions correctives pour certaines défaillances inévitables.

- 2) Nous supposons des processus de maintenance préventive et corrective avec réparations complètes (As Good As New) et minimales, dans une approche générique.
- 3) Nous considérons que le niveau de chaque action de maintenance (AGAN ou minimal) est déterminé par avance dans le processus en fonction des priorités d'intervention et des temps alloués, à l'aide d'un ordonnanceur non étudié dans ce mémoire.

2.1.1 Modélisation générique d'un élément de l'équipement

Considérons un équipement composé d'un élément simple E , illustré sur la Figure 3.2.a. Cet élément, soumis à un processus de maintenance, possède trois états modélisés par des plages de la Figure 3.1 relatif à l'évaluation de la dégradation de l'état de l'équipement.

La première plage représente l'état performant de l'équipement, la seconde correspond à l'état dégradé et la dernière représente l'état défaillant. Nous représentons sur la Figure 3.2.b les trois états possibles pour un élément simple, où l'élément est performant (en état aussi bon que neuf), l'élément est en état dégradé lorsque sa performance est réduite comparée au niveau L_1 (c'est la deuxième plage de performance), et l'élément est défaillant comparé au niveau de performance L_2 (c'est la troisième plage de performance) sur la base des hypothèses ci-dessus.

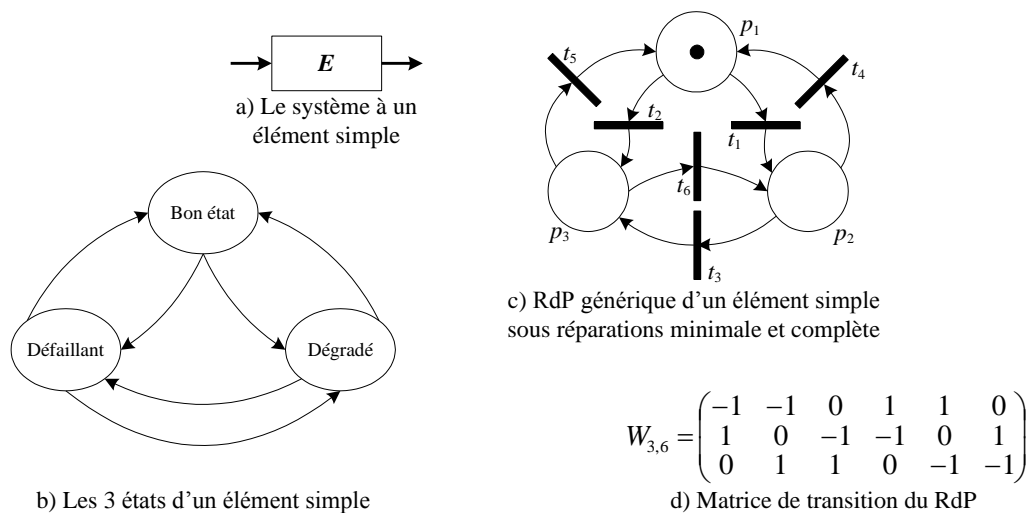


Figure 3.2. Représentation des états de 1 élément simple

Le RdP de la Figure 3.2c correspond au modèle d'un élément simple. La place p_1 (respectivement p_2 et p_3) représente l'"Etat Performant" (respectivement l'"Etat dégradé" et l'"Etat défaillant"). Les différents jetons représentent l'état les différents éléments impliqués

dans l'équipement. Les transitions t_4 et t_5 modélisent des réparations complètes alors que la transition t_6 représente une réparation minimale.

Par exemple, sur la Figure 3.2c, l'élément E est en état performant, étant donné qu'il y a un jeton dans la place p_1 . De même, un jeton dans p_2 (respectivement p_3) signifierait que l'élément E est en état dégradé (respectivement en état défaillant), lorsque l'indicateur d'efficacité de l'élément évolue et passe le niveau L_1 (respectivement le niveau L_2) représenté par t_1 (respectivement transition t_3).

Mais, bien que l'indicateur de performance soit en dessous du seuil L_1 , une défaillance peut survenir ; ce genre d'événement (défaillance) est représenté par la transition t_2 . La défaillance de l'élément peut également survenir entre L_1 et L_2 ; cet événement est représenté par la transition t_3 . Par contre, la transition t_4 représente une action de maintenance préventive, la transition t_5 représente une action de maintenance corrective (réparation/remplacement), et t_6 tient lieu réparation minimale (équivalente à une maintenance palliative ou imparfaite).

2.1.2 Modélisation générique d'un système d'éléments en parallèle

Cette fois, nous supposons un système composé de deux éléments en parallèle comme la montre la Figure 3.3a. L'équipement ne s'arrêterait pas nécessairement si un élément devient défaillant. Cependant, ses performances pourraient être réduites de différents degrés pour des raisons liées aux combinaisons des défaillances qui résulteraient des situations suivantes : l'ensemble de l'équipement continue de fonctionner, l'équipement ne s'arrête de fonctionner que si tous les éléments ne fonctionnent pas (tous les jetons passent dans la place p_3). Dans le modèle représenté sur la Figure 3.3c, nous supposons que toutes les actions de maintenance sont des réparations complètes, ce qui explique l'absence de la transition t_6 .

Le nombre d'états accessibles au système (Figure 3.3b) constitué de deux éléments en parallèle est égal au nombre N de combinaison de niveaux accessibles de performance :

$$N = 3^n \quad (1)$$

où n est le nombre d'unités ou d'éléments de l'équipement et 3 le nombre d'états d'un élément.

Dans la suite, nous présentons les définitions, théorèmes et les règles à utiliser plus tard dans les algorithmes de construction du RdP.

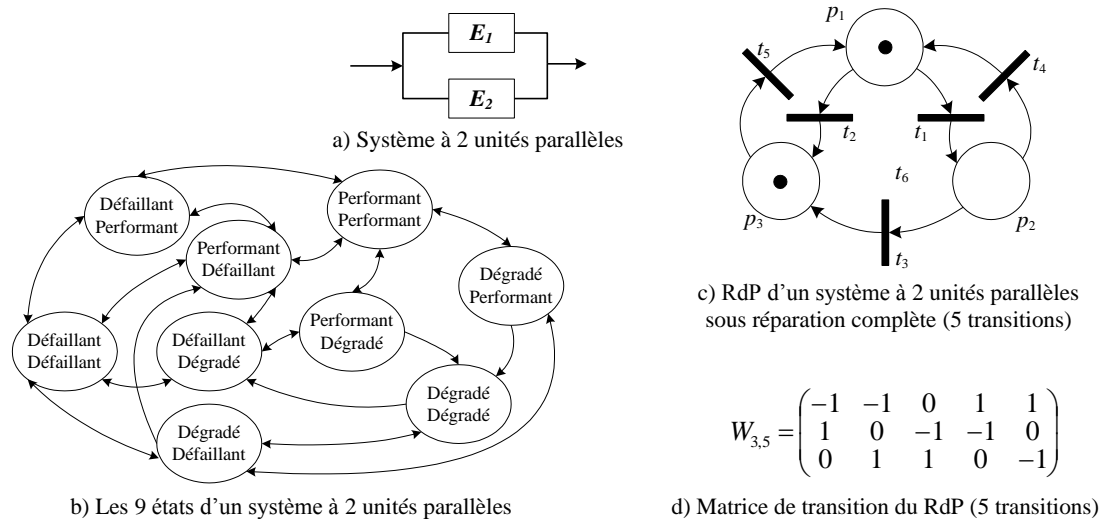


Figure 3.3. Représentation des états de 2 éléments en parallèle (redundance active)

Définition 1 : Le facteur d'impact est un nombre réel positif qui prend une valeur sur] 0, 1] par rapport à son influence sur l'arrêt de fonctionnement de l'équipement. Lorsque la valeur du facteur d'impact d'un élément est égale à 1, cela signifie que l'élément entraîne l'arrêt complet de l'équipement. Par contre, si la valeur du facteur d'impact d'un élément est égale à 0, alors cet élément n'a pas d'influence sur l'arrêt de fonctionnement de l'équipement. En conséquence, l'ensemble de l'équipement prend un facteur d'impact S Maximum qui est égal à 1, et aucun élément dans l'équipement ne peut prendre un facteur d'impact égal à zéro (lorsqu'un élément prend une valeur nulle, cet élément n'appartient pas au système). Ce concept peut être rapproché de celui de facteur d'importance d'un composant dans une structure, introduit par Birnbaum (1968), dans sa théorie des systèmes cohérents binaires.

Théorème 1 : Nous supposons un système ou sous-système constitué de n branches, $S \equiv S_1 // S_2 // \dots // S_n$, et le facteur d'impact de ce système (respectivement pour les branches) est désigné par $Im S$ (respectivement $Im S_1, S_2, \dots, Im S_n$). Pour simplifier les symboles, on peut désigner le facteur d'impact par S (respectivement S_1, S_2, \dots, S_n). Chaque branche a un facteur d'impact égal à $S_1 = S_2 = \dots = S_n = S/n$.

Preuve : Selon la définition 1, le facteur d'impact de l'équipement est égal à 1. L'équipement ne s'arrête pas si au moins une branche est en fonctionnement, mais ses performances seront affectées. De plus, l'équipement s'arrête si tous les éléments (branches) sont défaillants.

$$S = \sum_{i=1}^n S_i \quad (2)$$

Nous supposons que tous les éléments ont le même facteur d'impact, donc, nous écrivons :

$$S_i = S / n \quad (3)$$

Dans le cas de la Figure 3.3. : $E_1=E_2=1/2$.

Définition 2 : Le poids de l'élément (notée w_i) est un nombre binaire qui prend la valeur 1 dans le cas défaillant, et la valeur 0 sinon. Donc, chaque jeton dans la place p_3 prend un poids égal à 1.

$$w_i = \begin{cases} 1, & \text{si le jeton est dans } p_3 \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (4)$$

Définition 3 : La fonction d'arrêt F est une fonction qui indique que l'efficacité actuelle de l'équipement est déterminée en calculant les facteurs d'impact entre les éléments défaillants.

Règle 1 : La fonction d'arrêt d'un équipement ou sous-système composé de n branches, s'obtient par la formule suivante :

$$F = \sum_{i=1}^n w_i . S_i \quad (5)$$

2.1.3 Modélisation générique d'un système d'éléments en série

Nous supposons un système composé de deux éléments en série comme illustré sur la Figure 3.4a. Lorsqu'un élément est défaillant, l'équipement est complètement défaillant. Par conséquent, le nombre d'états possibles est inférieur à $N = 3n$ (comparer la Figure 3.3b et Figure 3.4b). En d'autres termes, si un jeton passe à la place p_3 (un élément défaillant), le jeton des autres places ne peut plus passer ni par t_1 ni par t_2 , cette fonction est modélisée grâce à l'introduction d'un arc inhibiteur (Murata, 1989).

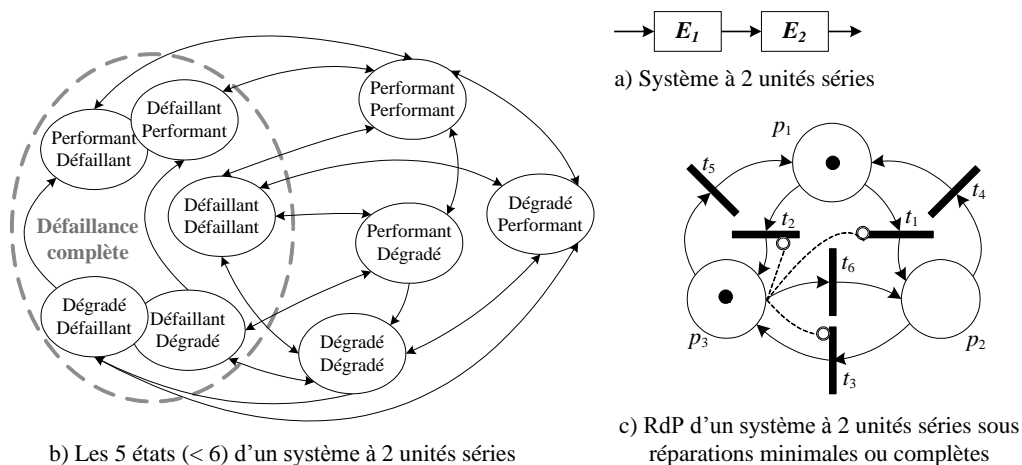


Figure 3.4. Représentation des états d'un équipement à 2 éléments en série

Un arc inhibiteur est représenté par une ligne pointillée se terminant par un petit cercle au lieu d'une flèche pointée vers la transition (comme sur la Figure 3.4c). La transition est désactivée lorsque la place d'entrée sur l'arc inhibiteur dispose d'un jeton et elle peut être validée lorsque la place d'entrée n'a pas de jeton. Cet arc sert à modéliser le comportement série des éléments (défaillance complète ou non d'un bloc d'éléments en série).

Théorème 2 : Considérons un équipement ou sous-système constitué de m éléments en série, $S \equiv S_1 - S_2 - \dots - S_m$, et désignons le facteur d'impact de ce système (respectivement pour les éléments) par $Im S$ (respectivement $ImS_1, ImS_2, \dots, ImS_m$). Pour simplifier les symboles, nous pouvons désigner par S le facteur d'impact de l'équipement (respectivement S_1, S_2, \dots, S_m les facteurs d'impact de chaque élément). Par conséquent, les facteurs d'impact d'éléments en série dans un bloc sont identiques : $S_1 = S_2 = \dots = S_m = S$.

Preuve : Selon la définition 1, le facteur d'impact de l'équipement est égal à 1. L'équipement ne s'arrête pas si aucun élément n'est défaillant. En conséquence, le facteur d'impact d'un élément est égal au facteur d'impact de l'ensemble de l'équipement.

$$S_i = S \quad (5)$$

Dans l'exemple de la Figure 3.4.: $E_1 = E_2 = S = 1$.

Règle 2 : la fonction d'arrêt de l'équipement ou sous-système constitué de m éléments en série est donné par la formule suivante :

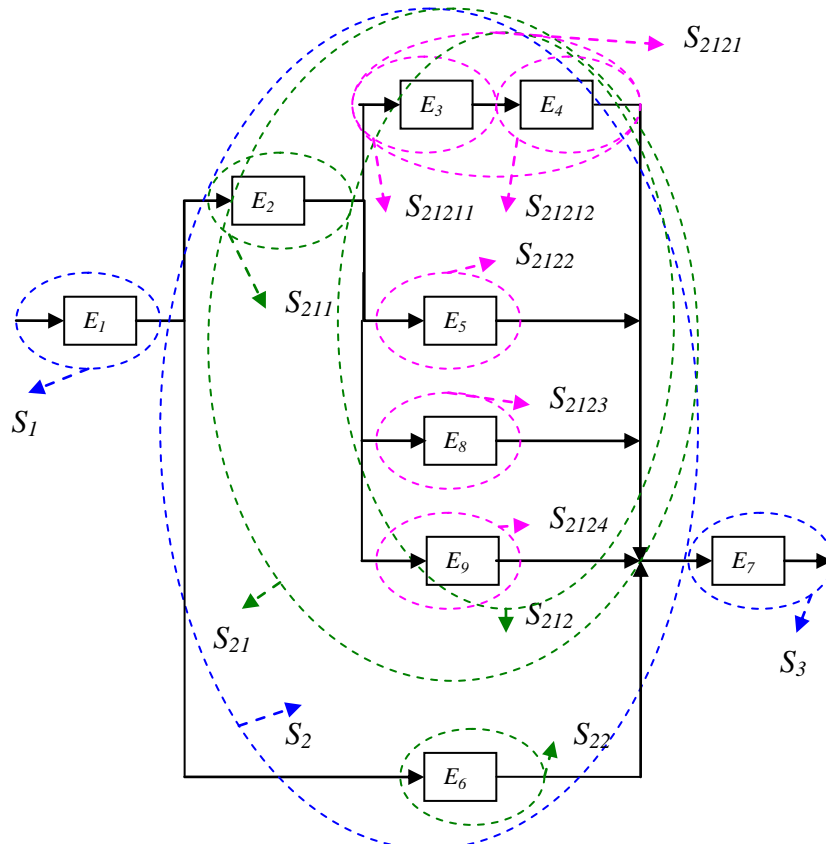
$$F = \text{Max}(w_1S_1, w_2S_2, \dots, w_mS_m), \quad F = \text{Max}_{i=1..m}(w_iS_i) \quad (6)$$

2.1.4 Modélisation générique d'un équipement multi-composant à 3 états

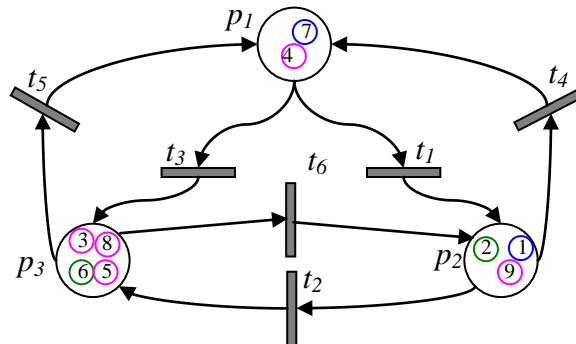
Afin illustrer l'effectivité de notre méthode de modélisation et de présenter la méthode d'élaboration de l'algorithme du RdPSC, nous l'avons appliqué à un équipement constitué de neuf éléments à trois états possibles, de structure quelconque, représenté sur la Figure 3.5.

La structure de l'équipement considéré est de type série-parallèle-série. De façon générale, notre approche peut traiter tout système de structure série-parallèle-série, décomposable en plusieurs sous-systèmes, eux-mêmes décomposables jusqu'aux composants élémentaires, comme présenté sur la Figure 3.5.-a. Pour établir le RdPC correspondant, chaque élément est

modélisé par un jeton de couleur unique. La couleur des jetons sert à distinguer les éléments qui ont changé d'état et à identifier les composants défectueux ou dégradés.



a) Diagramme bloc de fiabilité du système multi-état



b) RdPSC du système multi-état

(tout le système n'est pas en état de fonctionner complètement)

Figure 3.5. Diagramme de fiabilité et RdPSC d'un équipement à 9 composants multi-état

Comme l'équipement a une structure mixte (série-parallèle-série), nous ne pouvons pas ajouter les arcs inhibiteurs par rapport au modèle du RdP de la Figure 3.4 pour les éléments en série. C'est pourquoi nous considérons trois transitions t_1 , t_2 et t_3 . Par contre, nous ajoutons des contraintes d'arrêt pour toutes ces transitions qui sont définies dans **le théorème 3** suivant.

Théorème 3 : Lorsque la fonction d'arrêt d'un équipement ou sous-système est supérieure ou égale à son facteur d'impact (SC pour S_i : si $F_i \geq S_i$), ce système ou sous-système sera arrêté. Ces contraintes sont appelées *contraintes d'arrêt SC* et sont attachées aux transitions contrôlées afin de déterminer la capacité de transit.

En appliquant le théorème 3 pour calculer les contraintes d'arrêt SC pour l'équipement de la Figure 3.5, on obtient :

- a) SC pour S : si $F \geq 1$.
- b) SC pour $S21$: si $F21 \geq 1/2$.
- c) SC pour $S2121$: si $F2121 \geq 1/8$.

Remarque : il n'est pas nécessaire de calculer le SC pour la branche dans laquelle il y a un élément simple. Nous pouvons réécrire le théorème 3 simplifié à l'aide de plusieurs règles.

Règle 3 : A chaque passage de jeton à la place p_3 , mettre à jour les fonctions d'arrêt en fonction de ce jeton.

Règle 4 : Si l'une des contraintes d'arrêt SC_s est validée, les transitions contrôlées seront désactivées contre le passage de jetons concernant ce SC .

Nous présentons ici un algorithme permettant de générer le modèle RdP complet correspondant pour évaluer l'efficacité opérationnelle de l'équipement.

Algorithme :

I. Création d'un modèle:

- A. Créer un RdP avec 3 places (p_1, p_2 et p_3) et 6 transitions (t_1, t_2, t_3, t_4, t_5 et t_6), où:
 - a. p_1 représente un composant en bon état.
 - b. p_2 représente un composant en état dégradé.
 - c. p_3 représente un composant défaillant.
 - d. t_1 représente le passage du seuil L_1 , (Figure 3.1).
 - e. t_2 représente la défaillance avant L_2 .
 - f. t_3 représente le passage du seuil L_2 , ou la défaillance entre L_1 et L_2 .
 - g. t_4 représente la maintenance préventive.
 - h. t_5 représente la maintenance corrective.
 - i. t_6 représente la maintenance palliative.

Comme suit, sur la Figure 3.5b :

- $Post(p_1, t_5)=1$ et $Post(p_1, t_4)=1$.
- $Pre(p_1, t_1)=1$ et $Pre(p_1, t_3)=1$,
- $Post(p_2, t_1)=1$ et $Post(p_2, t_6)=1$,
- $Pre(p_2, t_2)=1$ et $Pre(p_2, t_4)=1$,
- $Post(p_3, t_2)=1$ et $Post(p_3, t_3)=1$,
- $Pre(p_3, t_5)=1$ et $Pre(p_3, t_6)=1$.

- B. Ajouter les jetons colorés pour tous les composants (une couleur représente un composant).
- C. Analyser l'équipement et analyser les sous-systèmes et l'ensemble des éléments.
- D. Calculer le facteur d'impact pour chaque élément selon les théorèmes 1 et 2.
- E. Calculer la fonction d'arrêt pour l'équipement et ses sous-systèmes selon la règle 1 et 2.
- F. Calculer les contraintes d'arrêt SCs pour l'équipement et ses sous-systèmes selon le théorème 3.

II. Avec le franchissement :

- A. Mise à jour de la fonction d'arrêt selon la définition 2 et la Règle 3.
- B. Vérifier la Règle 4.

III. Fin de l'algorithme

Dans l'exemple décrit sur la Figure 3.5.a, nous modélisons le comportement de l'équipement par un Réseau de Petri coloré avec l'algorithme précédent :

I. Création d'un modèle :

A. B Les deux étapes (A et B) sont montrées sur la Figure 3.5.b.

C. D. Les deux étapes (C et D) sont calculées comme suit :

$$S=S_1- - S_2 - - S_3 \Rightarrow F=Max (F_1, F_2, F_3) \quad (7)$$

$$S_1=E_1 \Rightarrow F_1=w_1.E_1 \quad (8)$$

$$S_3=E_7 \Rightarrow F_3=w_7.E_7 \quad (9)$$

$$S_2=S_{21} // S_{22} \Rightarrow F_2=F_{21}+F_{22} \quad (10)$$

$$S_{22}=E_6 \Rightarrow F_{22}=w_6.E_6 \quad (11)$$

$$S_{21}=S_{211} - - S_{212} \Rightarrow F_{21}=Max(F_{211}, F_{212}) \quad (12)$$

$$S_{211}=E_2 \Rightarrow F_{211}=w_2.E_2 \quad (13)$$

$$S_{212}=S_{2121} // S_{2122} // S_{2123} // S_{2124} \Rightarrow F_{212}=F_{2121}+F_{2122}+ F_{2123}+F_{2124} \quad (14)$$

$$S_{2122}=E_5 \Rightarrow F_{2122}=w_5.E_5 \quad (15)$$

$$S_{2123}=E_8 \Rightarrow F_{2123}=w_8.E_8 \quad (16)$$

$$S_{2124}=E_9 \Rightarrow F_{2124}=w_9.E_9 \quad (17)$$

$$S_{2121}=S_{21211} - - S_{21212} \Rightarrow F_{2121}=Max(F_{21211}, F_{21212}) \quad (18)$$

$$S_{21211}=E_3 \Rightarrow F_{21211}=w_3.E_3 \quad (19)$$

$$S_{21212}=E_4 \Rightarrow F_{21212}=w_4.E_4 \quad (20)$$

E. Le facteur d'impact pour tous les éléments :

$$E_1=1, E_2=1/2, E_3=1/8, E_4=1/8, E_5=1/8, E_8=1/8, E_9=1/8, E_6=1/2 \text{ and } E_7=1.$$

F. Les contraintes d'arrêt SCs :

- SC pour S : si $F \geq 1$.
 - SC pour S_{21} : si $F_{21} \geq 1/2$.
 - SC pour S_{2121} : si $F_{2121} \geq 1/8$.

II. Nous supposons que l'ensemble des éléments défaillants suivent les séquences ci-après:

- Etat initial : tous les éléments sont en bon état. Toutes les fonctions d'arrêt sont égales à zéro.
- Ensuite : les éléments 1, 2 et 9 sont dégradés dans l'ordre (chaque élément en temps indiqué), et les éléments 3, 5, 8 et 6 sont défaillants dans l'ordre (chaque élément en temps indiqué).

Le passage du jeton 3 de p_1 à p_3 :

A. Le jeton 3 représente E_3 , donc mettre à jour toutes les fonctions d'arrêt selon ce jeton, ces fonctions d'arrêt sont décrites par (19), (18), (14), (12), (10) et (7) :

$$F_{21211}=w_3.E_3=1*1/8=1/8$$

$$F_{2121}= \text{Max} (F_{21211}, F_{21212}) = \text{Max} (1/8, 0) =1/8$$

$$F_{212}=F_{2121}+F_{2122}+ F_{2123}+F_{2124}=1/8+0+0+0=1/8$$

$$F_{21}= \text{Max} (F_{211}, F_{212})= \text{Max} (0, 1/8)=1/8$$

$$F_2=F_{21}+F_{22}=1/8+0=1/8$$

$$F=\text{Max} (F_1, F_2, F_3) = \text{Max} (0, 1/8, 0) =1/8$$

B. Vérifier la règle 4 :

- SC pour S : $F \geq 1$ n'est pas valide.
 - SC pour S_{21} : $F_{21} \geq 1/2$ n'est pas valide.
 - SC pour S_{2121} : $F_{2121} \geq 1/8$ est toujours valide.

Le passage du jeton 5 de p_1 à p_3 :

A. Le jeton 5 représente E_5 , donc mettre à jour toutes les fonctions d'arrêt selon les jetons, ces fonctions d'arrêt sont décrites par (15), (14), (12), (10) et (7) :

$$F_{2122}=w_5.E_5=1*1/8=1/8$$

$$F_{212}=F_{2121}+F_{2122}+ F_{2123}+F_{2124}=1/8+1/8+0+0=1/4$$

$$F_{21}= \text{Max} (F_{211}, F_{212}) = \text{Max} (0, 1/4)=1/4$$

$$F_2=F_{21}+F_{22}=1/4+0=1/4$$

$$F=\text{Max} (F_1, F_2, F_3) = \text{Max} (0, 1/4, 0) =1/4$$

B. Vérifier la règle 4 :

- SC pour S: $F \geq 1$ n'est pas valide.
 - SC pour S_{21} : $F_{21} \geq 1/2$ n'est pas valide.
 - SC pour S_{2121} : $F_{2121} \geq 1/8$ est toujours valide.

Le passage du jeton 8 de p_1 à p_3 :

A. Le jeton 8 représente E_8 , donc mettre à jour toutes les fonctions d'arrêt selon les jetons ; ces fonctions d'arrêt sont décrites par (16), (14), (12), (10) et (7):

$$F_{2123}=w_8.E_8=1*1/8$$

$$F_{212}=F_{2121}+F_{2122}+F_{2123}+F_{2124}=1/8+1/8+1/8+0=3/8$$

$$F_{21}=Max(F_{211}, F_{212})=Max(0, 3/8)=3/8$$

$$F_2=F_{21}+F_{22}=3/8+0=3/8$$

$$F=Max(F_1, F_2, F_3)=Max(0, 3/8, 0)=3/8$$

B. Vérifier la règle 4 :

- SC pour S : $F \geq 1$ n'est pas valide.
 - SC pour S_{21} : $F_{21} \geq 1/2$ n'est pas valide.
 - SC pour S_{2121} : $F_{2121} \geq 1/8$ est toujours valide.

Le passage du jeton 6 de p_1 à p_3 :

A. Le jeton 6 représente E_6 , le jeton 8 représente E_8 , donc mettre à jour toutes les fonctions d'arrêt selon les jetons, ces fonctions d'arrêt sont décrites par les équations (11), (10) et (7) :

$$F_{22}=w_6.E_6=1*1/2=1/2$$

$$F_2=F_{21}+F_{22}=3/8+1/2=7/8$$

$$F=Max(F_1, F_2, F_3)=Max(0, 7/8, 0)=7/8$$

B. Vérifier la règle 4 :

- SC pour S: $F \geq 1$ n'est pas valide.
 - SC pour S_{21} : $F_{21} \geq 1/2$ n'est pas valide.
 - SC pour S_{2121} : $F_{2121} \geq 1/8$ est toujours valide.

III. Fin de l'algorithme

2.2 Modélisation du processus de maintenance d'un équipement

Considérons le modèle d'un processus de maintenance d'une machine qui illustre de façon générale l'utilisation des systèmes à événements discrets pour la spécification formelle.

Soit un équipement composé de 4 composants représentés par différentes couleurs et maintenu par un réparateur. Nous définissons un ensemble de 3 places $p_i, i \in \{1, 2, 3\}$ représentant les états des composants de l'équipement (Bon état, dégradé, défaillant) et 3 places fictives de réparation.

Le modèle de l'équipement constitué de 4 composants, avec un réparateur, peut être spécifié de manière concise à l'aide d'un RdPSC N -borné dans lequel les couleurs permettent d'identifier les différents composants (voir figure ci-dessous) avec $N_C = 4$. L'ensemble des couleurs est défini par $C = \{1, 2, \dots, N_C\}$, les classes de couleurs des places p_j sont définies par $C_P(p_j) = \{1, 2, \dots, N_C\}$, pour $1 \leq j \leq 3$, $C_P(p_0) = \{0\}$, et les classes de couleurs des transitions t_k sont définies par $C(t_k) = \{1, 2, \dots, N_C\}$, pour $1 \leq k \leq 9$. Ici, les places de réparation p_4, p_5, p_6 sont également représentées dans le RdPS.

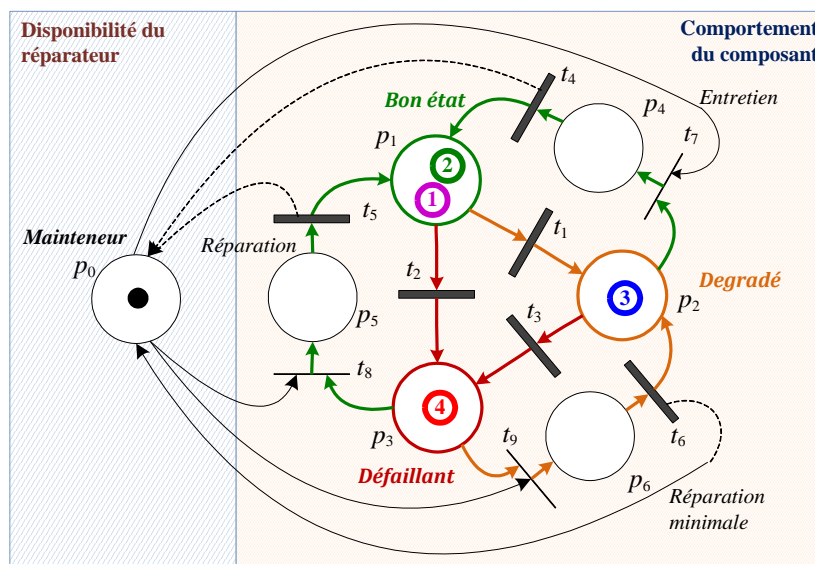


Figure 3.6. Graphe RdPSC du comportement d'un équipement à 4 composants et réparateur

Dans le modèle ci-dessus, nous considérons que chaque couleur $i \in C = \{1, 2, \dots, N_C\}$ correspond à un seul jeton et un seul composant de la machine, pour $1 \leq i \leq 4$, ici $N_C = 4$.

La place p_1 contient les jetons de couleur 1 et 2 si les deux composants de couleur 1 et 2 fonctionnent en bon état, la place p_2 contient un jeton de couleur 3 avec le composant de couleur 3 fonctionnant en état dégradé, la place p_3 contient un jeton de couleur 4 avec le composant de couleur 4 seul étant en état défaillant. Les fonctions d'incidence d'entrée sont donc données par

$$\begin{aligned} w^-(t_1, i, p_1, l) &= w^-(t_2, i, p_1, l) = w^-(t_3, i, p_2, l) \\ &= w^-(t_7, i, p_2, l) = w^-(t_8, i, p_3, l) = w^-(t_9, i, p_3, l) = \mathbf{1}_{\{i\}}(l) \end{aligned}$$

$$w^-(t_4, i, p_4, l) = w^-(t_5, i, p_5, l) = w^-(t_6, i, p_6, l) = 1 \cdot 0 + 1 \cdot \mathbf{1}_{\{i\}}(l)$$

$$\text{Pour } 1 \leq i, l \leq N_C, \quad w^-(t_7, i, p_0, l) = w^-(t_8, i, p_0, l) = w^-(t_9, i, p_0, l) = 1$$

$$\text{Sinon, pour } 1 \leq i \leq N_C, \quad w^-(t, i, p, l) = 0$$

En revanche, les fonctions d'incidence de sortie sont données par

$$\begin{aligned} w^+(t_4, i, p_1, l) &= w^+(t_5, i, p_1, l) = w^+(t_1, i, p_2, l) \\ &= w^+(t_6, i, p_2, l) = w^+(t_2, i, p_3, l) = w^+(t_3, i, p_3, l) = \mathbf{1}_{\{i\}}(l) \end{aligned}$$

$$w^+(t_7, i, p_4, l) = w^+(t_8, i, p_5, l) = w^+(t_9, i, p_6, l) = 1 \cdot 0 + 1 \cdot \mathbf{1}_{\{i\}}(l)$$

$$\text{Pour } 1 \leq i, l \leq N, \quad w^+(t_4, i, p_0, l) = w^+(t_5, i, p_0, l) = w^+(t_6, i, p_0, l) = 1$$

$$\text{Sinon, pour } 1 \leq i \leq N, \quad w^+(t, i, p, l) = 0$$

Selon cette spécification, la transition t_1 sera franchie en couleur i ($1 \leq i \leq 4$) si la place p_1 contient au moins un jeton de couleur i , lorsque la transition t_1 est franchissable en couleur i . Dans ce cas, le franchissement entraîne le retrait d'un jeton de couleur i de la place p_1 et l'ajout d'un jeton de couleur i dans la place p_2 .

La transition t_2 sera franchie en couleur i si la place p_1 contient au moins un jeton de couleur i . Lorsque la transition t_2 sera franchie en couleur i , cela entraînera le retrait d'un jeton de couleur i de la place p_1 et l'ajout d'un jeton de couleur i dans la place p_3 .

La transition t_3 sera franchie en couleur i si la place p_2 contient au moins un jeton de couleur i . Lorsque la transition t_3 sera franchie en couleur i , cela entraînera le retrait d'un jeton de couleur i de la place p_2 et l'ajout d'un jeton de couleur i dans la place p_3 .

La transition t_4 sera franchie en couleur i si la place p_4 contient au moins un jeton de couleur i et au moins un jeton de couleur 0. Lorsque t_4 sera franchie en couleur i , cela entraînera le retrait d'un jeton de couleur i et d'un jeton de couleur 0 de la place p_4 , l'ajout d'un jeton de couleur i dans la place p_1 et l'ajout d'un jeton en couleur 0 dans la place p_0 .

La transition t_5 sera franchie en couleur i si la place p_5 contient au moins un jeton de couleur i et au moins un jeton en couleur 0. Lorsque t_5 sera franchie en couleur i , cela entraînera le retrait d'un jeton de couleur i et d'un jeton de couleur 0 de la place p_5 , l'ajout d'un jeton de couleur i dans la place p_1 et l'ajout d'un jeton de couleur 0 dans la place p_0 .

La transition t_6 sera franchie en couleur i si la place p_6 contient au moins un jeton de couleur i et au moins un jeton de couleur 0. Lorsque t_6 sera franchie en couleur i , cela entraînera le retrait d'un jeton de couleur i et d'un jeton de couleur 0 de la place p_6 , l'ajout d'un jeton de couleur i dans la place p_2 et l'ajout d'un jeton de couleur 0 dans la place p_0 .

La transition t_7 sera franchie en couleur i si la place p_2 contient au moins un jeton de couleur i et la place p_0 contient au moins un jeton de couleur 0. Lorsque la transition t_7 sera franchie en couleur i , cela entraînera le retrait d'un jeton de couleur i de la place p_2 , le retrait d'un jeton de couleur 0 de la place p_0 , l'ajout d'un jeton de couleur i et d'un jeton en couleur 0 dans p_4 .

La transition t_8 sera franchie en couleur i si la place p_3 contient au moins un jeton de couleur i et la place p_0 contient au moins un jeton de couleur 0. Lorsque la transition t_7 sera franchie en couleur i , cela entraînera le retrait d'un jeton de couleur i de la place p_3 , le retrait d'un jeton de couleur 0 de la place p_0 , l'ajout d'un jeton de couleur i et d'un jeton de couleur 0 dans p_5 .

La transition t_9 sera franchie en couleur i si la place p_3 contient au moins un jeton de couleur i et la place p_0 contient au moins un jeton de couleur 0. Lorsque la transition t_9 sera franchie en couleur i , cela entraînera le retrait d'un jeton de couleur i de la place p_3 , le retrait d'un jeton de couleur 0 de la place p_0 , l'ajout d'un jeton de couleur i et d'un jeton de couleur 0 dans la place p_6 .

Les probabilités de tir des transitions sont définies pour $\tau^* \subseteq \{(t_k, 1), (t_k, 2), \dots, (t_k, N)\}$ par

$$q((t_k, i); \tau^*) = \begin{cases} 1, & \text{si } i = i^* \\ 0, & \text{si } i \neq i^* \end{cases}$$

où $i^* = \min_{(t_k, i) \in \tau^*} \{i\}$, ce qui traduit le fait que le réparateur choisit toujours le composant de plus petit indice pour le service de maintenance par le franchissement de t_k .

Les fonctions de distribution d'horloge sont données par

$$F(x; t, i) = P(L_i \leq x) \text{ et } F(x; t_3, i) = P(R_i \leq x), 1 \leq i \leq N$$

Nous supposons que, avec une probabilité égale à 1, jamais deux horloges de transitions temporisées arriveront en même temps à 0. Il est intéressant de constater que la modélisation du processus de maintenance des composants d'un équipement complexe par RdPSC donne comme résultat un graphe de dimension réduite.

Maintenant, grâce au formalisme proposé et aux fonctions d'arrêt, nous pouvons déterminer les coupes minimales d'un équipement multi-composant et multi-état, ce qui permettra d'utiliser les fonctions d'arrêt pour contrôler l'évolution des marquages des réseaux et donc l'évolution de l'état opérationnel de l'équipement modélisé par le RdPSC proposé.

3 Détermination des coupes minimales

L'ensemble des coupes minimales est l'ensemble des combinaisons de défaillances de composants pouvant conduire à la défaillance complète de l'équipement (état redouté). En particulier, une coupe est appelée "**coupe minimale**" lorsqu'en la retirant de l'ensemble des événements basiques, les autres événements ne sont plus une coupe minimale. Le concept de coupe minimale a traditionnellement été utilisé pour déterminer la fiabilité et la sûreté de fonctionnement de l'équipement en utilisant le *Diagramme Bloc de Fiabilité (DBF)* et l'arbre de défaillance (Figure 3.7). L'arbre de défaillance basé sur les coupes minimales ne peut pas être simplifié par une combinaison des constructions simples (Parallèle, Série).

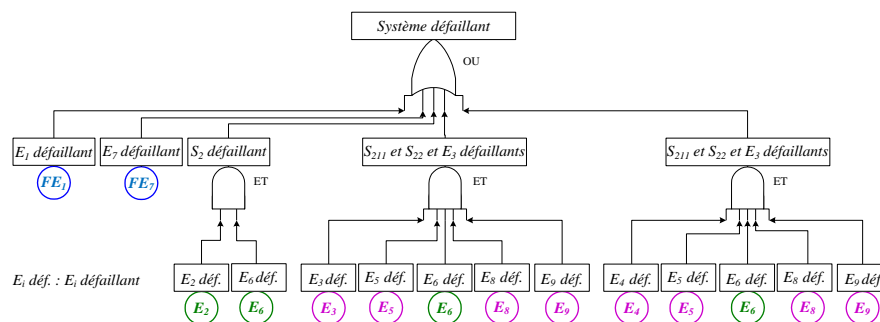


Figure 3.7. Arbres de défaillance de l'équipement de la Figure 3.5

La construction de l'arbre de défaillance peut être très fastidieuse. Une approche de construction directe consiste à utiliser les coupes minimales. Tout d'abord, on construit le DBF. Ensuite, on effectue une analyse en se basant sur le DBF et les coupes minimales.

Selon le concept de facteur d'impact de l'élément et le théorème 3, nous pouvons conclure qu'un ensemble d'éléments simples constitue une coupe minimale s'il possède les deux propriétés caractéristiques suivantes :

- A. la somme des facteurs d'impact est égale à 1 exactement,
- B. la fonction d'arrêt de l'ensemble des coupes est égale à 1 exactement.

Nous pouvons désigner chaque élément qui a un facteur d'impact égal à 1 par coupe minimale d'ordre 1 (E_1 et E_7 , Figure 3.7). Le tableau ci-dessous donne un exemple d'application de

cette méthode de contrôle sur quelques combinaisons d'événements de base liés à la défaillance des éléments de l'équipement (Figure 3.5).

Tableau 5 : Résultat des coupes de l'équipement de la Figure 3.5

Ensemble	Coupe Minimale	Raison
E_1	Oui	$E_1=1$ $F_1=1$
E_1, E_2	Non	$E_1+E_2=3/2>1$, via $F_{(E_1, E_2)}=1$
E_2, E_6	Oui	$E_2+E_6=1$ $F_2=1$
E_3, E_4, E_5, E_8, E_6	Non	$E_3+E_4+E_5+E_8+E_6=1$ $F_{(E_3, E_4, E_5, E_8, E_6)}=7/8<1$

4 Détermination des contraintes des structures *k-sur-n*

Un équipement de n -composants qui est en "Bon état" de fonctionnement si et seulement si au moins k composants sur n composants sont en "Bon état" est un système appelé "*système k-sur-n performant*". En revanche, un système de n -composants qui est défaillant si et seulement si au moins k des composants sur n sont défaillants, est appelé "*système k sur n défaillant*". Sur la base de ces deux définitions, un système k sur n en bon état est équivalent à un système "*n-k+1 sur n*" défaillant. Donc, l'équipement en terme de structure k sur n est souvent utilisé pour indiquer soit un système en bon état ou défaillant soit les deux ensembles. (Tian, et al., 2008) (Zuo & Tian, 2006) (Huang, et al., 2000) (Li & Zuo, 2008).

Par ailleurs, les équipements parallèles-série sont des cas particuliers du système *k-sur-n*. Un système en série est équivalent à un système 1-sur- n défaillant et un système *n-sur-n* en Bon état. De même, un système parallèle est équivalent à un système n -sur- n défaillant et un système 1-sur- n performant.

Par exemple, il peut être possible de conduire une voiture avec un moteur V8, si elle a seulement quatre cylindres qui fonctionnent. Toutefois, si moins de quatre cylindres travaillent, nous disons cette voiture ne peut pas rouler. Par cela, le fonctionnement du moteur peut éventuellement être représenté par un système *4-sur-8* en bon état.

Un véhicule peut fonctionner avec un moteur jusqu'à quatre cylindres en fonctionnement minimal. De plus, la contrainte d'arrêt représente l'arrêt complet de l'équipement (tous les éléments tombent en panne, c'est-à-dire système n sur n défaillants).

Enfin, nous pouvons réécrire la contrainte d'arrêt pour ce système comme suit :

$$F_i \geq n / n * S_i \quad (21)$$

où S_i est le facteur d'impact de l'équipement. Si l'équipement est k sur n défaillant, la contrainte d'arrêt sera modifiée afin de prendre la forme suivante :

$$F_i \geq k / n * S_i \quad (22)$$

Cependant, si nous avons un système k sur n en bon état, la fonction d'arrêt sera

$$F_i \geq (n-k+1) / n * S_i \quad (23)$$

Prenons le sous-système S_{212} sur la Figure 3.5a, où au moins 2 branches provenant des 4 branches doivent fonctionner, c'est-à-dire que nous avons un système 2-sur-4 en bon état. La fonction d'arrêt pour ce sous-système prend la forme (23) :

$$\text{SC pour } S_{212} : F_{212} \geq (4-2+1) / 4 * 1/2 \Rightarrow F_{212} \geq 3/8$$

Nous devons prendre en considération cette influence sur l'équipement entier, puisque tout l'équipement et ses sous-systèmes qui sont en relation avec S_{212} apparaîtront d'une façon ou d'une autre. Les contraintes d'arrêt pour S_{21} , S_2 et S seront alors :

$$\text{SC pour } S_{21} \geq \min(1/2, 3/8) = 3/8, \text{ SC pour } S_2 \geq 1/2 + 3/8 = 7/8 \text{ et } \text{SC pour } S \geq 1/2 + 3/8 = 7/8.$$

5 Modèle de synthèse des indicateurs d'aide à la décision

Nous rappelons ici que notre objectif est de collecter les données et informations de manière structurée pour surveiller l'état d'un équipement complexe à tous les niveaux hiérarchiques (pièce, composant, sous-système, système) pour l'aide à la décision en maintenance. Nous supposons notre solution basée sur une infrastructure d'acquisition et collecte de données et informations de type e-maintenance. Le SCD que nous proposons doit servir à synthétiser des indicateurs d'aide aux décisions non seulement pour la maintenance mais aussi pour le contrôle du processus d'acquisition et de collecte de données, d'une part, et pour optimiser l'efficacité du processus grâce à des adaptations permanentes, d'autre part. Les données et informations requises comprennent les variables d'état et de fonctionnement, les variables relatives aux opérations de maintenance, les contraintes imposées par le produit, la qualité du produit sortant et les variables relatives à l'environnement d'exploitation, les événements extérieurs tels que les incidents et accidents, etc.

Pour la synthèse des indicateurs structurels de l'équipement qui est l'objet principal de notre travail, nous utilisons le modèle RdPSC, intégrant les spécifications temporelles basées sur des variables aléatoires relatives à chaque jeton respectivement et aux transitions. Nous considérons que chaque jeton modélise un composant et nous supposons que chaque variable aléatoire suit une loi spécifique. Alors, la génération du modèle présenté dans les sections précédentes s'étend facilement aux RdPSC où les variables aléatoires liées aux transitions correspondent aux durées de fonctionnement, d'entretien, de réparation ou de remplacement des composants impliqués. L'état de santé de l'équipement peut alors être évalué à tout instant, en fonction des données et informations fournies par le système d'e-maintenance (ou MES pour les systèmes manufacturiers instrumentés de manière appropriée).

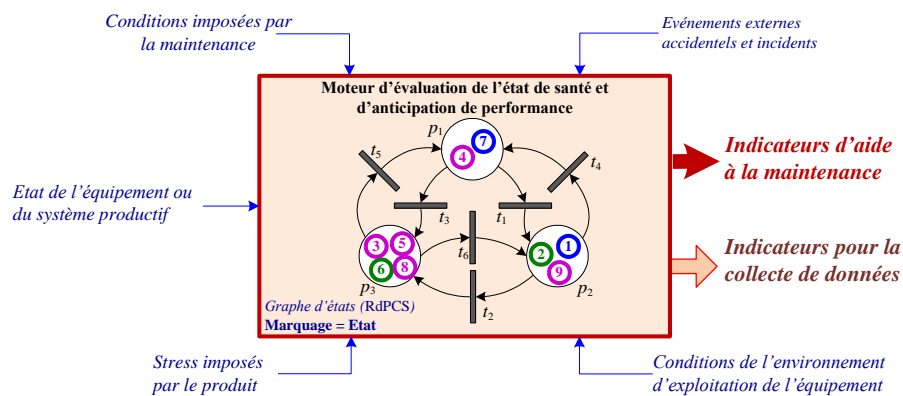


Figure 3.8. Modèle RdPSC d'évaluation de l'efficacité opérationnelle et de suivi de l'état

Nous représentons sur la Figure 3.8, ci-dessous, la structure du moteur du SCD basé sur le RdPSC que nous proposons, alimenté par les données et informations adéquates provenant d'un système de type MES ou e-maintenance. Le SCD permet de produire les indicateurs attendus d'aide à la décision dans une approche d'optimisation déductive par l'évaluation de l'efficacité opérationnelle a posteriori. Il peut également être mis en œuvre dans une approche inductive en évaluant a priori ces performances grâce à la simulation des actions de maintenance basée sur un RdPSC du processus de maintenance, couplé à la simulation Monte Carlo.

Ce modèle, couplé à la simulation Monte Carlo implantée en arrière plan, s'intègre dans l'environnement et la chaîne d'activités du PCD comme sur la Figure 3.9 ci-après. Nous disposons maintenant d'un outil performant de simulation de Monte Carlo permettant d'évaluer l'efficacité opérationnelle de l'équipement multi-état soumis au processus stochastique et nous nous restreignons volontairement, dans ce mémoire, à l'approche d'optimisation déductive.

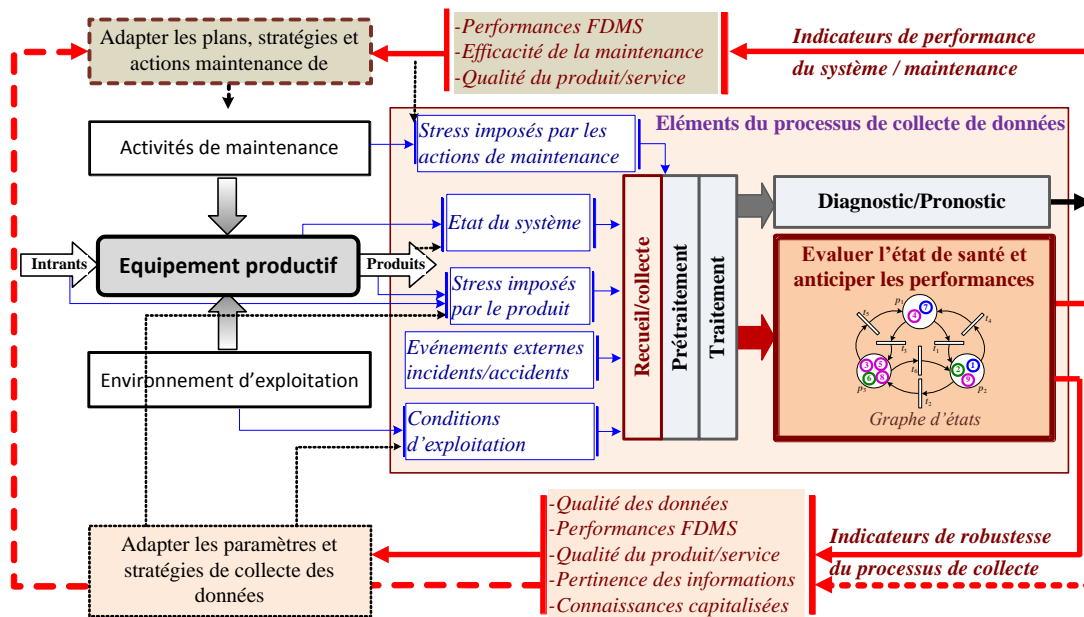


Figure 3.9. Architecture de mise en œuvre du PCD dans un environnement

Sur la Figure 3.9, on peut identifier en traits fins, les sources et les flux de données qui alimentent les fonctions de traitement et exploitation des données, en traits épais les indicateurs synthétisés permettant d'adapter le PCD, les plans et les stratégies de maintenance. Le modèle d'évaluation des indicateurs d'efficacité opérationnelle, qui utilise les propriétés du modèle *RdPSC* proposé plus tôt, constitue une deuxième contribution, qui permet de limiter le problème d'explosion combinatoire généralement rencontré sur les équipements multi-composant et multi-état, tels que Performant, Dégradé, Défaillant. Ce modèle d'évaluation de performance doit être replacé dans le contexte général de notre approche schématisée sur la Figure 3.9.

6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un algorithme pour construire les modèles *RdPSC* graphiquement compact permettant de synthétiser par simulation les indicateurs d'efficacité d'un équipement. Les nouveaux concepts de facteur d'impact, de poids d'un élément, de fonction d'arrêt et de contrainte d'arrêt sont proposés et utilisés dans l'algorithme du modèle du *RdPSC* afin d'étudier simplement les comportements d'un équipement soumis au triple processus stochastique de dégradation, de défaillance et de maintenance. Le modèle proposé est composé de deux parties principales. La première partie est un modèle graphe *RdPC*. Ce modèle graphique, très compact, permet de décrire l'ensemble des comportements d'un

système ou équipement à structure série-parallèle-série. La deuxième partie est consacrée à la description des fonctions de contrôle des RdPSC. Ces fonctions sont mises à jour de manière cyclique dans l'évaluateur. A chaque étape, les fonctions et contraintes d'arrêt sont évaluées afin de déterminer l'état opérationnel de l'équipement (bon état, dégradé, arrêté et/ou en maintenance) pour la synthèse des indicateurs d'efficacité opérationnelle. Ce modèle permet de fournir une aide pour étudier l'efficacité des décisions de maintenance. Nous avons également montré les relations entre les fonctions et contraintes d'arrêt avec les coupes minimales indispensables dans une démarche d'étude de comportement, de spécification, d'évaluation de l'état de santé, de synthèse des indicateurs d'efficacité opérationnelle et de diagnostic d'un équipement (recherche de composants défectueux dans l'équipement à partir des informations de suivi). Les coupes minimales permettent de vérifier les conditions d'arrêt du système à travers son RdPSC pendant son évolution, grâce aux fonctions et contraintes d'arrêt. Enfin, Nous avons également montré les relations entre les fonctions et contraintes d'arrêt permettant d'inclure les systèmes de structure k/n dans les systèmes traités par notre approche. La flexibilité offerte par cette approche permet de tenir compte de la configuration d'exploitation des systèmes multi-état comme le montre l'exemple traité dans le chapitre 4.

Chapitre 4

Application à un système de production d'énergie multi-source

Résumé

Ce chapitre présente l'application de notre approche d'évaluation et de synthèse des indicateurs d'état de santé et d'efficacité opérationnelle à un système de production d'énergie multi-source, afin d'adapter les décisions de maintenance et les paramètres du PCD associé. Le comportement de ce système est modélisé à l'aide des RdPSC grâce aux algorithmes présentés aux chapitres 2 et 3. Les algorithmes incluent la simulation de processus stochastiques de dégradation des composants et des événements discrets de type défaillance. Pour montrer la démarche d'implémentation dans l'environnement du logiciel Scilab¹⁴ (Basile & Dehombreux, 2006), nous l'avons appliqué à un système à composants série-parallèle-série générique dans un premier temps. Nous avons ensuite présenté le principe de codage du modèle du système à l'aide de notre méthode dans l'environnement de programmation du logiciel Scilab. L'exemple d'application au système de production d'énergie multi-source par rapport à différentes configurations d'exploitation et de maintenance nous a permis de montrer son intérêt pour les objectifs de collecte adaptative de données.

Scilab¹⁴ : C'est un logiciel de simulation de systèmes dynamiques, très utilisé en automatique et en TDS.

1 Synthèse des indicateurs “disponibilité” et “coût” d’un système multi-composant

Le logiciel libre *Scilab*, avec sa boîte à outils “Maintenance” permet de modéliser de façon graphique les indicateurs d’efficacité opérationnelle d’un système “équipement – processus de maintenance”. Le but de ce chapitre est de présenter, à travers un exemple, la modélisation et l’évaluation des indicateurs de coût et de disponibilité d’un système hybride (systèmes dynamiques où les parties continues et discrètes sont liées) (Castanier, et al., 2003), par simulation en vue d’optimiser le PCD, avec une complexité mathématique minimale. Le modèle proposé tient compte des différents modes de fonctionnement (continus dans un mode donné et transition d’un mode à l’autre sur des événements déterministes ou stochastiques). Les premiers sont dus à des franchissements de seuils de variables stochastiques de performance, les seconds sont produits par un générateur de nombres aléatoires, fonction d’une loi de probabilité donnée. L’accès aux grandeurs de sûreté de fonctionnement (fiabilité, disponibilité) est obtenu par statistique sur un grand nombre de simulations (méthode de Monte Carlo). Pour évaluer l’efficacité opérationnelle du système, nous commençons par étudier des systèmes élémentaires (série, parallèle) car nous considérons que les équipements sont souvent composés d’éléments en série et en parallèle.

1.1 Le module “Maintenance” du logiciel de simulation sous Scilab

L’interface du module “Maintenance” du logiciel de simulation, dont l’interface est présenté sur la Figure 4.1, permet de spécifier de spécifier la structure du système, les caractéristiques de fiabilité de chaque élément du système suivant les lois de dégradation de chaque élément, ainsi que les caractéristiques de la politique de maintenance à appliquer. L’ensemble de ces paramètres caractéristiques sont recueillies, via l’interface sur la Figure 4.1, dans un fichier Excel qui sera pris en charge par l’algorithme de simulation Monte Carlo.

La simulation de Monte Carlo permet d’estimer l’efficacité opérationnelle du système et de ses composants, et d’aider à déterminer les périodes optimales de maintenance préventive par rapport aux exigences de disponibilité et de coût de maintenance des systèmes de structure série-parallèle-série. Pour l’expérimentation, l’évaluation de l’efficacité opérationnelle par simulation est répétée une dizaine de fois pour les différents âges du système (évolution de l’âge des composants du système).

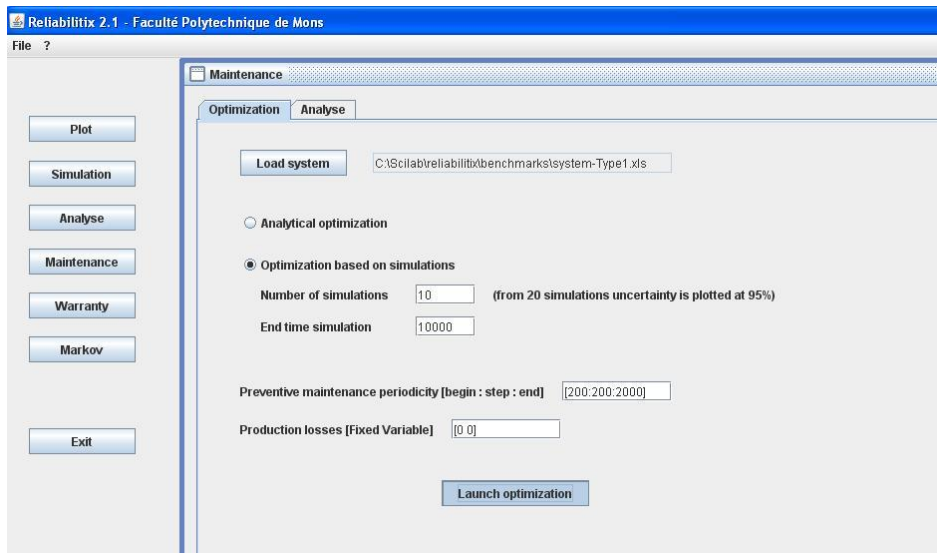


Figure 4.1. Capture d'écran de l'interface de simulation "Monte Carlo" du logiciel Scilab.

1.2 Principe de spécification d'un système pour le logiciel de Scilab

Considérons maintenant un système série-parallèle-série (SSPS) composé de quatre sous-systèmes (**A**, **B**, **C** et **D**) comme sur la Figure 4.2. L'élément A est en parallèle avec les deux éléments en série B et C, et le tout en série avec l'élément D, conformément au DBF de la Figure 4.2. Chaque élément bloc peut être constitué de sous-blocs ou composants de plus en plus détaillés. Nous pourrions nous en servir pour évaluer l'efficacité opérationnelle de ce système et de ses éléments constitutifs. Ainsi, le fonctionnement du système, le comportement de ses composants en termes de fiabilité ou de dégradation et ses performances de disponibilité et de coût de maintenance durant ses cycles de vie pourront être étudiés en utilisant des jetons colorés pour représenter chaque élément. Ces jetons serviront à suivre les indicateurs de performance dans sa structure hiérarchique du système.

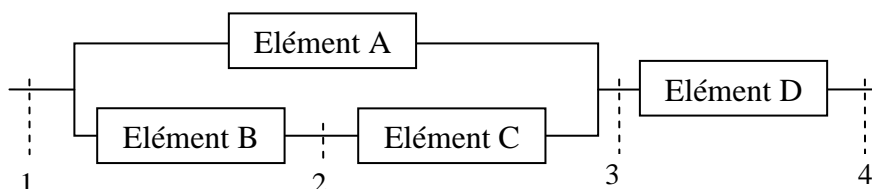


Figure 4.2. DBF d'un équipement à 4 composants série-parallèle-série

Pour spécifier l'équipement pour le logiciel, les nœuds d'interconnexion entre des éléments constitutifs du système dans le diagramme de fiabilité sont numérotés, en commençant et en terminant respectivement par l'entrée et sortie du diagramme comme sur la Figure 4.2.

Chaque élément est représenté par un jeton de couleur distincte et chaque élément peut avoir 3 états (Performant, Dégradé, Défaillance) dans le RdPCS.

1.2.1 Méthode d'établissement du DBF dans le logiciel

Dans le logiciel, les éléments d'une structure quelconque sont identifiés par des blocs numérotés. Ainsi, les blocs A, B, C et D de la Figure 4.2 sont numérotés respectivement 3, 1, 2 et 4 comme sur la Figure 4.3 ci-dessous, où chaque bloc d'une structure est spécifié avec ses nœuds d'interconnexion également numérotés par les champs :

- **ID Bloc** : nom du bloc
- **Structure** : nœuds entre lesquels le bloc est placé (par exemple le " Bloc1" est localisé entre les nœuds 1 et 2).
- **k-sur-n** : le bloc regroupe n composants dont k nécessaires à sa viabilité
- **sous-systèmes** : liste des n blocs (éléments) numérotés.

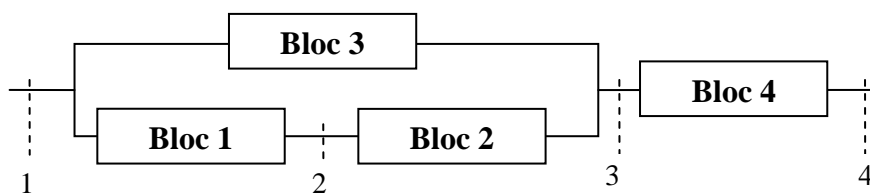


Figure 4.3. Système série-parallèle-série avec les codes en Excel

Le principe de codage du DBF, de positionnement des nœuds relativement aux blocs et de représentation de la matrice de transition est présenté ci-dessus. Il en résulte une matrice (Figure 4.4) qui se lit par ligne. Par exemple la première ligne concerne les connexions entre le nœud 1 et les autres nœuds. Dans cet exemple il n'y a pas de bloc entre le nœud 1 et le nœud 1, donc pas de blocs alors la valeur est 0. Le nœud 1 et le nœud 2 sont connectés par le Bloc 1 donc la valeur est 1. Le nœud 1 et le nœud 3 sont connectés par Bloc 3 et donc la valeur est 1. Le nœud 2 et le nœud 3 sont connectés par le Bloc 2, donc la valeur est 1. Et enfin, le nœud 3 et le nœud 4 sont connectés par le Bloc 4, donc la valeur est 1. Par conséquent, nous pouvons utiliser ce principe pour coder n'importe quel système.

	Nœud (j)			
	1	2	3	4
1	0	1	1	0
2	0	0	1	0
3	0	0	0	1
4	0	0	0	0

Figure 4.4. La matrice de codage de la structure du système

1.2.2 Définition des paramètres pour l'évaluation de performance

A chaque bloc sont associés les éléments définis dans un tableau "Bibliothèque" d'une feuille Excel comme dans l'exemple de le Tableau 6. Les propriétés des blocs sont les suivantes :

- ID : numéro de référence du composant qui est spécifié dans les blocs
- Nom : nom du composant (sous-systèmes)
- Loi : loi de fiabilité du composant (Weibull par exemple)
- Paramètre : paramètres de la loi de fiabilité
- Corrective : 0 (aucune maintenance corrective) ou 1 (maintenance corrective)
- Préventive : 0 (aucune maintenance préventive) ou 1 (maintenance préventive)
- Durée corrective : durée d'une opération de maintenance corrective
- Coût fixe correctif : coût fixe d'une action de maintenance corrective
- Coût variable correctif : coût variable d'une action de maintenance corrective
- Durée préventive : durée d'une opération de maintenance préventive
- Coût fixe préventif : coût fixe d'une opération de maintenance préventive
- Coût variable préventif : coût variable d'une opération de maintenance corrective
- Degré de réparation : degré de réparation par une action de maintenance
- Age virtuel : âge du composant en début de mission

Tableau 6 : Paramètres du système définis dans un fichier Excel

ID_Bloc	Structure	k_n	sBloc	Weibull β, η, γ	T _{MC}	T _{MP}	C _{MC}	C _{MP}
Bloc1	[1,2]	[1,1]	[1]B	2, 6000, 0	4	4	[1000,400]	[500,150]
Bloc2	[2,3]	[1,1]	[2]C	1.8, 4000, 0	12	12	[1000,100]	[3000,50]
Bloc3	[1,3]	[1,1]	[3]A	2, 1500, 0	2	2	[1000,300]	[500,100]
Bloc4	[3,4]	[1,1]	[4]D	2, 6000, 0	12	12	[1000,100]	[3000,50]

Les différents paramètres du système et ses contraintes sont donc spécifiés dans un fichier Excel, et le programme de simulation est codé selon les instructions du logiciel Scilab.

1.2.3 Application du principe de spécification et d'évaluation performance

Nous utilisons la simulation de Monte Carlo dans l'environnement *Scilab* pour étudier et évaluer l'efficacité opérationnelle du système et de ses éléments. Les paramètres indicateurs de disponibilité et de coût de maintenance des différents blocs sont évalués par simulation. Par exemple, nous choisissons la loi de distribution de *Weibull* (2, 1500, 0) pour le bloc 3 seul et soumettons l'équipement à des actions de maintenance préventive entre 100 *ut* et 5000 *ut*, avec une périodicité de 100 *ut*. Les résultats sont obtenus après 10 simulations successives "Monte Carlo" (Figure 4.6).

Les résultats des simulations numériques d'évaluation de l'efficacité opérationnelle du système spécifié ci-dessus sont présentés sur la Figure 4.5.

Disponibilité asymptotique

- Périodicité de maintenance = 1106.870790 [ut]
- Disponibilité = 0.980702

Valeur asymptotique du coût de maintenance

- Périodicité de maintenance = 1223.162581 [ut]
- Coût moyen = 2.718139 [uc/ut]

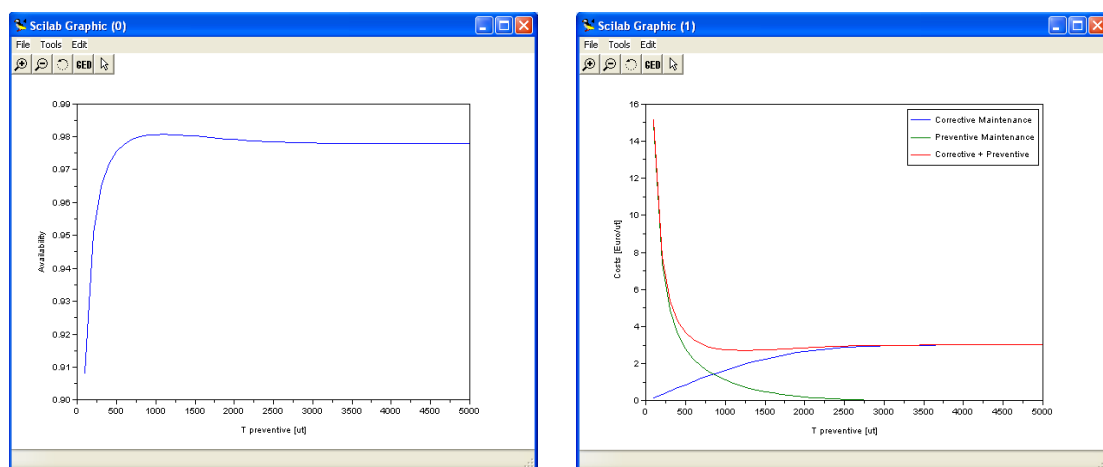


Figure 4.5. Evolution du coût et de disponibilité du système au cours du temps

Nous observons sur la Figure 4.5 les évolutions du coût moyen de maintenance et de la disponibilité du composant. Ces résultats permettront de sélectionner la meilleure configuration du système au cours du temps en fonction des politiques de maintenance et des stratégies de collecte des données sur l'équipement.

Considérons maintenant l'ensemble du système à 4 composants, sur lequel nous appliquons la simulation Monte Carlo sur la base des paramètres indiqués dans le Tableau 6. Les résultats sont obtenus pour chaque date après 10 simulations successives entre 100 *ut* et 5000 *ut* "Monte Carlo" (Figure 4.6). Les résultats obtenus grâce à la simulation de Monte Carlo du système à 4 composants (évolutions du coût moyen de maintenance et de la disponibilité du système global) sont présentés sur la Figure 4.6. Les évolutions des deux indicateurs sont conformes au comportement classique des systèmes de cette structure, où *uc* correspond à l'unité de coût et *ut* à l'unité de temps.

Nous observons sur la Figure 4.6 que les 10 points résultant de 10 simulations pour chaque date, sont distribués autour de leurs valeurs moyennes par lesquelles passe la courbe. Ce protocole de simulation sera appliqué dans les cas d'études proposées dans les sections suivantes.

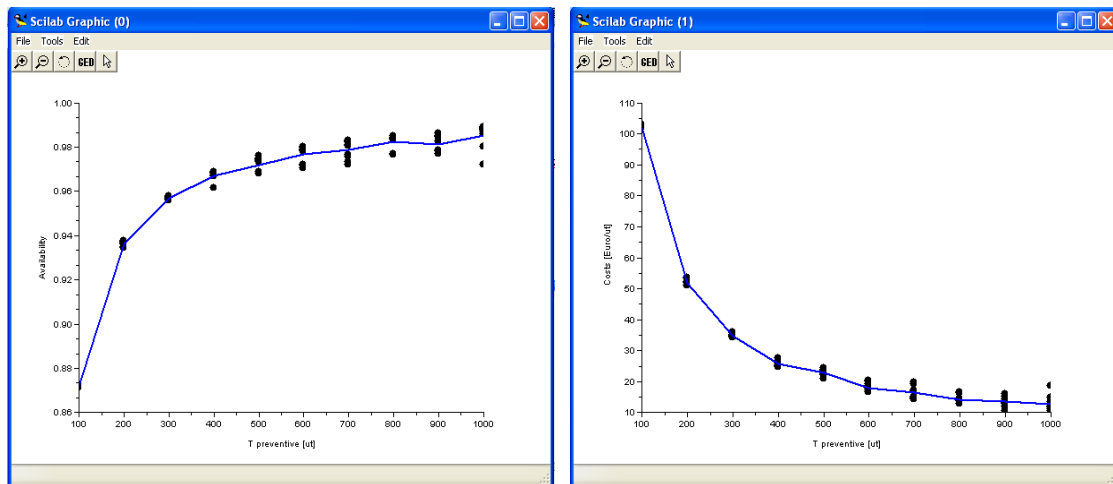


Figure 4.6. Résultats de la simulation “Monte Carlo”

L'application de la section suivante nous aide à montrer l'intérêt de la prise en compte de l'efficacité opérationnelle prévisionnelle et la nécessité de prendre en compte les coûts du processus de collecte des données pour l'optimisation des stratégies maintenance et la reconfiguration des composants sollicités dans l'équipement au cours de son exploitation. L'évaluation de l'efficacité opérationnelle de chaque composant du système est alors utilisée par le RdPSC pour suivre et évaluer l'état global du système.

2 Application à un système multi-état de production d'énergie multi-sources

Nous considérons l'exemple d'un système de production d'énergie multi-source, dont les composants sont soumis à des événements discrets de types dégradation et défaillance. Nous tenons compte des défaillances et des incertitudes sur les dégradations des composants. Les événements et les variables présentent des caractères stochastiques. On trouvera en Annexe A de ce mémoire, la description et la présentation du principe de fonctionnement de ce système identique à celui de la Figure A.3.

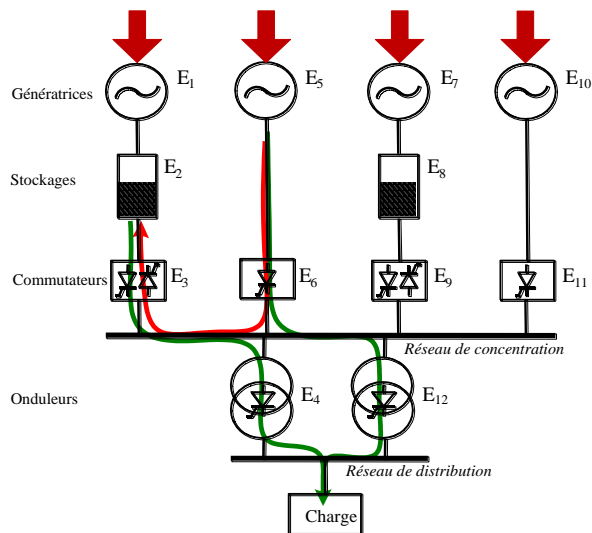


Figure 4.7. Schéma d'un système hybride de production d'énergie multi-ressources

La nomenclature des équipements pour la modélisation à les des réseaux de Petri colorés est donnée dans le Tableau 7 ci-après.

Tableau 7 : Numéros des jetons associés aux composants du système de production d'énergie

Composant	Elément	Jeton
Générateur 1	E1	1
Stockage 1	E2	2
Commutateur 1	E3	3
Onduleur 1	E4	4
Générateur 2	E5	5
Commutateur 2	E6	6
Générateur 3	E7	7
Stockage 2	E8	8
Commutateur 3	E9	9
Générateur 4	E10	10
Commutateur 4	E11	11
Onduleur 2	E12	12

Notre objectif est d'étudier la disponibilité de l'énergie fournie par ce système et d'adapter le PCD en fonction de l'état observé ou bien également en des exigences de performance prévisionnelle du système. Pour cela, nous utilisons notre méthode pour évaluer la disponibilité et le coût de maintenance du système.

A l'aide du modèle RdPSC obtenu, nous pouvons étudier en simulation les comportements de ce système dont les unités sont chargées d'assurer des missions sur des périodes données. Pour cela, nous supposons que le système fonctionne sur plusieurs périodes successives. Des défaillances des composants du système peuvent survenir au cours du fonctionnement du système dont l'efficacité opérationnelle est évaluée sur les périodes et sur la durée de mission

de chaque composant. L'étude consiste à considérer différentes configurations d'exploitation et à adapter la collecte des données en fonction de l'efficacité opérationnelle de chaque configuration. Nous supposons que l'activité de collecte est fonction de la stratégie de maintenance adoptée, mais un modèle de coût de collecte devrait permettre une meilleure adaptation du processus.

2.1 Diagramme Bloc de Fiabilité du système

Le Diagramme Bloc de Fiabilité décrit tout le système avec les dépendances et influences. Il servira à construire la matrice d'incidence contenant des 0 et des 1, comme décrit plus tôt.

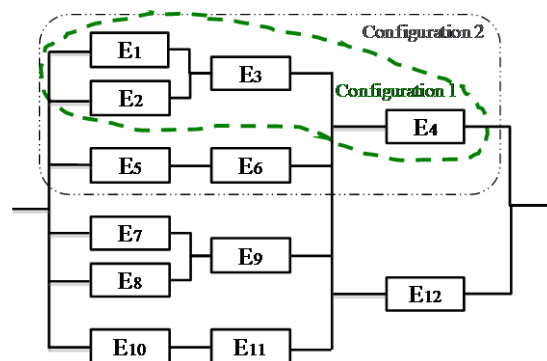


Figure 4.8. DBF du système de production d'énergie multi-source

Le système peut fonctionner suivant deux configurations de base : **Type 1**) seul le générateur numéro 1 alimente la charge via le commutateur E₃ et l'onduleur E₄, avec stockage des excédents d'énergie dans l'équipement de stockage E₂ ; **Type 2**) la configuration de Type 1 est associée au générateur E₅ pour alimenter la charge via le commutateur E₆ et l'onduleur E₄.

L'étude des stratégies de collecte de données pourra être réalisée de manière systématique (approche constructeur) ou en fonction des modes (*configurations*) d'exploitation prédéfinis (approche exploitant). Suivant le choix, le diagramme de fiabilité et les décisions qui en découleront pour la collecte de données et la maintenance seront différentes.

2.2 Modèle du système par RdPSC (RdP Stochastique Coloré)

Pour l'évaluation de la fiabilité, nous ramenons le problème à des combinaisons de structures de base de type série ou parallèle. Dans ce cas, les configurations seront négligées.

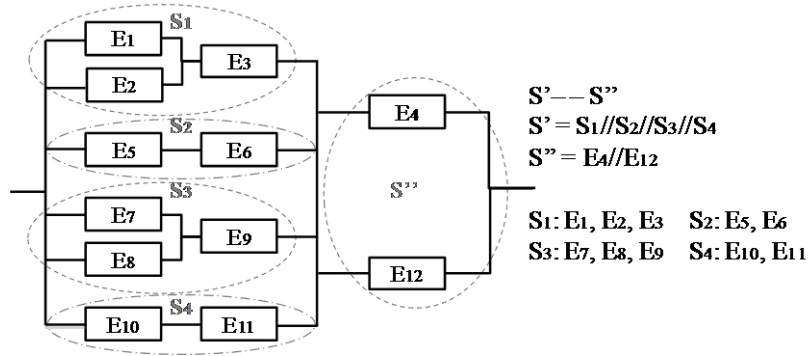


Figure 4.9. Diagramme Bloc de Fiabilité du système hybride de production d'énergie

Dans une approche d'exploitation systématique du DBF du système pour la modélisation et l'étude du système à l'aide du RdPSC, nous adoptons le regroupement des éléments (ou composants) du système suivant le schéma de la Figure 4.10.

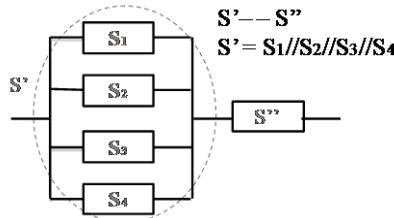


Figure 4.10. Diagramme Bloc de Fiabilité simplifié du système hybride de production d'énergie

Algorithme de codage du modèle RdPSC du système :

$S' \dots S''$ $S' = S'' = 1$ $S' = S_1 // S_2 // S_3 // S_4$ $S_1 = S_2 = S_3 = S_4 = 1/4$ $S'' = (E_4 // E_{12})$ $E_4 = 1/2, F_4 = w_4 \cdot E_4$ $E_{12} = 1/2, F_{12} = w_{12} \cdot E_{12}$	$S_1 = (E_1 // E_2 = 1/8) \dots E_3 = 1/4$ $E_1 = 1/8, F_1 = w_1 \cdot E_1$ $E_2 = 1/8, F_2 = w_2 \cdot E_2$ $E_3 = 1/4, F_3 = w_3 \cdot E_3$ $S_2 = E_5 \dots E_6 = 1/4$ $E_5 = 1/4, F_5 = w_5 \cdot E_5$ $E_6 = 1/4, F_6 = w_6 \cdot E_6$	$S_3 = (E_7 // E_8 = 1/8) \dots E_9 = 1/4$ $E_7 = 1/8, F_7 = w_7 \cdot E_7$ $E_8 = 1/8, F_8 = w_8 \cdot E_8$ $E_9 = 1/4, F_9 = w_9 \cdot E_9$ $S_4 = E_{10} \dots E_{11} = 1/4$ $E_{10} = 1/4, F_{10} = w_{10} \cdot E_{10}$ $E_{11} = 1/4, F_{11} = w_{11} \cdot E_{11}$
---	---	---

E. Le facteur d'impact pour tous les éléments:

$$E_1 = E_2 = E_7 = E_8 = 1/8$$

$$E_4 = E_{12} = 1/2$$

$$E_3 = E_5 = E_6 = E_9 = E_{10} = E_{11} = 1/4$$

F. Les contraintes d'arrêt SCs:

- SC pour S: si $F \geq 1$.
 - SC pour S_1, S_2, S_3, S_4 : si $F_{(i=3,5,6,9,10,11)} \geq 1/4$.

II. Nous supposons que l'ensemble des éléments défailants suivent les séquences ci-après :

- Etat initial : tous les éléments sont en bon état ; toutes les fonctions d'arrêt sont égales à 0.
- Evaluation du système : l'efficacité opérationnelle des éléments est réalisée par le modèle RdPSC et simulation Monte Carlo pour suivre les différents états (bon état, dégradé, défaillance) pour chaque composant du système.
- Suivi de l'état des différents éléments grâce aux jetons colorés ($E_1, E_2, E_3, \dots, E_{12}$) : tous les jetons franchiront les transitions en fonction de l'état de l'élément et donc de sa fiabilité au cours du temps, les instants de transition étant stochastiques.

2.2.1 Evaluation de l'état des éléments ou composants

Simulations par RdPSC (Figure 4.11) à partir des données disponibles et des scénarios permettant d'anticiper l'efficacité opérationnelle de chaque élément.

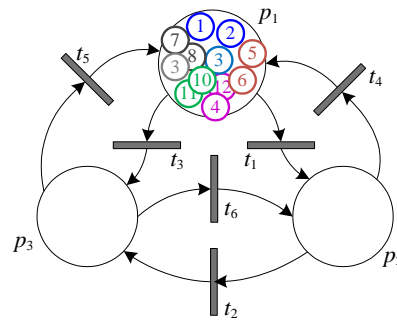


Figure 4.11. RdPSC du système hybride de production d'énergie

2.2.2 DBF et modèle RdPSC du système de la configuration 1

Ce système (Figure 4.12) est constitué des générateurs E_1 et E_5 , désignés respectivement par les jetons 1 et 5. Le stockage E_2 est désigné par le jeton 2 et E_8 , les commutateurs E_3 et E_6 sont désignés par les jetons 3 et 6, et enfin les onduleurs E_4 et E_{12} sont représentés par les jetons 4 et 12.

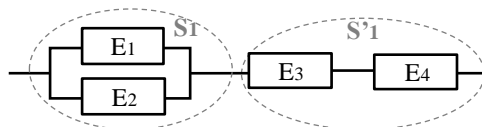


Figure 4.12. DBF du système de la configuration 1.

Les états des différents équipements (E_i) du système sont suivis avec les jetons numérotés (un numéro correspond à une couleur). Les jetons franchissent les transitions en fonction de variables temps aléatoires (les instants de défaillance sont des processus stochastiques, ...) distribués suivant des lois de défaillance dans les 3 places telles que $p_1 \rightarrow$ Bon Etat, $p_2 \rightarrow$ dégradé et $p_3 \rightarrow$ défaillant. Tous les processus et les états instantanés des équipements

(composants) sont décrits par l'algorithme présenté précédemment qui permet d'évaluer l'efficacité opérationnelle de chaque élément.

Modèle RdPSC du système transformé dans la configuration 1 (Figure 4.13). Dans cette représentation, le système est performant car tous les composants sont en bon état.

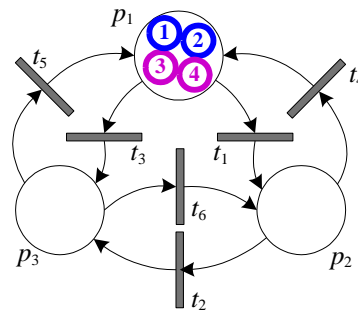


Figure 4.13. RdPSC du système de la configuration 1

2.2.3 Exemple d'une structure k -sur- n

Nous supposons que le fonctionnement optimal du système demande qu'au moins deux générateurs soient disponibles (en bon état de fonctionnement), c'est-à-dire 2 générateurs sur 4.

La fonction d'arrêt $F_i = w_i \cdot E_i = S' / n = 1/4$.

La contrainte d'arrêt du système va changer lorsque $F \geq 1/2$.

Le tableau suivant résume le fonctionnement du système avec l'ensemble des coupes minimales.

	$G_1 =$	G_2
G_1	$F = F_1 = W_1 \cdot E_1 = 1 \cdot 1/8$ $= 1/4 < 1/2 \rightarrow$ Système en bon état	$F = F_1 + F_2 + F_3 = W_1 \cdot E_1 + W_2 \cdot E_2 + W_3 \cdot E_3$ $= 1/4 + 1/4 + 1/2 = 1 \geq 1/2 \rightarrow$ Système en panne
G_1	_____	$F = F_5 = W_5 \cdot E_5$
G_2	_____	$= 1/2 \geq 1/2 \rightarrow$ Système en panne

A l'aide de ces fonctions, nous pouvons construire l'algorithme et implémenter le modèle du RdPSC obtenu couplé à la simulation Monte Carlo (Marseguerra & Zio, 1996) pour étudier le comportement du système avec les défaillances afin d'évaluer les indicateurs de performance. Pour cela, nous utilisons notre outil de simulation Monte Carlo, conçu selon l'architecture de la Figure 0.1, dans l'environnement du logiciel Scilab. Nous l'appliquons d'abord à deux structures différentes de groupe de composants du système de production d'énergie, pour la régler dans un premier temps, avant de l'appliquer ensuite à 2 différentes configurations d'exploitation partielle du système.

2.3 Simulation Monte Carlo des configurations 1 et 2 sous Scilab

2.3.1 Modélisation du système sous Scilab

Nous allons maintenant modéliser le système complet sous le logiciel Scilab suivant le principe présenté plus tôt. Pour cela, nous présentons ci-après les détails des champs renseignés suivant le modèle du paragraphe 1.2.2 de ce chapitre.

- ID_fonction : le nom du bloc ;
- structure : [Numéro du nœud entrée, Numéro du nœud sortie];
- k_n : [k n] (k composants nécessaires parmi n);
- sfonction : les n composants du bloc : [1,2,..., n] (les composants sont identifiés par leur numéro de référence ID_sfonction);
- ID_sfonction : numéro de référence du composant;
- name : nom du composant;
- reliability : la loi de fiabilité ainsi que ses paramètres;
- corrective.flag : 0 → pas de maintenance corrective ; 1 → maintenance corrective;
- corrective.time : durée de la maintenance corrective;
- corrective.costs : [Coûts fixes de maintenance corrective, Coûts variables de maintenance corrective];
- preventive.flag : 0 → pas de maintenance préventive ; 1 → maintenance préventive;
- preventive.time : durée de la maintenance préventive T_{prev} exprimé en *ut* (unité de temps est spécifié lorsque la simulation est lancée) ;
- preventive.costs = [Coûts fixes de maintenance préventive, Coûts variables de maintenance préventive];
- maintenance_efficiency : efficacité de la maintenance : 1 → comme neuf ; 0 → comme avant défaillance;
- virtual_age : âge virtuel initial;
- System : description du système sous forme matricielle.

2.3.2 Génération des données aléatoires pour la simulation “Monte Carlo”

[data] = pr_montecarlo(‘reliability model’, [p_1, p_2, \dots], N)

- Les entrées
 - ‘reliability model’:
 - ‘exponential’
 - ‘weibull’
 - ‘lognormal’

- ‘normal’
 - ‘function_sev’
 - ‘function_lev’
- les paramètres $[p_1, p_2, \dots]$:
 - modèle exponentiel : $p_1 = \lambda$
 - modèle de Weibull : $p_1 = \beta, p_2 = \eta$ et $p_3 = \gamma$
 - modèle lognormal : $p_1 = \mu$ et $p_2 = \sigma$
 - ‘normal’ : $p_1 = \mu$ et $p_2 = \sigma$
 - ‘function_sev’ : $p_1 = \mu$ et $p_2 = \sigma$
 - ‘function_lev’ : $p_1 = \mu$ et $p_2 = \sigma$
- N est le nombre de temps à générer
- Les sorties
 - *data* : vecteur colonne avec les temps générés

2.3.3 Simulation Monte Carlo sous Scilab

Scilab possède une fonction `rand()` qui produit les variables aléatoires (des données, temps de fonctionnement) sous forme de vecteurs aléatoires suivant une loi de probabilité donnée.

Nous chargeons alors un fichier “.txt” dans le module de maintenance, la simulation pour 10 itérations avec un horizon de temps de 10000. Ces deux paramètres devant être bien choisis, nous avons fixé ces valeurs pour accélérer la simulation. Idéalement, il faut que l’horizon de des simulations soit suffisant par rapport au paramètre d’échelle des distributions pour assurer la convergence). Les périodicités de maintenance sont entrées sous forme de vecteur (voir figure ci-dessous) :

Système de configuration 1

Nous avons modélisé cette configuration de système en utilisant le DBF et la matrice d’incidence. Cette méthode de codage suffit à placer des nœuds entre les blocs et à représenter la matrice de transition aléatoire. Le DBF est codé à l’aide de la matrice d’incidence suivante :

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Nous avons détaillé toutes les propriétés et les paramètres des composants dans un fichier Excel en considérant la loi de Weibull pour la fiabilité du système. C’est une loi à 3 paramètres (β, γ, η) qui permet de prendre en compte les différentes périodes d’évolution du taux de défaillance (jeunesse, maturité et vieillesse). Le codage du système a été rentré dans un fichier “.txt”. La démarche est identique à celle développée précédemment, à savoir :

Tableau 8 : Table des paramètres des éléments de la configuration 1

ID_Bloc	Structure	k_n	sBloc	Weibull β, η, γ	T _{MC}	T _{MP}	C _{MC}	C _{MP}
Bloc1	[1,2]	[1,1]	[1]	2, 1500, 0	2	10	[1000,150]	[500,100]
Bloc2	[2,3]	[1,1]	[2]	2, 1000, 0	4	10	[1000,150]	[500,100]
Bloc3	[2,3]	[1,1]	[3]	1.8, 2000, 0	10	10	[1000,150]	[500,100]

Etude par simulation “Monte Carlo”

Cette étude a été réalisée sur la base de la configuration ci-dessus avec des paramètres correspondant aux composants indiqués dans le Tableau 8. Les résultats obtenus par la simulation de Monte Carlo du système hybride montrent l'évolution en fonction du temps sur la Figure 4.14 des coûts moyens de maintenance et des disponibilités du système complet.

Les temps de défaillance ont été générés par l'algorithme de Monte Carlo pour une loi de Weibull avec les paramètres définis. Les périodes de maintenance préventive relative à la disponibilité et au coût de maintenance peuvent être observées sur les figures suivantes.

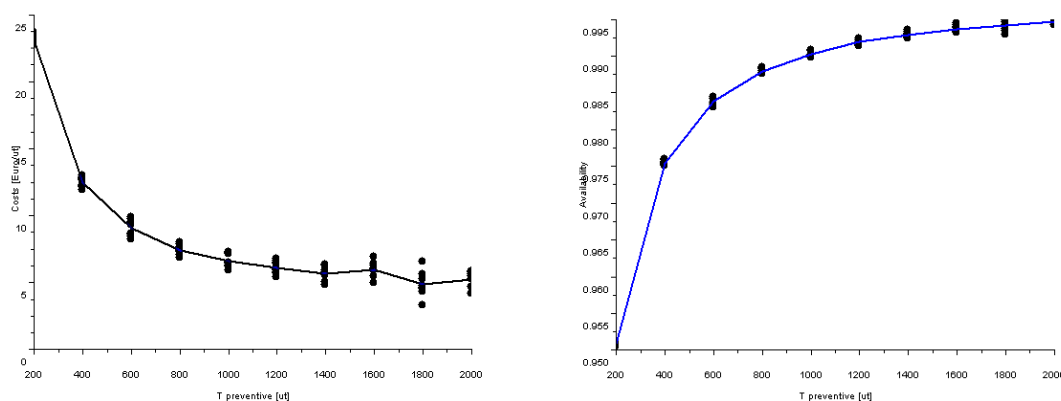


Figure 4.14. Résultats de la simulation “Monte Carlo”

Les graphes de la Figure 4.14 sont tracés à partir des points résultants des calculs sur les variables aléatoires suivant la loi de dégradation. Les simulations nous ont fourni une estimation des coûts de maintenance et des indicateurs instantanés de disponibilité du système. Ces résultats nous permettent de suivre directement l'efficacité opérationnelle de la configuration 1 du système, le vecteur des données d'horizon comprend : les temps de défaillance t (les temps censurés ne sont pas pris en compte), les vecteurs colonnes regroupant les sollicitations correspondant à chaque temps. Nous constatons sur ces courbes que le coût de maintenance préventive décroît régulièrement au cours du temps, et tend vers sa valeur asymptotique, cette évolution étant évidemment conforme à la théorie.

Système de configuration 2

Nous avons également modélisé cette configuration de système à 5 composants en utilisant le DBF et la matrice d'incidence de la structure. Après avoir placé les blocs entre les nœuds nous avons codé la structure du système et obtenu la matrice des transitions aléatoires relatif au réseau de Pétri. Le codage de la matrice d'incidence du DBF est la suivante :

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Comme dans le cas précédent, toutes les propriétés et tous les paramètres des composants sont détaillés dans un fichier en considérant la loi de Weibull pour la fiabilité des différents composants. La démarche est identique à celle développée dans le cas précédent, à savoir :

Tableau 9 : Table des paramètres des éléments de la configuration 2

ID_Bloc	Structure	k_n	sBloc	Weibull β, η, γ	T _{MC}	T _{MP}	C _{MC}	C _{MP}
Bloc1	[1,2]	[1,1]	[1]	2, 1500, 0	2	10	[1000,150]	[500,100]
Bloc2	[2,3]	[1,1]	[2]	2, 1000, 0	4	10	[1000,150]	[500,100]
Bloc3	[2,3]	[1,1]	[3]	1.8, 2000, 0	10	10	[1000,150]	[500,100]
Bloc4	[2,4]	[1,1]	[4]	1.6, 4000, 0	8	10	[1000,150]	[500,100]
Bloc5	[3,4]	[1,1]	[5]	2, 4000, 0	8	10	[1000,150]	[500,100]

Le graphe de la Figure 4.15 ci-dessous montre un exemple d'évolution des courbes de coût et de disponibilité avec la distribution des résultats de chaque point de simulation (10 par point).

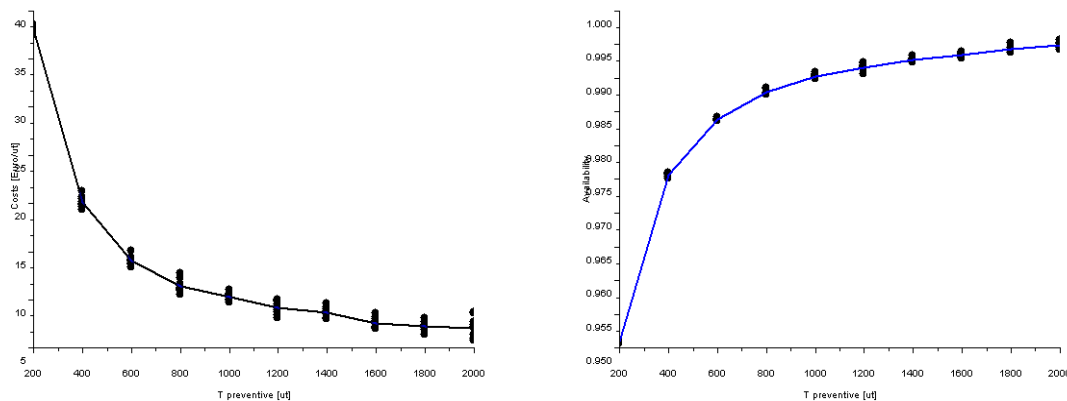


Figure 4.15. Exemple de résultats de simulation "Monte Carlo"

Nous retrouvons des résultats d'indicateurs dont les profils d'évolution sont comparables à ceux de la configuration précédente. Nous pouvons donc utiliser ces indicateurs à base de simulations Monte Carlo pour étudier les performances du système de production d'énergie considéré, soumis aux processus stochastiques de dégradation, de défaillance et de maintenance.

2.4 Etudes de l'efficacité pour l'aide à l'optimisation du PCD

Le PCD doit être adapté et optimisé en fonction de l'efficacité opérationnelle prévisionnelle suivant la configuration retenue pour l'exploitation du système. La politique de maintenance pourra donc être adaptée en conséquence. Pour cela, nous proposons différentes stratégies ou scénarii pour comparer les indicateurs d'efficacité opérationnelle des différentes configurations du système suivant les ordres de priorité des générateurs. Chaque composant est représenté par un bloc dans le DBF du système. Pour démontrer l'effectivité de cette vision de la gestion de collecte de données et son impact sur les décisions, nous considérons deux scénarii de configuration appliqués aux DBF basés sur les structures "parallèle et série" selon deux configurations.

Les scénarii consistent à considérer une surveillance et des actions accrues de maintenance d'un composant considéré par exemple comme critique en série, ou au contraire à relâcher les actions sur un composant redondant. Dans le premier cas, on peut considérer que le composant est sous attention particulière pour maintenir et ramener sa fiabilité plus près de 1, s'il est en série et d'importance élevée. Dans le second cas, on considère que le composant est secondaire et redondance mais d'importance peu élevée, ce qui dans certains cas peut conduire à relâcher les efforts de maintenance. Son indisponibilité dans le système peut être admise suivant les politiques. L'évaluation de l'impact prévisionnel de ces choix politiques sur l'efficacité opérationnelle conduit dans ces conditions, à adapter la politique de collecte de données et donc le coût du processus de collecte qui dépend des décisions d'actions de maintenance à engager (maintenance préventive en particulier). Il est donc indispensable d'étudier l'influence de ces choix (mode de gestion fonction de la configuration) sur les variables de décision, notamment sur le coût et sur la disponibilité du système, afin de juger leurs pertinences et adapter le PCD. C'est une approche discriminante, basée sur les techniques de reconstruction d'états et de génération de résidus (Clark, 1978) pour détecter et isoler de capteurs défaillants, par exemple, dans un système dynamique. Cette stratégie, connue sous le nom d'observateur dédié, consiste à reconstruire l'état d'un système en éliminant les informations données par un capteur particulier pour déterminer s'il est à l'origine des symptômes observés. Mais dans cette étude, elle vise à estimer l'impact d'un renforcement des procédures de collecte de données et d'une surveillance accrue induisant des actions de maintenance plus soutenues (réparation ou d'un remplacement préventif), afin de maintenir la fiabilité des composants plus prêt de 1. Nous étudions dans les 2 scénarii en fonction des structures d'exploitation pouvant résulter d'une politique donnée.

Scénario 1 étudié sur la configuration 1 par “ Monte Carlo” (Efforts accrus sur D)

Dans ce Scénario, les efforts de maintenance sont concentrés sur le composant D qui est critique pour la disponibilité du système. En effet, dans cette configuration, si ce composant tombe en panne, l'énergie ne sera plus disponible pour l'utilisateur.



Figure 4.16. Scénario d'efforts accrus sur le composant D.

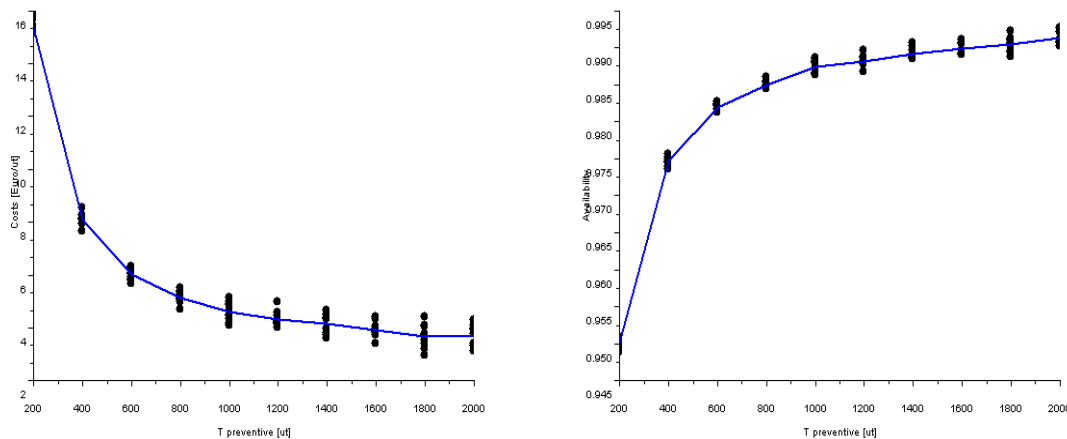


Figure 4.17. Résultats de la configuration 1 avec efforts intensifiés sur le composant D

Nous observons sur les courbes des résultats que le coût de maintenance préventive décroît régulièrement avec le temps, montrant l'influence des effets de concentration des actions préventives sur le composant D dans la configuration 1 suivant les valeurs obtenues.

Scénario 1 étudié sur la configuration 2 par “ Monte Carlo” (Efforts accrus sur D)

Dans le Scénario 1, configuration 2, les efforts de maintenance sont concentrés également sur le composant D qui est privilégié pour la disponibilité du système toujours à cause de sa criticité. En effet, on peut facilement observer l'influence des actions préventives accrues sur ce composant D. Les résultats serviront à développer une aide à la décision de maintenance, à surveiller des indicateurs d'efficacité de la maintenance et minimiser les coûts d'exploitation.



Figure 4.18. Scénario d'efforts accrus sur le composant D dans la configuration 2

Résultats de la simulation “Monte Carlo”

Nous observons sur les courbes des résultats, que le coût de maintenance préventive décroît avec le temps et que les effets des actions accrues de maintenance sur le composant D dans la configuration 2 améliorent la disponibilité de la configuration suivant les valeurs obtenues.

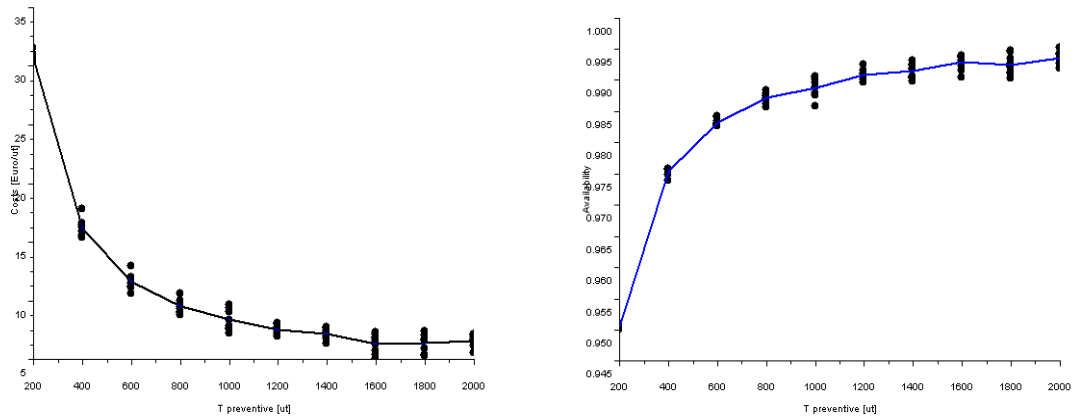


Figure 4.19. Résultats de la configuration 2 avec intensification des efforts sur le composant D

Scénario 1 étudié sur la configuration 2 par “Monte Carlo” (Effort accru sur C)

Dans le Scénario 1 sur la configuration 2 (structure ci-dessous), les efforts de maintenance sont concentrés sur le composant C qui est cette fois privilégié pour la disponibilité de cette configuration. L’amélioration de la disponibilité de ce composant au lieu du D est comparable à l’influence de D sur la disponibilité et le coût de la configuration.

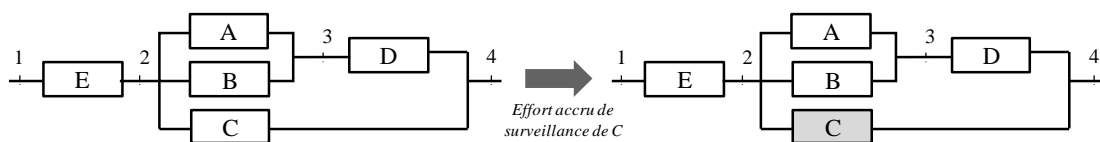


Figure 4.20. Scénario d’efforts accrus sur le composant C dans la configuration 2

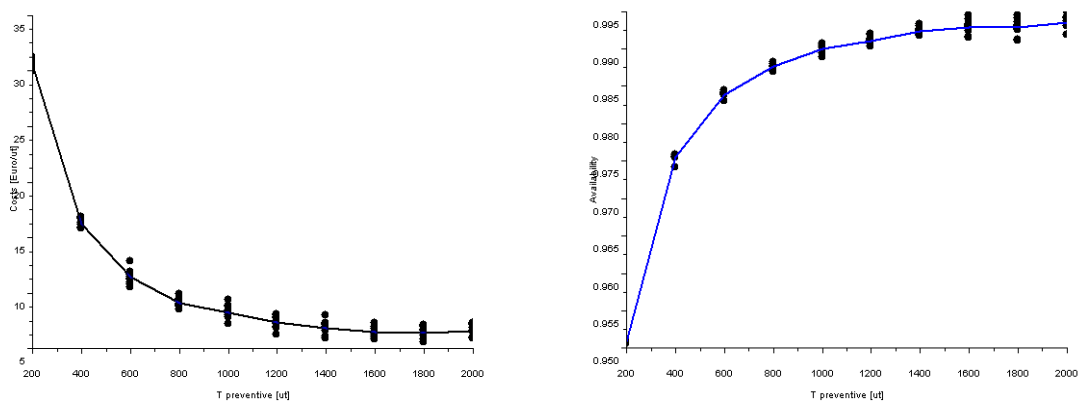


Figure 4.21. Résultats de la configuration 2 avec intensification des efforts sur le composant C

Nous observons également sur les courbes des résultats, que le coût de maintenance préventive décroît avec le temps sous les actions accrues sur le composant C dans la configuration 2.

Scénario 1 étudié sur la configuration 2 par “Monte Carlo” (Efforts relâchés sur B)

Dans le Scénario 1 de la configuration 2 (ci-dessous), les actions préventives sont maintenant concentrées sur le composant B pour la disponibilité du système. Ce composant influence également la disponibilité et le coût de maintenance de cette configuration.

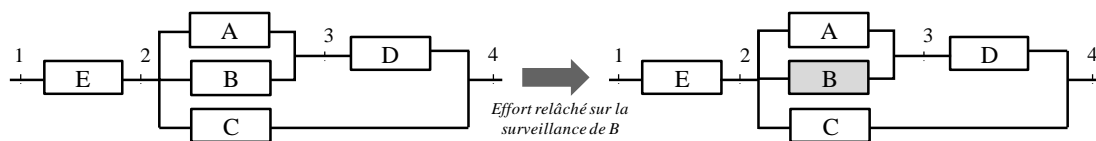


Figure 4.22. Relâchement des efforts sur le composant B dans la configuration 2

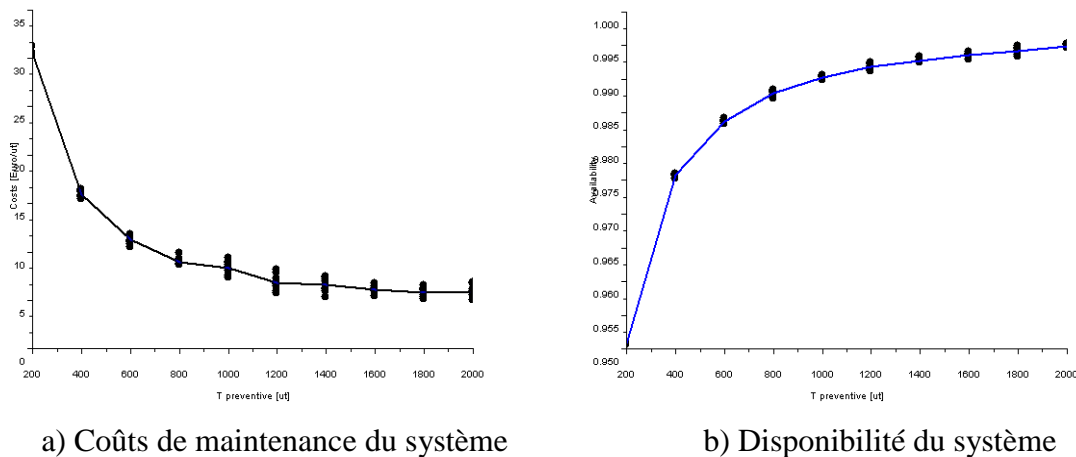


Figure 4.23. Résultats de la configuration 2 avec effort sur B relégué au second plan

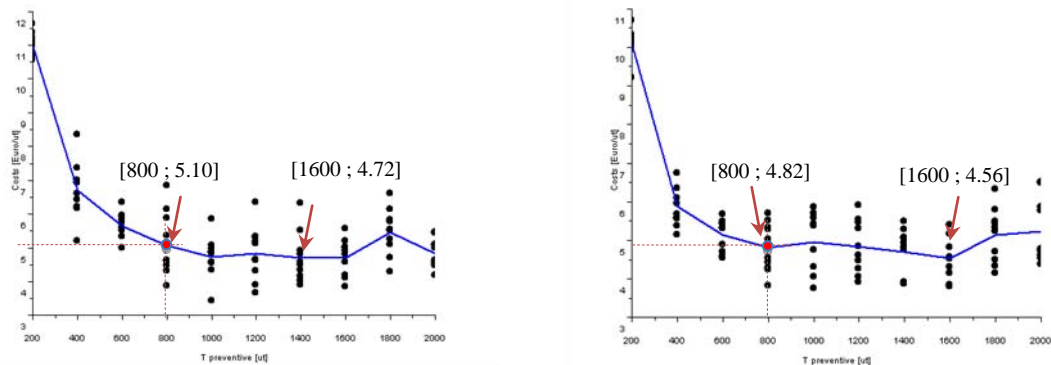
Cette fois, contrairement aux études précédentes, les efforts d’actions préventives sont relâchés sur composant B compte tenu de la redondance. Cette décision a pour conséquence l’augmentation du coût de maintenance préventive de la configuration 2.

Avec les résultats des simulations, nous pouvons adapter les paramètres du PCD selon l’approche proposée en fonction de l’efficacité opérationnelle observée dans les différentes configurations pour l’exploitation du système. Nous allons donc utiliser ce principe, pour sélectionner la meilleure stratégie à adopter suivant l’état de dégradation, en fonction des indicateurs prévisionnels de coût de maintenance et de disponibilité d’un équipement, estimés par simulation Monte Carlo, suivant les configurations 1 et 2. Cette approche nécessite d’être approfondie dans les perspectives de notre étude.

2.5 Comparaisons des résultats de la simulation “Monte Carlo”

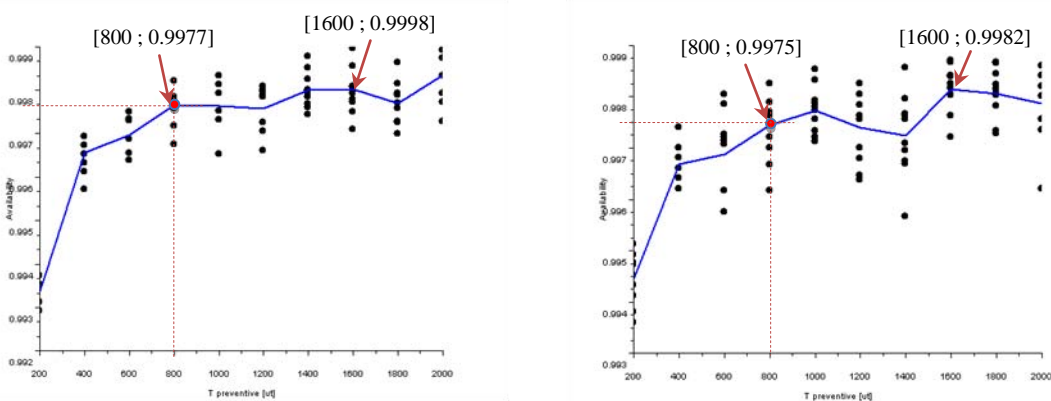
Etude des indicateurs prévisionnels d’exploitation de la source 1 seule (scénario 1)

Ci-dessous, les courbes des indicateurs prévisionnels d’exploitation du système hybride de production d’énergie multi-ressources en configuration 1 (exploitation de la source 1 seule), en adoptant le scénario 1, avec $(E_1//E_2)---E_3---E_4$. Sous ce scénario 1, la simulation de Monte Carlo sous Scilab permet d’évaluer l’efficacité opérationnelle du système et de ses sous-systèmes avec des paramètres cohérents. Dans cette expérience, la fréquence des actions préventive a été augmentée significativement. Nous remarquons qu’au temps 800ut sur l’axe des temps indiqué en rouge sur la Figure 4.24, le coût de maintenance décroît de 5,10 uc/ut à 4,82 uc/ut. Par contre, parallèlement, sur la Figure 4.25, on observe au même moment, que l’accroissement des efforts de maintenance sur les composants E_3 et E_4 dégrade la disponibilité du système de 0,9977 à 0,9975, et il en est de même au temps $t=1600 ut$ (de 0,9998 à 0,9982) avec réduction du coût. Pour la décision, on devra contre balancer le gain financier aux pertes de production ajoutés au coût de la collecte de données.



a) sans efforts accrus sur le composant (E_4) b) avec efforts accrus sur le composant (E_4)

Figure 4.24. Résultat de simulation du coût de maintenance sous scénario 1

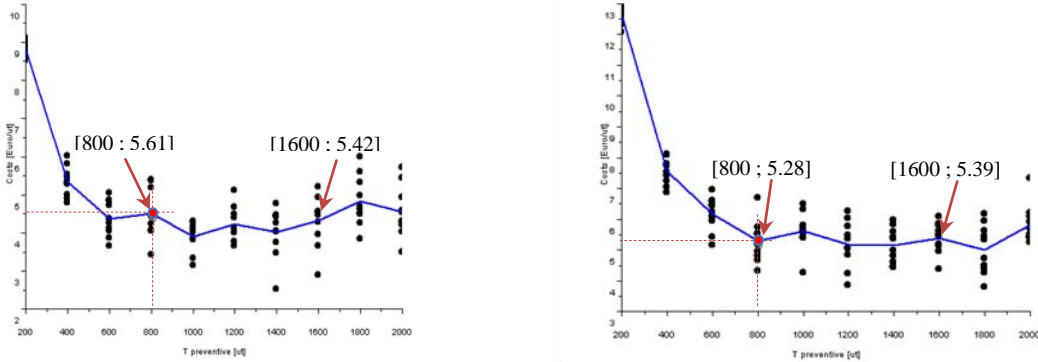


a) sans efforts accrus sur le composant (E_4) b) avec efforts accrus sur le composant (E_4)

Figure 4.25. Résultat de simulation pour la disponibilité du scénario 1

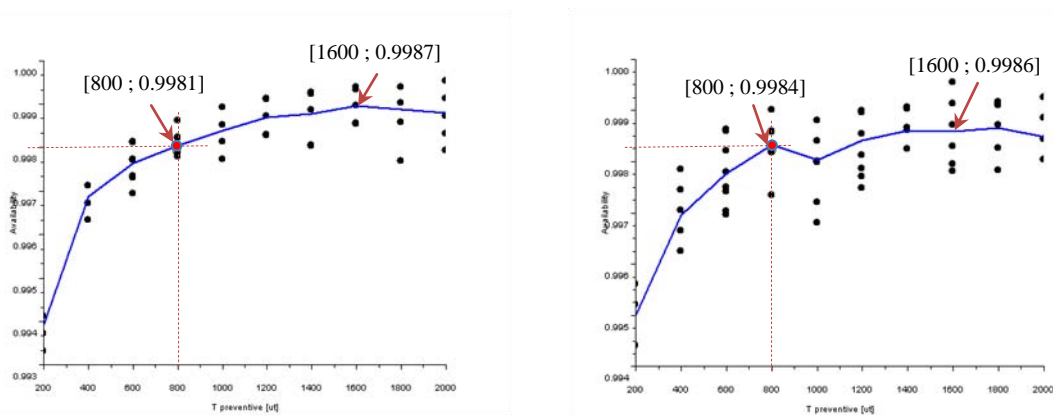
Etude des indicateurs prévisionnels d'exploitation des sources 1 et 5 (scénario 2)

Ci-dessous, les courbes des indicateurs prévisionnels d'exploitation des sources 1 et 5, sous le scénario 2, avec $([(E_1//E_2)--- E_3]//(E_5--- E_6))---(E_4)$



a) sans efforts accrus sur le composant (E_4) b) avec efforts accrus sur le composant (E_4)

Figure 4.26. Résultat en simulation du coût de maintenance du scénario 1



a) sans efforts accrus sur le composant (E_4) b) avec efforts accrus sur le composant (E_4)

Figure 4.27. Résultat en simulation pour la disponibilité sous scénario 1

Sous le scénario 1, nous avons appliqué des simulations de Monte Carlo pour évaluer l'efficacité opérationnelle du système et de ses sous-systèmes avec les paramètres cohérents. Pour cela, nous avons choisi un point indiqué en rouge sur la Figure 4.26. Nous remarquons qu'au temps 800 *ut* sur l'axe des temps de la Figure 4.26, le coût de maintenance est réduit de 5,61 *uc/ut* à 5,28 *uc/ut*, et la disponibilité est améliorée de 0,9981 à 0,9984 (Figure 4.27). Cela indique que le coût induit par une surveillance et des actions préventives accrues améliorent de l'efficacité opérationnelle globale du système et du composant E_4 (équivalent au D du scénario 1 au paragraphe 2.4 de ce Chapitre). Dans ce cas, on peut investir dans la collecte au regard des gains de productivité. Cette tendance est atténué au temps 1600 *uc/ut* pour la configuration 2, où on observe au temps 1600 *ut* sur la Figure 4.27 que les actions de

maintenance et de collecte maintiennent la disponibilité à 0,9987 alors qu’elles réduisent le coût de 5,42 *uc/ut* à 5,04 *uc/ut*, ce qui imposera une autre décision. Dans le tableau des résultats de simulation, les cellules grisées correspondent aux points indiqués sur les graphes obtenus pour les évolutions des performances de disponibilité et de coût.

Tableau 10 : Table des résultats des configurations d’exploitation 1 et 2

Estimation à 800 ut	Sans MP sur E4		Avec 2 MP sur E4		Avec 4 MP sur E4	
Performance	Disponibilité	Coût	Disponibilité	Coût	Disponibilité	Coût
Configuration 1	0,9977	5.10	0,9975	4,82	0,9977	4,65
Configuration 2	0,9981	5.61	0,9976	5,45	0,9984	4,92

Estimation à 1600 ut	Sans effort sur E4		Avec fréquence 2 MP E4		Avec fréquence 4 MP E4	
Performance	Disponibilité	Coût	Disponibilité	Coût	Disponibilité	Coût
Configuration 1	0,9998	4.72	0,9982	4,56	0,9978	4,72
Configuration 2	0,9987	5.42	0,9981	5,45	0,9987	5,04

Nous remarquons, à travers ces graphes de performances des deux structures résultant de la politique d’exploitation choisie, grâce aux résultats de simulation rassemblés dans le Tableau 10, qu’on peut distinguer les performances de disponibilité et de coût d’exploitation en fonction des efforts de maintenance consentis. Ces indicateurs aideront d’une part à choisir la maintenance la plus économique et décider d’investir ou pas dans les actions préventives, sachant que cette solution nécessite généralement d’avantage de surveillance des composants du système (inspection, acquisition de données, rapports détaillés, etc.). D’autre part, tous ces résultats de montrent les liens entre le système et ses composants en fonction des scénarii. A partir des influences identifiées entre les équipements et les différents scénarii, on peut proposer un diagnostic “virtuel” du système en fonction de la disponibilité prévisionnelle de ses composants au cours de son fonctionnement. Cela nous amènera à développer des stratégies d’aide à la décision de surveillance des indicateurs d’efficacité de la maintenance préventive pour minimiser les coûts d’exploitation.

3 Conclusion

Ce chapitre nous a permis d’appliquer notre approche d’évaluation et de suivi des indicateurs d’état de santé et d’efficacité opérationnelle à un système de production d’énergie multi-source, et d’adapter les paramètres du PCD et des décisions de maintenance. Les composants du système sont soumis à des processus de dégradation, des défaillances et des actions de maintenance préventive et corrective. Cet ensemble de processus est modélisé à l’aide des

algorithmes présentés dans les chapitres 2 et 3. Les processus stochastiques de dégradation et les défaillances des composants sont pris en compte dans les expérimentations numériques à l'aide de la simulation Monte Carlo. Nous avons programmé et implémenté notre approche dans l'environnement du logiciel Scilab¹⁵. Les expérimentations nous ont permis d'évaluer dans un premier temps les indicateurs de disponibilité et de coût de maintenance d'un système constitué de 4 composants série-parallèle-série afin de décrire le principe de programmation à l'aide du logiciel Scilab sur un système simple. Nous avons alors présenté le principe de codage du modèle du système, programmé selon notre méthode, dans l'environnement du logiciel Scilab. Dans un deuxième temps nous l'avons appliqué à un système de production d'énergie multi-source. Puis, pour exploiter les résultats et adapter le PCD, nous avons supposé que l'augmentation des efforts de maintenance sur un équipement du système conduit nécessairement à un effort accru pour sa surveillance, ce qui implique une quantité plus élevée de données collectées à cause d'une fréquence plus élevée des interventions ou inspections. Ces hypothèses sont fortement corrélées avec la configuration de fonctionnement adoptée pour l'exploitation du système, avec un impact certain sur les prévisions d'efficacité des équipements. L'exemple d'exploitation suivant différentes configurations nous a permis de montrer l'intérêt de notre approche pour les objectifs de collecte adaptative de données et de maintenance du système. Mais les résultats obtenus ne sont pas assez discriminants. Des études expérimentales plus étendues en simulation RdPSC avec un outil plus élaboré seront nécessaires. Pour étendre nos expérimentations et valider numériquement notre approche. Nous avons commencé à adapter à notre problème à l'utilisation du logiciel des RdP Snoopy, développé en bioinformatique et adapté à l'étude des systèmes biologiques complexes et à la gestion des conflits dans les RdP.

Scilab¹⁵ : C'est un logiciel de simulation de systèmes dynamiques, très utilisé en automatique et en TDS.

Conclusion et perspectives

Dans ce mémoire, nous avons tenté de contribuer à améliorer le PCD d'un équipement en vue d'assurer son efficacité opérationnelle sur ses cycles de vie. A défaut d'être exhaustive et coûteuse, la collecte des données d'un équipement doit suivre un processus itératif et adaptatif sur les cycles de vie à cause de l'évolution permanente de l'environnement, des comportements en fonction de l'âge, des conditions d'exploitation, des configurations d'exploitation, ainsi que des objectifs d'utilisation des données.

Partant du constat que la précision et la pertinence des décisions pour assurer l'efficacité opérationnelle d'un équipement dépend de la qualité et la complétude des données recueillies et disponibles sur l'équipement, nous avons choisi d'analyser et de modéliser le PCD à tous les stades de production et de transformation des flux à la source des éléments d'information ou données accessibles au sein de l'équipement.

En effet, pour atteindre nos objectifs, il est nécessaire de comprendre les données ou éléments d'information considérés, comme le produit de processus qui s'évaluent dans l'équipement. En se référant à l'ouvrage de Haken (2006) sur l'approche de la complexité des systèmes par l'information et l'auto-organisation, nous en avons déduit qu'il est indispensable de localiser les éléments d'information à leurs sources, c'est-à-dire aux lieux de transformations des flux de matière et d'énergie à l'aide d'un modèle structuro-fonctionnelle du système. Cette démarche nous a amené à introduire le concept de cartographie des données dans un équipement, qu'il convient d'explorer d'avantage dans les extensions de nos travaux. Cette démarche permet aussi d'associer aux composants identifiés aux niveaux de granularité choisis dans la décomposition structurelle de l'équipement, les données à collecter pour faciliter leurs interprétations futures. On pourra également utiliser le gain d'information comme indicateur pour sélectionner les données pertinentes par rapport aux objectifs d'utilisation.

Dans cet ordre d'idée, une donnée étant considérée comme un élément d'information dont la collecte conduit à en rassembler une certaine quantité avant d'en extraire les sens, nous nous sommes naturellement tournés vers la théorie de l'information pour élaborer notre modèle de PCD. Pour développer notre approche, nous nous sommes appuyés sur les bases théoriques de l'information au sens des travaux de Shannon (1948). Ce choix ne peut être validé, face à l'hétérogénéité des données, qu'en faisant abstraction de leur nature et en s'attachant à leur fonction en termes d'objectifs. Cet effort d'abstraction nous a amené à choisir un modèle fonctionnel des transformations successives subies par les éléments d'informations, en s'inspirant des travaux de représentation des connaissances de Reichgelt (1991).

Dans le cadre de nos travaux, nous avons supposé que les équipements considérés sont ou peuvent être instrumentés avec des dispositifs adéquats pour collecter les données. Nous avons également supposé que les lois de dégradation des composants des équipements sont connues ou obtenues à partir de méthodes adéquates d'identification de leurs paramètres, sachant que ce problème est traité dans d'autres travaux par ailleurs.

Nous avons alors proposé une démarche pour modéliser un PCD visant les objectifs suivants : 1) adapter le PCD aux exigences évolutives des données afin de maintenir l'efficacité de la base de données résultant sur les cycles de vie de l'équipement ; 2) fournir des informations pertinentes pour assurer l'efficacité opérationnelle d'un équipement complexe sur ses cycles de vie ; 3) suivre l'état de santé des composants d'un équipement complexe sur ses cycles de vie.

On remarquera que ces objectifs font partie de ceux assignés dans la gestion d'un équipement pour assurer sa durabilité. Nous avons donc proposé, dans le chapitre 1 de ce mémoire, une approche méthodologie en trois phases pour estimer l'efficacité d'un PCD. Cette démarche a été inspirée de l'approche de modélisation fonctionnelle pour la conception des systèmes complexes à l'aide de la théorie de l'information. Les trois phases comprennent la modélisation du PCD par des vues formelles, l'estimation de la quantité d'information rapportée par une donnée sur la base de la théorie de l'information et l'aide à l'évaluation de l'efficacité d'une PCD grâce à deux indicateurs : l'utilité des données collectées et la complexité du PCD. La démarche de modélisation a été appliquée à un cas d'étude pour illustrer son effectivité. Collectées de façon plus rigoureuse et systématique avec une meilleure qualité à l'état brut, les données peuvent faciliter l'extraction d'informations et de connaissances, et leur interprétation fera moins appel à des experts souvent onéreux.

Suivant notre logique, pour contribuer à développer un processus adaptative de collecte de données pour les équipements complexes, nous avons cherché à élaborer un outil de validation de l'efficacité du PCD et d'évaluation de l'adéquation entre les indicateurs d'aide aux décisions et de l'efficacité prévisionnelle des décisions à partir des données collectées. Pour cela, nous avons choisi d'utiliser les Réseaux de Petri stochastiques colorés couplés à la simulation Monte Carlo, fonction des modèles de dégradation des composants. D'abord nous avons présenté dans le chapitre 2 les principes de base des RdPSC en général, en supposant connus les modèles de dégradation des composants du système. Puis, dans le chapitre 3, nous avons proposé un algorithme de modélisation des comportements d'un équipement dont les composants sont soumis à des processus de dégradation et à des événements de défaillance rendant l'équipement indisponible pendant sa maintenance. Pour prendre en compte ces phénomènes dans l'algorithme, nous avons introduit les concepts de fonction d'arrêt, de facteur d'impact, de poids d'un élément et de contrainte d'arrêt. Cet algorithme permet d'étudier simplement les comportements des composants, d'évaluer et de suivre leur état de santé et l'efficacité prévisionnelle d'un équipement à l'aide d'indicateurs spécifiques.

Le modèle RdPSC proposé, couplé à la simulation Monte Carlo sous Scilab, a été appliqué à un système à 4 composants série-parallèle-série pour montrer le principe de programmation de l'algorithme et l'effectivité de notre approche dans un premier temps. Puis, nous l'avons appliqué à un système de production d'énergie multi-source dont les composants sont soumis à des processus stochastiques de dégradation et à des défaillances (événements aléatoires). Le système traité peut être soumis à des sollicitations variables, ou affecté par des conditions variables de fonctionnement. Grâce à ce modèle et à notre algorithme, nous pouvons étudier en simulation les effets de différentes stratégies de maintenance en vue d'évaluer les indicateurs souhaités, à l'aide d'un logiciel qui sera développé.

Nous avons montré dans ce mémoire, la possibilité d'utiliser ce modèle relativement simple d'évaluation de l'état de santé et de l'efficacité opérationnelle d'un système multi-composant, grâce aux RdPSC et à la simulation Monte Carlo. Cette approche permet, non seulement de suivre les indicateurs d'état de santé et d'efficacité des composants d'un équipement complexe à tous les niveaux de granularité, mais aussi d'aider à choisir une politique économique de maintenance basée sur la collecte de données.

3.1 Perspectives

Nous n'avons malheureusement pas pu mener à bout tous les développements envisagés pour valider notre approche. Cette validation aurait nécessité un cas réel d'étude en partenariat avec un industriel, ce à quoi nous allons nous consacrer dans la suite de ce mémoire. Dans la perspective de cette collaboration, nous envisageons dans une première phase :

- d'élaborer un modèle reliant l'état de santé et l'efficacité opérationnelle,
- d'élaborer un modèle reliant la qualité de données et les indicateurs d'aide à la décision pour étudier les problèmes de propagation d'incertitudes,
- développer un processus adaptatif de collecte permettant de réduire les incertitudes, d'assurer la convergence entre les efficacités opérationnelle et prévisionnelle, et d'assurer la convergence entre les états réel et prévisionnel de santé.

Dans une deuxième phase, nous proposons d'étudier les phénomènes de propagation d'erreurs à travers les niveaux où sont évalués les indicateurs d'efficacité opérationnelle dans la structure hiérarchique de l'équipement, avec des modèles quantitatifs et voire semi-quantitatifs.

Nous pourrions également développer un indicateur de gain d'information (Haken 2006), pondéré par le coût associé de collecte, grâce à la théorie de l'information et aux modèles analytiques de réconciliation de données, pour optimiser le PCD. Par exemple, le problème de collecte de données d'aide à la décision concerne entre autres l'absence de données sur le coût des décisions qui en dépendraient et donc sur le coût de toute erreur de collecte. Dans notre cas, ce coût peut être lié à une mauvaise décision concernant la maintenance : non maintenance, maintenance préventive imparfaite, remplacement erroné, non remplacement, etc. L'impact d'une erreur dans la donnée collectée (de l'écart jusqu'à l'absence) induit des risques de première espèce (fausse détection) ou de deuxième espèce (non détection) au sens des probabilités et tests statistiques. En vue de développer un processus de collecte robuste nous suggérons, pour des travaux futurs, sur la base de résultats d'analyse des flux de matière et d'énergie, de calculer l'impact des données erronées relativement aux valeurs vraies à l'aide d'une fonction coût. Ce coût dépendrait des coûts d'actions de maintenance induits par les pertes de production, les opérations de maintenance et de remplacement prématuré ou non remplacement, ainsi qu'à l'amortissement des procédures et instruments de mesures.

Nous considérons donc parmi les travaux possibles le développement d'un modèle d'aide à la décision, basé sur la recherche opérationnelle, pour optimiser le PCD, minimisant par exemple une fonction coût objectif de collecte (Pavlović et al. 2009). Cette fonction doit inclure les coûts des décisions de diagnostic et de maintenance. La fonction pourra, par exemple, être

minimisée sous les contraintes de complétude des données et/ou de gain d'information. On pourra également chercher à minimiser les erreurs matérielles et humaines de collecte. Ces problèmes peuvent être abordés conjointement avec ceux de la gestion et la propagation des incertitudes pour améliorer la robustesse des décisions de maintenance et minimiser les risques de défaillance. Enfin, l'intégration de notre modèle, selon l'architecture de la figure ci-avant, dans le logiciel Open Source Snoopy ou CPN-tools, nous permettra de mener des expérimentations plus poussées pour valider l'approche proposée.

Références

Abdallah, B., 1990. *Contribution à l'étude de fiabilité des composants: développement d'un générateur de bases de données de fiabilité et maintenabilité opérationnelles*, Thèse de l'Université de Technologie de Compiègne, France.

Adjallah, K., 2009. Requirements and issues of Data and Information for the Decision Support in Industrial Asset Management. Keynote, Proc. Int. Conf. Computer in Industry Engineering, Troyes, France, July 6-8, 2009.

Adjallah, K. & Touzanne, F., 1999. Reliability databases and quality requirements. In: S. S. N. D. N. V. Collection ESReDA, ed. *Handbook on Quality of Reliability Data*. Collection ESReDA ed. Norway N-1322 Hovik: Det Norske Veritas, N-1322 Hovik, pp. 18-37.

Amann, K., 2002. Product lifecycle management: Empowering the future of business. CIM Data, Inc.

Ameri, F. & Dutta, D., 2004. Product lifecycle management needs, concepts and components. *Product Lifecycle Management Development Consortium*.

Amoussou G. A., Vicarini M., Rohmer S & Barros L.. Application of TROPOS functional model to a maintenance system of a nuclear Plant. Proc. 5th IFMAA Int. Workshop on Functional Modeling of Complex Technical Systems, Paris, July, 1997.

Anke, J., Muller, J., Spiess, P. & Chaves, L., 2006. *A service-oriented middleware for integration and management of heterogeneous smart items environments*. Proc. 4th MiNEMA workshop, pp. 7-11.

Aupied, J., 1994. *Retour d'expérience appliqué à la sûreté de fonctionnement des matériels en exploitation*. Éd. Eyrolles, EDF Collection : Direction des études et recherches d'Electricité de France, EDF.

Barlow, R., Fussell, J. & Singpurwalla, N., 1975. *Reliability and fault tree analysis*. s.l.:Siam Philadelphia, PA.

Barnett, V. & Lewis, T., 1995. *Outliers in statistical data*. John Wiley & Sons, Chichester.

Bars, M. L. & Grusse, P. L., 2008. Use of a decision support system and a simulation game to help collective decision-making in water management. *Computers and electronics in agriculture*, 62(2), pp. 182-189.

Basile, O. & Dehombreux, P., 2006. *Molisation de la fiabilité d'un système soumis à des sollicitations variables reliability model for a system subject to variable constraints*. [Online] Available at: <http://www.geniemeca.fpms.ac.be/>

Bel, G. & Dubois, D., 1985. Modélisation et simulation de systèmes automatisés de production. *Automatique-productique informatique industrielle*, 19(1), pp. 3-43.

Ben-Arieh, D., Kumar, R. R. & Tiwari, M., 2004. Analysis of assembly operations difficulty using enhanced expert high-level colored fuzzy Petri net model. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 20(5), pp. 385-403.

Ben Hmida F., Khémiri K., Ragot J., Gossa M., 2012, Three-stage Kalman filter for state and fault estimation of linear stochastic systems with unknown inputs, *Journal of the Franklin Institute*, 349(7), pp. 2369-2388.

Berenguer, C., Chu, C. & Grall, A., 1997. Inspection and maintenance planning: An application of semi-Markov decision processes. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 8(5), pp. 467-476.

Birnbaum, Z.W., (1968). On the importance of different components in a multi-component system. University of Washington, Laboratory of Statistical Research, Tech. Report 54.

Bouissou, M., 2000. Deux methodes originales pour calculer les indicateurs l'efficacité opérationnelle d'un système possédant des états de fonctionnement dégradé.

Brandt, C., 1998. *Quantification de la probabilité de défaillance dangereuse d'un système électronique par graphe de Markov*. s.l.:DEA ATNS, Rapport de synthèse.

- Brauer, W., Reisig, W. & Rozenberg, G., 1986. *Proceedings of an Advanced Course on Petri Nets: Central Models and Their Properties, Advances in Petri Nets 1986-Part I*. Springer-Verlag.
- Briloin, L. La science et la théorie de l'information. Ed. Jacques Gabay, 1988.
- Cao, H., 2005. Design of a Web-based Decision Support System for End-of-Life Vehicles.
- Castaneda, G. P., Aubry, J., Brinzei, N. & others, 2007. Modélisation et simulation d'un système dynamique hybride pour calculer sa fiabilité en utilisant le toolbox Scicos de Scilab.
- Castanier, B., Berenguer, C. & Grall, A., 2003. A sequential condition-based repair/replacement policy with non-periodic inspections for a system subject to continuous wear. *Applied stochastic models in business and industry*, 19(4), pp. 327-347.
- CEI/IEC, 1993. *Gestion de la sûreté de fonctionnement, partie 3: guide d'application, section 2 : recueil de données de sûreté de fonctionnement dans des conditions d'exploitation*, s.l.: s.n.
- Chen, D. & Trivedi, K., 2005. Optimization for condition-based maintenance with semi-Markov decision process. *Reliability Engineering \& System Safety*, 90(1), pp. 25-29.
- Chew, S., Dunnett, S. & Andrews, J., 2008. Phased mission modelling of systems with maintenance-free operating periods using simulated Petri nets. *Reliability Engineering \& System Safety*, 93(7), pp. 980-994.
- Chiang, J. & Yuan, J., 2001. Optimal maintenance policy for a Markovian system under periodic inspection. *Reliability Engineering \& System Safety*, 71(2), pp. 165-172.
- Cho, D. & Parlar, M., 1991. A survey of maintenance models for multi-unit systems. *European Journal of Operational Research*, 51(1), pp. 1-23.
- Choi, H., Kulkarni, V. & Trivedi, K., 1994. Markov regenerative stochastic Petri nets. *Performance Evaluation*, 20(1-3), pp. 337-357.
- Clark, R. N., 1978. A simplified instrument detection scheme. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 14((456-465)), p. 558-563.

- Colombo, A., Carelli, R. & Kuchen, B., 1997. A temporised Petri net approach for design, modelling and analysis of flexible production systems. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 13(3), pp. 214-226.
- Connolly, T. M. Database systems: a practical approach to design, implementation, and management. Pearson Education, 2005.
- Cooke, R., 1996. The design of reliability databases, Part I : a review of standard design concepts. *Reliability Engineering and System Safety*, Volume 51, pp. 137-146.
- Cover, T. M. & J. A. Thomas. Elements of information theory. Wiley, New York, 1991.
- Cox, D., 1972. Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, pp. 187-220.
- Dalang, R. & Conus, D., 2008. *Introduction à la théorie des probabilités*. Presses Polytechniques et Universitaires Romandes.
- Danesi, F., Gardan, N., Gardan, Y. & Reimeringer, M., 2008. P4LM: A methodology for product lifecycle management. *Computers in Industry*, 59(2-3), pp. 304-317.
- Dekker, R., 1996. Applications of maintenance optimization models: a review and analysis. *Reliability Engineering & System Safety*, 51(3), pp. 229-240.
- Deloux, E., Castanier, B. & Bérenguer, C., 2009. Predictive maintenance policy for a gradually deteriorating system subject to stress. *Reliability Engineering & System Safety*, 94(2), pp. 418-431.
- Distefano, S. & Xing, L., 2006. *A new approach to modeling the system reliability: dynamic reliability block diagrams*. IEEE Proc. Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS'06), Newport Beach, California, USA, Jan. 23-26, pp. 189-195.
- D'Souza, K. & Khator, S., 1994. A survey of Petri net applications in modeling controls for automated manufacturing systems. *Computers in industry*, 24(1), pp. 5-16.
- Drago J.P., Borkowski R.J., Pike D.H., Goldberg F.F., 1982. In-plant reliability data base for nuclear power plant components: data collection and methodology report. Technical Report, NUREG/CR-2641; ORNL/TM-8271, Oak Ridge National Laboratory, TN, USA.

Erbe H., Morel G., Lee J., Iung B., Léger J. B., Seliger G., & Berger U., 2005. *Infotronic technologies for E-maintenance regarding the cost aspects*. 16th IFAC World Congress, Prague, Czech Republic, July 4-8, 16(1), pp. 1383-1383.

Faisan, S., Thoraval, L. & Armspach, J., 2003. *Modèles semi-markoviens cachés de séquences d'événements: Application en cartographie IRM fonctionnelle cérébrale*. Proc. 19^e Colloque sur le traitement du signal et des images, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images (GRETSI).

Francken J., Maquin D., Ragot J., Bèle B., 2009, Robust Data Reconciliation to Determine Basic Oxygen Furnace Set-points, IFAC Workshop on Automation in Mining, Mineral and Metal Industry (MMM'2009), Vina del Mar, Chile Oct. 14-16.

Francken J., Maquin D., Ragot J., & Bèle B., 2009, Simultaneous data reconciliation and parameter estimation: application to a basic oxygen furnace. Proc. 2nd IFAC Int. Conf. on Intelligent Control Systems and Signal Processing (ICONS'2009), Istanbul, Turkey, Sep. 21-23.

Gallager, R. G. Information theory and reliable communication. Wiley, New York, 1968.

Grall, A., Berenguer, C. & Dieulle, L., 2002. A condition-based maintenance policy for stochastically deteriorating systems. *Reliability Engineering & System Safety*, 76(2), pp. 167-180.

Haas P.J. (2002), Book: Stochastic petri nets: Modelling, stability, simulation, *Springer*.

Haken, H., (2006). Information and self-organization a macroscopic approach to complex systems. Springer Series in Synergetics, 3rd Enlarged ed., Springer Berlin Heidelberg.

Hameed Z., Vatn J., Heggset J., 2011. Challenges in the reliability and maintainability data collection for offshore wind turbines. *Renewable Energy*, 36(8), pp. 2154-2165.

Hodkiewicz, M., Kelly, P., Sikorska, J. & Gouws, L., 2006. A Framework to assess data quality for reliability variables. World Congress on *Engineering Asset Management* (WCEAM'2006), pp. 137-147.

Huang, J., Zuo, M. & Wu, Y., 2000. Generalized multi-state k-out-of-n: G systems. *Reliability, IEEE Transactions on*, 49(1), pp. 105-111.

- Iung, B., 2003. From remote maintenance to MAS-based e-maintenance of an industrial process. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 14(1), pp. 59-82.
- Jacod, J., 1971. Théorème de renouvellement et classification pour les chaînes semi-Markoviennes. *Ann. Inst. H. Poincaré*, 7(2), pp. 83-129.
- Janssen, J., 1964. Processus de renouvellements Markoviens et processus semi-Markoviens. *Cahiers du CERO*, Issue Part 1, pp. 81-105.
- Jeng, M. D. & DiCesare, F., 1993. A review of synthesis techniques for Petri nets with applications to automated manufacturing systems. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 23(1), pp. 301-312.
- Jiang, Z., Zuo, M., Fung, R. & Tu, P., 2001. Colored Petri Nets with changeable structures (CPN-CS) and their applications in modeling one-of-a-kind production (OKP) systems. *Computers & industrial engineering*, 41(3), pp. 279-308.
- Jun, H., Kiritsis, D. & Xirouchakis, P., 2007. Research issues on closed-loop PLM. *Computers in industry*, 58(8-9), pp. 855-868.
- Jun H.B., Shin J.H., Kim Y.S., Kiritsis D. & Xirouchakis P., 2009. A framework for RFID applications in product lifecycle management. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 22(7), pp. 595-615.
- Jun, H., Shin, J., Kiritsis, D. & Xirouchakis, P., 2007. System architecture for closed-loop PLM. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 20(7), pp. 684-698.
- Kalman R.E., 1960, A new approach to linear filtering and prediction problems. *ASME Transactions*, 82D(1), pp. 35-45.
- Kamath, M. & Viswanadham, N., 1986. *Applications of Petri net based models in the modelling and analysis of flexible manufacturing systems*. Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, San Francisco, California, USA, April 7-10, Vol. 3, pp. 312-317.
- Kapoor, K. Dharwada, P., Iyengar, N., Greenstein, J. S., & Gramopadhye, A. K., 2004. A Strategy for the Development of a Web-Based Tool to Reduce Aviation Maintenance Errors. Proc. Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting, New Orleans, Louisiana, USA, September 20-24, 48, pp. 199-202.

Khansa, W. & Foulloy, L., 1997. *Réseaux de Petri p-Temporels Contribution à l'Etude des Systèmes à Evenements Discrets*. Thèse de Doctorat, Université de Chambry, France.

Kimmich F., Schwarte A., Isermann R., 2005, Fault detection for modern Diesel engines using signal and process model-based methods, *Control Engineering Practice*, 13, 189-203.

Kiritsis, D., 2007. PLM and product embedded information devices. 8th IFAC Int. Workshop on Intelligent Manufacturing Systems, 8(1), pp. 8-23.

Kiritsis, D., Bufardi, A. & Xirouchakis, P., 2003. Research issues on product lifecycle management and information tracking using smart embedded systems. *Advanced Engineering Informatics*, 17(3), pp. 189-202.

Kleiner, Y. & Rajani, B., 2001. Comprehensive review of structural deterioration of water mains: statistical models. *Urban water*, 3(3), pp. 131-150.

Labeau, P., 1996. A Monte Carlo estimation of the marginal distributions in a problem of probabilistic dynamics. *Reliability Engineering & System Safety*, 52(1), pp. 65-75.

Lam, C. & Yeh, R., 1994. Optimal maintenance-policies for deteriorating systems under various maintenance strategies. *Reliability, IEEE Transactions on*, 43(3), pp. 423-430.

Lannoy, A. & Procaccia, H., 2001. *L'utilisation du jugement d'expert en sûreté de fonctionnement*. Ed. Lavoisier, Collection Technique & Documentation, Paris.

Lin S., Gao J., Koronios A., Chanana V, 2007. Developing a data quality framework for asset management in engineering organisations. *Int. Journal on Information Quality*, 1(1), pp. 100-126.

Lindhe, A., Rosen, L., Norberg, T. & Bergstedt, O., 2009. Fault tree analysis for integrated and probabilistic risk analysis of drinking water systems. *Water Research*, 43(6), pp. 1641-1653.

Li, W., 2004. Evaluating mean life of power system equipment with limited end-of-life failure data. *IEEE Transactions on Power Systems*, , 19(1), pp. 236-242.

- Li, W., Choudhury, P. & Gurney, J., 2008. Evaluating capacity probability distributions of aged power equipment: Method and example. *IEEE Proc. on Electric Power Conference, (EPEC'2008)*, Oct. 6-7, Vancouver, BC, Canada, pp. 1-7.
- Li, W. & Zuo, M., 2008. Reliability evaluation of multi-state weighted k-out-of-n systems. *Reliability Engineering & System Safety*, 93(1), pp. 160-167.
- Li, Y. & Nilkitsaranont, P., 2009. Gas turbine performance prognostic for condition-based maintenance. *Applied Energy*, 86(10), pp. 2152-2161.
- Liu, D., Wang, J., Chan, S. C., Sun, J., & Zhang, L., 2002. Modeling workflow processes with colored Petri nets. *Computers in Industry*, 49(3), pp. 267-281.
- Luenberger, D.G., 1966. Observers for multivariable systems, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 11(2), pp. 190-197.
- Lyonnet, P., 1993. *Optimisation d'une politique de maintenance*. Ed. Lavoisier, Collection Technique & Documentation, Paris.
- Lyonnet, P., 2006. *Ingénierie de la fiabilité*. Ed. Lavoisier, Collection Technique & Documentation, Paris.
- Magee, C.L. & de Weck O., 2004. *Complex System Classification*. International Council On Systems Engineering.
- Magni, J.-F. & Mouyon, P., 1994. On residual generation by observer and parity space approaches, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 39(2), pp.441-447.
- Malhotra, M. & Trivedi, K., 1995. Dependability modeling using Petri-nets. *IEEE Transactions on Reliability*, 44(3), pp. 428-40.
- Marsan, M., 1990. Stochastic petri nets: an elementary introduction. *Advances in Petri Nets 1989*, pp. 1-29.
- Marsan, M. & Chiola, G., 1987. On Petri nets with deterministic and exponentially distributed firing times. *Advances in Petri Nets 1987*, pp. 132-145.
- Marseguerra, M. & Zio, E., 1996. Monte Carlo approach to PSA for dynamic process systems. *Reliability Engineering & System Safety*, 52(3), pp. 227-241.

- Marseguerra, M., Zio, E. & Podofillini, L., 2002. Condition-based maintenance optimization by means of genetic algorithms and Monte Carlo simulation. *Reliability Engineering & System Safety*, 77(2), pp. 151-165.
- Martínez-Maradiaga D., Bruno J. C., & Coronas A., 2013, Steady-state data reconciliation for absorption refrigeration systems, *Applied Thermal Engineering*, 51, 1170-1180.
- Mathur, A., 2002. Data mining of aviation data for advancing health management. Proc. AeroSense 2002, *Component and systems diagnostics, prognostics, and health management II*, Orlando, FL, USA, April 01, SPIE, 4733, pp. 61-71.
- Meoa, F. & Panarese, D., 2007. *Product lifecycle management and information tracking using smart embedded systems applied to machine tools*. in D.T. Pham, E.E. Eldukhri and A.J. Soroka (Eds.): Proc. of 2nd I*PROMS Virtual International Conference on Intelligent Production Machines and Systems, Elsevier, July 3–14.
- Ming, X. & Lu, W., 2003. A framework of implementation of collaborative product service in virtual enterprise. <http://dspace.mit.edu/>.
- Moncelet, G., 1998. *Application des Réseaux de Petri à l'évaluation de la sûreté de fonctionnement des systèmes mécatroniques du monde automobile*, Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse, 9 octobre.
- Murata, T., 1989. Petri nets: Properties, analysis and applications. *Proceedings of the IEEE*, 77(4), pp. 541-580.
- Narasimhan, S. & Jordache C., 1999. Data reconciliation and gross error detection: An intelligent use of process data. Gulf Professional Publishing.
- Narasimhan, S., & Narasimhan, S., 2012, Data reconciliation using uncertain models. *Int. Journal of Advances in Engineering Sciences and Applied Mathematics*, 4(1-2), 3-9.
- NIST, 1993. *Announcing the standard for integration definition for function modeling (IDEF0)*. National Institute of Standards and Technology, Federal Information Processing Standards Publications (FIPS PUBS).
- Neau, E., 2003. *La méthode IDEF0*. <http://erwan.neau.free.fr/Toolbox/> [Accessed mai 2012].

- Nikukar, J., Ala, I. & Iran, I., 2010. *Modeling of wind farm in reliability study by means of Monte Carlo simulation*. WSEAS selected topics in mathematical methods and computational techniques in electrical engineering, pp. 140-144.
- Park, A. & Lee, S., 2009. Fault tree analysis on handwashing for hygiene management. *Food Control*, 20(3), pp. 223-229.
- Patton, R. J., Chen, J., 1991. A parity space approach to robust fault detection using eigenstructure assignment. European Control Conference ECC'91, vol. 1, pp. 1419-1424, Grenoble, France.
- Pavlović I., Kern T., Miklavčič D., 2009, Comparison of paper-based and electronic data collection process in clinical trials: Costs simulation study, *Contemporary Clinical Trials*, 30, pp. 300–316.
- Perilhon, P., 2003. Présentation de la méthode MOSAR. *Techniques de l'ingénieur, Sécurité et gestion des risques*, pp. SE4060-1.
- Peterson, J., 1981. Petri net theory and the modeling of systems.. *Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, NJ 07632*, 290.
- Pham, D., Eldukhri, E. & Soroka, A., 2007. *Intelligent production machines and systems: 2nd I*PROMS Virtual Int. Conf.*, July 3-14, Elsevier Science.
- Procaccia, H., 1995. *Guidebook on the Effective Use of Safety and Reliability Data*. Société Française d'études et Réalisations (SFER).
- Durga Rao, K., Gopika, V., Sanyasi Rao, V. V. S., Kushwaha, H. S., Verma, A. K., & Srividya, A., 2009. Dynamic fault tree analysis using Monte Carlo simulation in probabilistic safety assessment. *Reliability Engineering & System Safety*, 94(4), pp. 872-883.
- Rausand, M. & Utne, I., 2009. Product safety-principles and practices in a life cycle perspective. *Safety Science*, 47(7), pp. 939-947.
- Reichgelt, H. Knowledge representation: an AI perspective. Nordwood, N.J. Ablex Pub. Corp., 1991.

- Reisig, W., 1985. *Petri nets: an introduction, volume 4 of EATCS monographs on theoretical computer science*. s.l.:Springer-Verlag.
- Ridoux, M., 1999. *AMDEC – Moyens*. Ed. Techniques Ingénieur, Enjeux techniques de la maintenance.
- Sarabia, D., de Prada, C., Gómez, E., Gutierrez, G., Cristea, S., Sola, J. M., & Gonzalez, R., 2012, Data reconciliation and optimal management of hydrogen networks in a petrol refinery. *Control Engineering Practice*, 20(4), 343–354.
- Shah, B., 1993. *Analytic solution of stochastic activity networks with exponential and deterministic activities*. MSc. Thesis, Electrical Engineering, University of Arizona, USA.
- Shannon C, (1948), The mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, vol. 27, pp. 379-423, 623-656.
- Shannon, C. E. & W. Wear, 1949. *The mathematical theory of communication*. University of Illinois Press.
- Silva, M. & Valette, R., 1990. Petri nets and flexible manufacturing. *Advances in Petri nets 1989*, pp. 374-417.
- Simeu-Abazi, Z. & Sassine, C., 1999. Maintenance integration in manufacturing systems by using stochastic Petri nets. *International journal of production research*, 37(17), pp. 3927-3940.
- Stahle, L. & Wold, S., 1989. Analysis of variance (ANOVA). *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 6(4), pp. 259-272.
- Sudarsan, R., Fenves, S., Sriram, R. & Wang, F., 2005. A product information modeling framework for product lifecycle management. *Computer-Aided Design*, 37(13), pp. 1399-1411.
- Sun, Y., Ma, L. & Mathew, J., 2007. *Prediction of system reliability for multiple component repairs*. IEEE Int. Conf. on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM'2007), Singapore, Dec. 2-5, pp. 1186-1190.
- Sun, Y., Ma, L. & Morris, J., 2009. A practical approach for reliability prediction of pipeline systems. *European Journal of Operational Research*, 198(1), pp. 210-214.

Swanson, L., 2001. Linking maintenance strategies to performance. *International Journal of Production Economics*, 70(3), pp. 237-244.

Symons, F., 1980. Introduction to numerical Petri nets, a general graphical model of concurrent processing systems. *Australian Telecommunications Research*, 14(1), pp. 28-33.

Symons, F., 1980. The description and definition of queueing systems by numerical Petri nets. *Australian Telecommunication Research*, Volume 13, pp. 20-31.

Taku M., Takaichi S., Yasunori O., Yukio O. & Tadashi T., 2002, Development of Vehicle Health Monitoring System (VHMS/WebCARE) for Large-Sized Construction Machine
Komatsu Technical Report, 48(150), pp. 15-21.

Tian, Z., Zuo, M. & Yam, R., 2008. Multi-state k-out-of-n systems and their performance evaluation. *IIE Transactions*, 41(1), pp. 32-44.

Un, S. & D'invalidité, P., 1965. Processus de renouvellements markoviens et processus semi-markoviens. *Cahiers du Centre d'études de recherche opérationnelle*, Volume 7, p. 126.

Vasebi, A., Poulin, É., & Hodouin, D., 2012, Dynamic data reconciliation in mineral and metallurgical plants. *Annual Reviews in Control*, 36(2), 235–243.

Vawdrey D.K., Gardner R.M., Evans R.S., Orme J.F., Clemmer T.P., Greenway L., Drews F.A., 2007, Assessing data quality in manual entry of ventilator settings, *Journal of the American Medical Informatics Association*, 14(3), pp. 295-303.

Venkatasubramanian, V., 2005. Prognostic and diagnostic monitoring of complex systems for product lifecycle management: Challenges and opportunities. *Computers & chemical engineering*, 29(6), pp. 1253-1263.

Verdel, T., 2000. Méthodologies d'évaluation globale des risques : Applications potentielles au Génie Civil. Act. Colloque Risque et Génie Civil, 8-9 nov., Paris, UNESCO, pp. 23-38.

Vidal, S. & Petitot, M., 2010. Réseaux de Pétri stochastiques.

Villemeur, A., Caseau, P. & d'Harcourt, A., 1988. *Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels: fiabilité. Facteurs humains. Informatisation*. Ed. Eyrolles, Collection Direction des études et recherches d'Électricité de France, 67.

- Volkanovski, A., Cepin, M. & Mavko, B., 2009. Application of the fault tree analysis for assessment of power system reliability. *Reliability Engineering & System Safety*, 94(6), pp. 1116-1127.
- Volovoi, V., 2004. Modeling of system reliability Petri nets with aging tokens. *Reliability Engineering & System Safety*, 84(2), pp. 149-161.
- Wang, H., 2002. A survey of maintenance policies of deteriorating systems. *European Journal of Operational Research*, 139(3), pp. 469-489.
- Wang, Z. & Adjallah, K., 2010. Lifecycle data collection process issues and modeling for equipment's health monitoring. IEEE Int. Conf. on Electrical and Control Engineering (ICECE), June 25-27, Wuhan, China, pp. 5814-5817.
- Wang, Z. & Adjallah KH., 2010. Data and Information Collection Process Modeling for Product Lifecycle and Health Management. *PLM'10 (International Conference on Product Lifecycle Management)*, 12-14 July, p. 555-566.
- Yalaoui, A., 2004. *Allocation de fiabilité et de redondance dans les systèmes parallèle-série et série-parallèle*, Thèse de l'Université de Technologie de Troyes, France.
- Ycart, B., 2002. *Modeles et algorithmes markoviens*. Springer Verlag, Collection: Mathématiques et Applications, 39.
- Yu P., de Courten M., Pan E., Galea G., Pryor J., 2009, The development and evaluation of a PDA-based method for public health surveillance data collection in developing countries, *International journal of medical informatics*, 78(8), 532-542.
- Yuan, J. & Dong, Z., 1996. *A new approach to modeling of ATM networks*. IEEE Proc. Bringing Together Education, Science and Technology (Southeastcon'96), Tampa, FL, USA, April 11-14, pp. 336-343.
- Zhang, W., 1989. Representation of assembly and automatic robot planning by Petri net. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 19(2), pp. 418-422.
- Zha, X., Lim, S. & Fok, S., 1998. Integrated knowledge-based Petri net intelligent flexible assembly planning. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 9(3), pp. 235-250.

Zhou, X., Xi, L. & Lee, J., 2007. Reliability-centered predictive maintenance scheduling for a continuously monitored system subject to degradation. *Reliability Engineering & System Safety*, 92(4), pp. 530-534.

Zille, V., 2009. *Modélisation et évaluation des stratégies de maintenance complexes sur des systèmes multi-composant*, Thèse de l'Université de Technologie de Troyes, France.

Zuo, M. & Tian, Z., 2006. Performance evaluation of generalized multi-state k-out-of-n systems. *Reliability, IEEE Transactions on*, 55(2), pp. 319-327.

Zaza S., L.K. Wright-De Agüero, Briss P.A., Truman B.I., Hopkins D.P., Hennessy M.H., Sosin D.M., Anderson L., Carande-Kulis V.G., Teutsch S.M., Pappaioanou M., 2000, Data collection Instrument and procedure for systematic reviews in the guide to community preventive services, *American Journal of Preventive Medicine*, 18(1S), pp. 44-74.

Annexe A

Modèle fonctionnel structuré sur plusieurs niveaux

Définition

IDEF (*Integration Definition for Function Modeling*) est un concept de modélisation qui est défini dans plusieurs standards (NIST, 1993), dont IDEF0 est la première approche. Il est le plus souvent utilisé pour la modélisation des processus de production et de service en tant que support de représentation des flux. Cette technique convient parfaitement pour la modélisation des activités, des flux de produits et des flux d'informations entre les activités.

Niveaux fonctionnels dans un équipement

Le modèle IDEF0 (Figure A.1) est un modèle structuro-fonctionnel, qui possède une structure hiérarchique granulaire grâce à laquelle même les modèles des équipements les plus complexes apparaissent clairs, étant donné que différents niveaux de détails sont représentés. Il est donc souvent utilisé pour représenter des processus complexes. Cependant, il ne permet pas de prendre en compte le temps ni de représenter les relations logiques. Ce modèle structuro-fonctionnel peut traiter des équipements de grande dimension mais l'utilisateur n'a aucune vue du comportement global du système. Ce modèle n'est donc pas approprié pour optimiser le comportement dynamique d'un équipement (Neau, 2003).

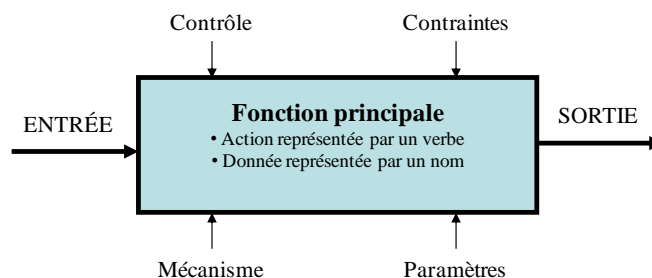


Figure A.1. Boîte IDEF0 modélisant une fonction

Nous donnons sur la Figure A.1 une représentation du modèle IDEF0 au niveau hiérarchique supérieur, où le rectangle représente la fonction principale du système. Les flèches à gauche représentent les entrées (flux de produits bruts entrants), celles qui partent vers la droite représentent les sorties (flux des produits finaux sortants), les flèches au dessus du rectangle représentent les contrôles/commandes et celles en dessous de la boîte représentent les mécanismes assurant la fonction représentée par le rectangle.

Le niveau supérieur dans la représentation d'un équipement à l'aide du modèle IDEF0 est le niveau 0. Le détail de cette boîte laisse apparaître n_0 boîtes au niveau 01, chaque boîte est décomposé en un seul agencement de boîtes qui sont décomposées à leur tour chacune en n_{0i} boîtes fonctionnelles au niveau 02. Cette logique se poursuit jusqu'au niveau de granularité le plus fin, comme l'illustre, sur la Figure A.3, l'exemple d'un équipement générateur d'énergie électrique à source éolienne.

Exemple d'application à une pompe hydraulique

Dans cet exemple d'une pompe hydraulique, nous avons identifié les diverses données qui pourront servir au diagnostic et au pronostic de défaillances, à l'analyse des risques etc. Nous avons utilisé le modèle structuro-fonctionnel pour décomposer toutes les fonctions assurées par ce système afin d'étudier les données selon leur distribution à différents niveaux dans la structure hiérarchique du système. Ce choix nous permet d'exploiter les flux de processus du système pour concevoir un modèle de sources de données indispensables au développement d'un PCD.

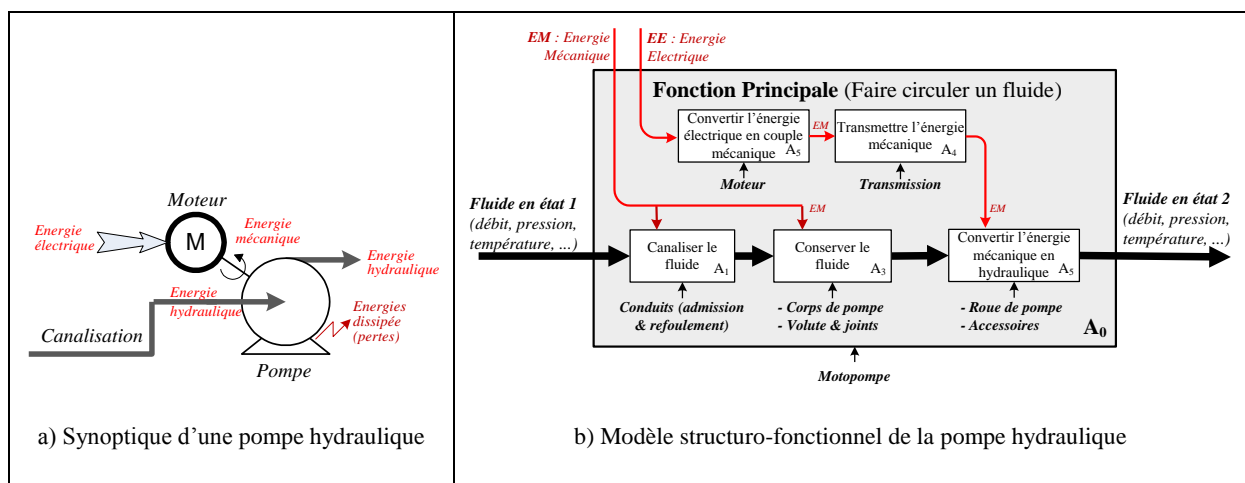


Figure A.2. Système de pompe hydraulique et son modèle de flux

Application à une éolienne génératrice d'énergie électrique

Dans cet exemple d'une turbine éolienne génératrice d'énergie électrique, nous pouvons également identifier les données qui serviront par exemple au diagnostic des défaillances, etc. Nous avons également déterminé les fonctions assurées par ce système, grâce au modèle structuro-fonctionnel, afin d'étudier les données selon leur distribution aux différents niveaux granularité de la structure du système. Nous pouvons donc exploiter les flux de processus du système pour identifier les sources de données indispensables au développement d'un PCD.

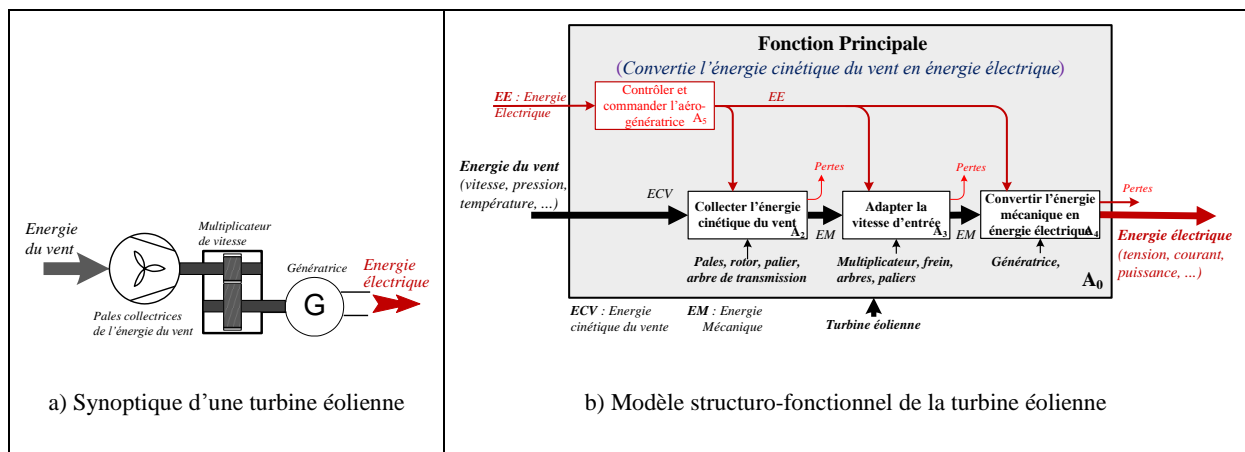


Figure A.3. Génératrice à source éolienne et son modèle de flux

Annexe B

Vérification de cohérence par la réconciliation des données de capteurs

Nous exploitons ici le modèle structuro-fonctionnel hiérarchique qui sera à la base de tout notre raisonnement global et l'appliquons avec des outils existants.

La réconciliation de données consiste à minimiser une fonction ϕ sous contrainte $f(x_{ni}, \theta) = 0$. Concrètement, pour exploiter le diagramme de flux de la Figure 1.3 pour la réconciliation des données et le contrôle de cohérence dans la démarche globale de la Figure 1.5, notons x_i , la variable normalisée des flux Q_i de matière ou d'énergie au niveau d'un nœud. Alors, pour chaque variable normalisée x_i on peut écrire :

$$\begin{cases} x_i = x_{ni} + \varepsilon_i \\ f(x_{ni}, \theta) = 0 \end{cases}$$

où x_{ni} est une variable d'état nominal du nœud, x_i est la variable d'état observé au nœud i et ε_i l'écart (perte de performance due par exemple à des dégradations) de la variable x_i par rapport à x_{ni} . En retenant les hypothèses suivantes de travail pour $0 < \delta_1 < \delta_2 \ll +\infty$:

$$H_1 : \|\varepsilon_{x_i}\| \in [0, \delta_1], \text{ les composants du nœud sont en état 1}$$

$$H_2 : \|\varepsilon_{x_i}\| \in [\delta_1, \delta_2], \text{ les composants du nœud sont en état 2}$$

Dans ces conditions, en supposant que le modèle du nœud est parfaitement connu, la réconciliation de données permet d'estimer la variable x_i telle que :

$$\text{Sous l'hypothèse } H_1 : \begin{cases} \hat{x}_i = \arg \min (\phi = \|\varepsilon_i\|_{\Sigma^{-2}}^2) \\ \text{s.c. } f(x_{ni}, \theta) = 0 \end{cases}, \text{ soit } H_2 : \begin{cases} \hat{x}_i = \arg \min (\phi = \|x_i - x_{ni}\|_{\Sigma^{-2}}^2) \\ \text{s.c. } f(x_{ni}, \theta) = 0 \end{cases}$$

où Σ est la matrice de co-variance des x_i et f la fonction exprimant les relations entre les variables x_i . Cette technique permet de détecter les erreurs de mesure, de détecter les incohérences, d'estimer les mesures manquantes, etc. Elle peut être implémentée en ligne et peut également servir à estimer les paramètres θ en même temps les x_i (Francken et al. 2009a, 2009b, Sarabia et al. 2012, Vasebi et al. 2012, Martínez-Maradiaga et al. 2013). En cas d'incohérence ou de valeur aberrante ou manquante, un observateur d'état ou un filtre de Kalman peut servir à estimer cette la valeur erronée (Ben Hmida et al. 2012). Ces méthodes utilisent le modèle d'état discret linéaire qui s'écrit comme il suit :

$$x(k+1) = A(\theta)x(k) + B(\theta)u(k) + w(k)$$

où $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ est le vecteur d'état contenant les variables d'état x_i

$u = (u_1, u_2, \dots, u_m)^T$ est le vecteur des entrées de commande/contrôle u_q

$A(\theta)$ est la matrice de transformation des variables d'état en entrée du nœud, influençable par des facteurs contenu dans le vecteur θ des paramètres d'influence.

$B(\theta)$ est la matrice d'application des variables de commande du système, influençable par des facteurs contenu dans le vecteur θ des paramètres d'influence.

Le vecteur $w(k)$ correspond aux bruits superposés aux variables d'état et est supposé suivre une distribution $N(0, \Sigma_w)$ de moyenne nulle lorsque les rendements mesurés aux nœuds du système sont nominales et de matrice de covariance Σ_w .

Le vecteur des mesures est défini par : $y(k) = H(\theta)x(k) + v(k)$, où $y = (y_1, y_2, \dots, y_p)^T$ est le vecteur des mesures y_j et $v(k)$ est un vecteur des bruits de mesure, de moyenne nulle et de matrice de covariance Σ_v , qu'on pourra noter $N(0, \Sigma_v)$. $H(\theta)$ est la matrice de collecte des mesures à partir des variables d'état, et peut être également influencé par les facteurs d'influence contenu dans le vecteur θ des paramètres. *Le vecteur de mesure peut être extrait directement de la base des données collectées suivant la structuration présentée sur la Figure 1.6.*

Ainsi, dans le cas de transformations linéaires sur les nœuds, la fonction contrainte $f(x_{ni}, \theta) = 0$ aura la forme matricielle linéaire suivante :

$$M(\theta)x_n(k) = 0$$

où $M(\theta)$ tient lieu de matrice d'incidence obtenue à partir des équations de bilans de flux de matières ou d'énergie sur les différents nœuds.

En considérant des relations linéaires entre les valeurs nominales et leurs valeurs mesurées des variables d'état, on peut écrire à chaque échantillon k :

$$M(\theta)(x(k)) = \varepsilon(k)$$

$\varepsilon(k)$ est l'écart entre le vecteur d'état $x(k)$ et le vecteur des valeurs nominales $x_n(k)$.

Par conséquent, pour caractériser les mesures des flux identifiées à partir du modèle structuro-fonctionnel dans le cas de relations linéaires à chaque nœud fonctionnel de l'équipement, on pourra réécrire les deux hypothèses ci-dessus de la manière suivant :

$$H_1 : \begin{cases} \hat{x}_i = \arg \min(\phi = \|\varepsilon_i\|_{\Sigma^{-2}}^2) \\ s.c. M(\theta)(x_{ni}) = 0 \end{cases}, \text{ et } H_2 : \begin{cases} \hat{x}_i = \arg \min(\phi = \|x_i - x_{ni}\|_{\Sigma^{-2}}^2) \\ s.c. f(x_{ni}, \theta) = 0 \end{cases}$$

Nous reprenons ici l'exemple de la Figure 1.3 pour illustrer l'applicabilité de l'approche au cas de la pompe hydraulique sur la Figure A.2. Nous utilisons les variables réduites (sans dimension) notées x , y , w et v comme sur la figure correspondante ci-dessous.

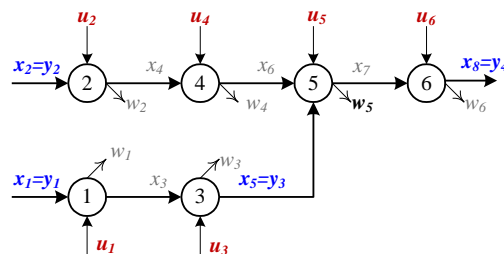


Figure B.1. Graphe de flux MEI réduit à partir du graphe de flux de la Figure 1.3

$$\begin{aligned} x_1 - x_3 + u_1 - w_1 &= 0 \\ x_3 - x_6 + u_3 - w_3 &= 0 \\ x_2 - x_4 + u_2 - w_2 &= 0 \\ x_4 - x_5 + u_4 - w_4 &= 0 \\ x_5 + x_6 - x_7 + u_5 - w_5 &= 0 \\ x_7 - x_8 + u_6 - w_6 &= 0 \end{aligned}$$

et la matrice d'incidence

$$M = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}$$

La matrice d'incidence est déterminée en régime statique et elle permet, de déduire la matrice de transformation A de l'équation d'état dynamique du système réduite à 7 variables d'état (x_8 pouvant s'exprimer en fonction de x_7 et w_6).

Supposons que sur cet équipement, les flux Q_1 , Q_2 , Q_6 et Q_7 sont mesurés. Nous aurons le vecteur suivant de mesure à 4 composantes :

$$y = \begin{cases} y_1 = x_1 + w_1 - u_1 \\ y_2 = x_4 + w_2 - u_2 \\ y_3 = x_7 + u_5 - w_3 \\ y_4 = x_7 + u_6 - w_6 \end{cases} \Rightarrow H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Les variables non mesurées pourront être estimées à l'aide d'un observateur d'état approprié ou d'un filtre de Kalman par exemple. Par ailleurs, afin de mieux mettre en évidence les incohérences dans les mesures, ces dernières peuvent être projetées dans un espace privilégié (espace de parité) par rapport à l'espace des mesures à l'aide d'une matrice de projection ou d'un système d'équations de parité (Kimmich et al. 2005).

Annexe C

Cas d'étude et modèles d'analyse de défaillance d'un système

Système de production d'énergie multi-source

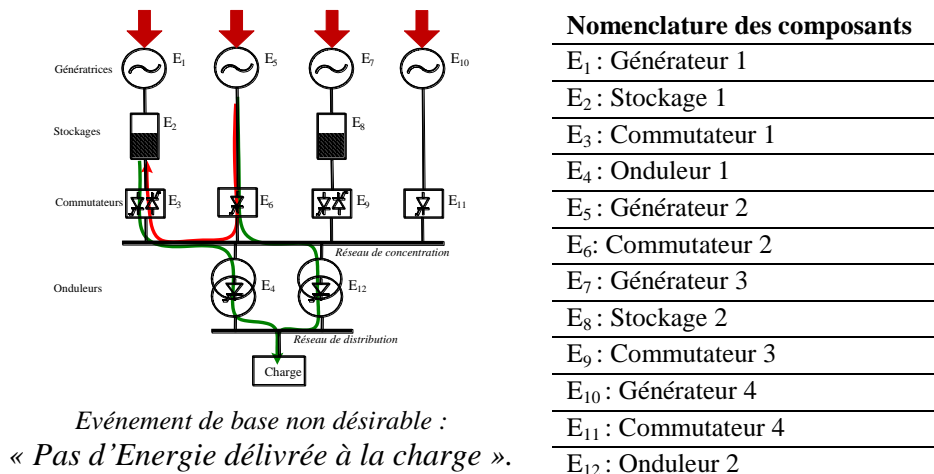


Figure C.1. Système de production d'énergie multi-source

Le système, représenté sur la Figure C.1, est constitué de :

- quatre types de ressources (numérotées 1, 5, 7 et 10), correspondant, par exemple, aux sources éolienne, géothermique, solaire et thermique,
- deux réservoirs de stockage des excédents d'énergie,
- quatre commutateurs,
- deux onduleurs.

Ce système alimente une charge variable qui symbolise la consommation. La première source d'énergie (respectivement la troisième) est associée à un réservoir de stockage des excédents produits s'ils ne sont pas immédiatement consommés (stockage E₂, respectivement stockage E₈) s'il y a du vent (respectivement du soleil) par exemple. La production de la deuxième

source (respectivement la quatrième) est directement consommée. Nous préciserons dans la suite les règles de fonctionnement de ce système.

Arbre de défaillance d'un équipement

L'arbre de défaillance (AdD) est une approche d'analyse des défaillances dirigée de haut vers le bas (descendante/top-down). Elle commence par un éventuel événement indésirable (défaillance par exemple), appelé l'événement de base, pour déterminer toutes les possibilités de propagation de défaillances qui pourraient se produire. Ainsi, elle permet d'analyser les conséquences de l'événement indésirable de base à partir de défaillances individuelles de composants ou de défaillances ou événements provenant d'éléments de niveau inférieur (Rao, et al., 2009) (Volkanovski, et al., 2009).

Les événements indésirables sont reliés par des portes logiques, deux portes différentes pour la méthode d'AdD (Park & Lee, 2009) (Lindhe, et al., 2009) (Barlow, et al., 1975) : la porte « ET » et la porte « OU ». Ce processus de construction est déductif ; chaque événement de niveau supérieur est décomposé en combinaisons d'événements inférieurs jusqu'à ce que l'on arrive à des événements de base.

La modélisation du système proposé, illustrée par l'exemple du système de pompes (Lindhe, et al., 2009), repose sur quatre étapes qui peuvent être menées et validées de manière indépendante. Cette modularité permet d'utiliser différentes techniques d'implémentation, selon les aspects considérés au sein de chacune des parties.

Les étapes peuvent ainsi être développées à l'aide de techniques classiques d'analyse des états et des événements de la manière suivante :

1. les arbres de défaillances ou arbres d'événements (Villemeur, et al., 1988) (Castanier, et al., 2003) (Dalang & Conus, 2008), permettant de décrire les combinaisons d'événements conduisant à un événement redouté, comme illustré à la Figure C.1,
2. les énumérations de règles de décision et d'affectation qui permettent de définir les conditions d'activation d'un événement,
3. la transformation de la structure schématique des composants en AdD,
4. l'établissement du diagramme de fiabilité représentant les blocs de composants connectés dans différentes structures pour le développement des modèles analytiques FMDS.

Exemple du système de production d'énergie multi-source

En adoptant une démarche de Lindhe et al. (2009), supposons que les événements du système contiennent un événement de base localisé sur un niveau plus détaillé. La Figure C.2 représente l'arbre de défaillance du système de production d'énergie présenté sur la Figure C.1

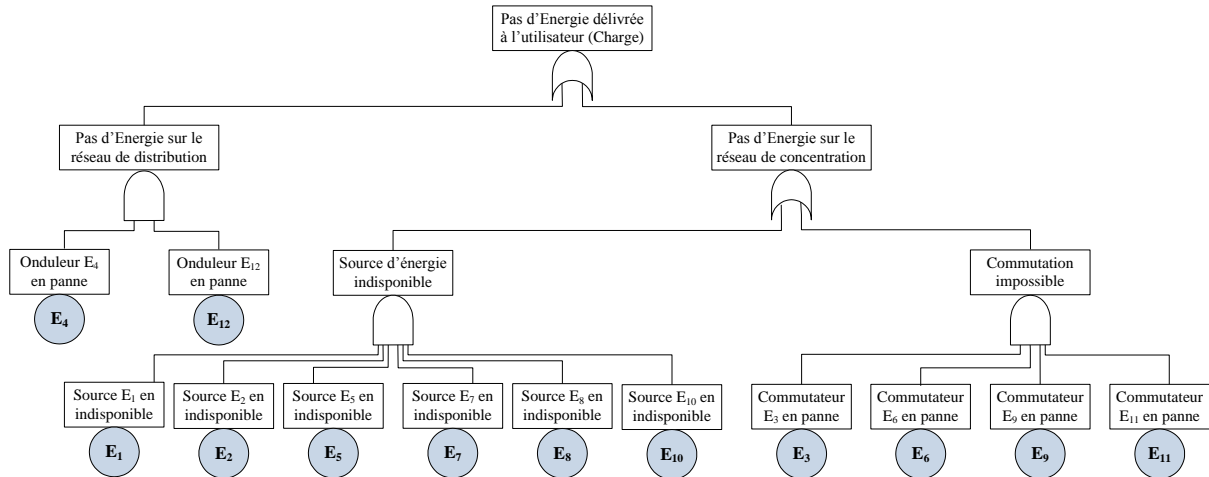


Figure C.2. Exemple d'arbre de défaillance du système

Notons F la fonction de structure définie par la fonction $F(X_i)$, où les variables X_1, \dots, X_n représentent les événements indésirables (Figure C.2), donc la fonction de structure correspondant à l'arbre de défaillance est décrite par les équations (1), (2), (3) et (4) :

$$F = Y_1 + Y_2 - Y_1 Y_2 \quad (1)$$

$$Y_1 = X_4 X_{12} \quad (2)$$

$$Y_2 = Y_3 + Y_4 - Y_3 Y_4 \quad (2)$$

$$Y_3 = X_1 X_2 X_5 X_7 X_8 X_{10} \quad (3)$$

$$Y_4 = X_3 X_6 X_9 X_{11} \quad (4)$$

Par ailleurs, le modèle générique du système prend en compte à la fois des phénomènes de type probabiliste et des relations de cause/conséquence décrivant des enchaînements séquentiels. Cela conduit à privilégier une démarche de simulation stochastique intégrant les modèles classiques de fiabilité dans un modèle hybride plus complexe.

L'arbre de défaillance recense toutes les causes possibles d'un événement indésirable spécifié. C'est une structure d'analyse déductive qui conduit à une meilleure compréhension, au cours de la construction de l'arbre de défaillance, des caractéristiques de comportement du système par rapport aux défauts de conception, aux défaillances de fonctionnement et aux problèmes de maintenance incorrecte ou insuffisante.

D'une manière générale, les équipements complexes réels sont constitués de plusieurs composants et présentent plusieurs modes de défaillance. Une modélisation fonctionnelle sous forme de schéma-bloc de différentes structures telles que : système série, système parallèle (en redondance passive ou active) et système parallèle k sur n , permet d'en déterminer la fiabilité et la disponibilité. Chaque bloc représente un composant ou un mode de défaillance. Par ailleurs, les blocs sont souvent considérés indépendants les uns des autres. Les associations fonctionnelles de blocs les plus couramment rencontrées sont les associations série, parallèle, série-parallèle, les redondances actives k parmi n et les redondances passives.

Annexe D

Modèles d'évaluation d'indicateurs de l'état de santé d'un équipement

Définitions

Définition de la fiabilité

La *fiabilité* $R(t)$ d'un équipement est définie par son "aptitude à accomplir dans des conditions données pendant un intervalle de temps donné, une fonction requise" [Norme NF X 60-500].

L'aptitude contraire de la fiabilité est la "*défiabilité*" dont l'expression probabiliste est la $\bar{R}(t)$ suivante à l'instant t $\bar{R}(t) = 1 - R(t)$: En terme probabiliste, la fiabilité est définie comme suit :

$$R(t) = \text{Probabilité (Équipement } E \text{ est non défaillant sur } [0, t])$$

Définition de la maintenabilité

Dans des conditions données d'utilisation, la maintenabilité d'un équipement E est son "aptitude à être maintenue ou rétablie, sur un intervalle de temps donné, dans un état dans lequel elle peut accomplir une fonction requise, lorsque la maintenance est accomplie dans des conditions données, avec des procédures et moyens prescrits" [Norme NF X 60-500] (Hodkiewicz, et al., 2006). La maintenabilité $M(t)$ est en général une fonction non décroissante de t , définie dans l'intervalle $[0, +\infty[$ sur $[0, 1]$ par :

$$M(t) = \text{Probabilité (E est réparé sur } [0, t], \text{ sachant qu'il est défaillant à } t = 0)$$

$$\bar{M}(t) = \text{Probabilité (E est non réparé sur } [0, t], \text{ sachant que E est défaillant à } t = 0)$$

L'aptitude contraire de la maintenabilité est l'*immaintenabilité* qui se mesure par :

$$\bar{M}(t) = 1 - M(t)$$

Définition de la disponibilité

Dans des conditions données d'utilisation, la disponibilité d'un équipement E est définie comme son "aptitude à être en état d'accomplir une fonction requise, à un instant t donné ou pendant un intervalle de temps donné, en supposant que la fourniture des moyens extérieurs nécessaire soit assurée" [Norme X 60-500]. La disponibilité est en général définie en termes probabilistes comme suit à un instant t :

$$A(t) = \text{Probabilité}(E \text{ est non défaillant à l'instant } t)$$

L'aptitude contraire de la disponibilité est l'*indisponibilité* définie par :

$$\bar{A}(t) = 1 - A(t)$$

Notons que la disponibilité est généralement une fonction non croissante du temps t et, par conséquent, l'indisponibilité est une fonction non décroissante du temps t .

Autre mesures de sûreté de fonctionnement

D'autres mesures sont également utilisées en sûreté de fonctionnement :

- **MUT** ou « Mean up time » : durée moyenne de fonctionnement après réparation.
- **MDT** ou « Mean Down Time » : durée moyenne d'indisponibilité du système.
- **MTTF** ou « Mean Time To Failure » : durée moyenne de bon fonctionnement d'un équipement avant la première défaillance.
- **MTTR** ou « Mean Time to Repair » : durée moyenne des temps de réparation.
- **MTBF** ou « Mean Time Between Failure » : Moyenne des temps entre deux défaillances d'un équipement réparable ($MTBF = MUT + MDT$)

Taux de défaillance $\lambda(t)$: c'est un terme relatif à la fiabilité de l'équipement ou du composant. Le taux de défaillance peut s'exprimer en *FIT* (Failure in time), soit le rapport entre le nombre de défaillance par unité de temps par rapport au nombre d'équipements fonctionnant sur la durée d'observation $[0, t]$ (Hodkiewicz, et al., 2006). Dans le cas où il est constant, le taux de défaillance peut être estimé comme l'inverse du *MTTF*.

$$\lambda = \frac{\text{Nombre de défaillances sur la durée d'observation}}{\text{Durée totale de fonctionnement observée}}$$

Taux de réparation ($\mu(t)$) : c'est un indicateur de performance de l'activité de maintenance des équipements ou des composants. Dans le cas où il est constant, le taux de réparation peut être estimé comme l'inverse du *MTTR*.

$$\mu = \frac{\text{Nombre de réparations sur la durée d'activité de maintenance}}{\text{Nombre d'Éléments défaillants à l'instant initial}}$$

Pour l'évaluation des performances de fiabilité et de disponibilité du système, une approche consisterait à identifier les risques et les dégradations relatifs au comportement du système. Les dégradations de système sont prises en compte par différentes méthodes, telles que : *Arbre de défaillance*, *AMEDC*, *Chaîne de Markov*, *Réseaux de Petri*, etc., Les approches actuelles d'analyse des risques effectuées à l'aide de ces méthodes considèrent des défaillances complètes des composants. Très peu d'entre elles tiennent compte des niveaux de dégradation et de performance de système.

Afin de suivre ces performances des équipements complexes sur leurs cycles de vie, certains auteurs proposent d'embarquer des capteurs ou encore des processeurs de type *PEID* (Kiritsis, et al., 2003) dans le système pour collecter les données, gérer les flux de données et extraire les informations, évaluer la qualité des informations produites, estimer les risques des équipements à tomber en panne. Les informations générées à l'intérieur à l'intérieur de ces cycles de vie de l'équipement peuvent alors être collectées à différents niveaux structurels de cet équipement à l'aide d'un outil de type graphe d'états.

Annexe E

Modèle markovien d'un processus réparable

Définitions

Pour décrire un ensemble de phénomènes où le hasard intervient indépendamment de notre volonté, on introduit la notion de processus stochastique. (Janssen, 1964) (Jacod, 1971)

3.1.1 Définition 1

Un processus stochastique est décrit par une famille de variables aléatoires X_t :

$$\{X_t, t \in T\}$$

où ici t , représentant le temps, parcourt l'ensemble T .

Les valeurs de T peuvent être continues ou discrètes.

On appellera **état** une valeur du processus stochastique prise à un instant t et **transition** le passage d'un état à un autre état.

Définition 2

Un processus est *markovien*, si pour tout instant u , pour toute valeur $x = X_u$ donnée, la probabilité pour que le processus prenne la valeur y à un instant quelconque t ultérieur ($t > u$), ne dépend pas des valeurs prises par le processus avant l'instant u . Le processus est dit *sans mémoire*.

Les *chaînes de Markov* (Volovoi, 2004) sont des processus markoviens qui évoluent dans le temps discret selon des transitions probabilistes. Elles vont donc décrire un ensemble de phénomènes aléatoires selon le principe des *processus stochastiques*.

Propriété

La chaîne de Markov est associée à un ensemble d'états E possibles par lesquels le processus peut passer à un instant donné.

Conséquence de la propriété markovienne

Nous ne considérons que des *chaînes de Markov homogènes*, c'est-à-dire que la probabilité de passage d'un état i à un état j de l'instant t à l'instant $t+1$ ne dépend que de i et de j et non pas de l'instant t .

Par ailleurs, le *processus markovien* (Ycart, 2002) (Choi, et al., 1994) est ce qui caractérise le comportement suivant les états des composants en se basant sur leur condition – par exemple maintenance préventive basée sur l'état. Il permet ainsi de calculer les probabilités de défaillance des composants structurés.

Considérons, par exemple, un système comprenant trois composants pouvant posséder deux états (en marche ou défaillant), représenté sur la Figure E.1. Les états des composants du système sont décrits par un vecteur $E_j = \{E_{1j}, E_{2j}, \dots, E_{mj}\}$ avec $(i = 1, 2, \dots, m)$; $(j = 1, 2, \dots, n)$ de la Figure E.2 en fonction des états de chaque composant au cours du fonctionnement du système, où m représente le nombre de composants et n le nombre d'états (ici $m = 3$ et $n = 2$). Ensuite, en définissant, pour chaque composant, les paramètres λ le taux de défaillance et μ le taux de réparation, on associe un des paramètres à chaque arc du graphe de Markov (Bouissou, 2000) (Chiang & Yuan, 2001). Ainsi, le graphe d'état précédent devient le graphe Markov en associant aux arcs les taux correspondants.

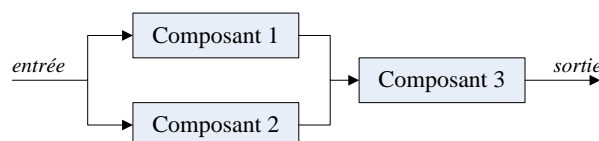


Figure E.1. DBF d'un équipement à 3 composants en structure parallèle-série.

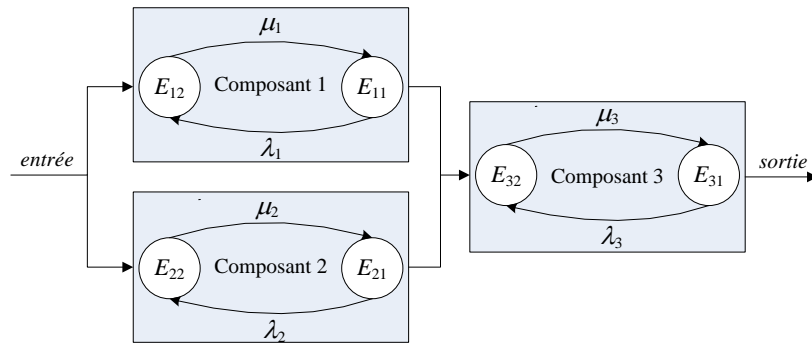


Figure E.2. Graphe de Markov des 3 composants indépendants à 2 états avec réparateurs.

Processus semi-markovien

Les processus semi-markoviens sont des processus stochastiques qui ressemblent aux processus markoviens. La différence réside dans le fait que chaque probabilité de transition dépend du temps d'occupation de l'état amont associé. En effet, cela revient à dire que la variable X_t est définie à partir de deux variables aléatoires, une variable Y_t relative à un *processus de Markov* (chaîne de Markov immergée) et associée à un état, et l'autre T_t spécifiant la date de fin de séjour dans l'état. On trouvera plus de détails dans (Janssen, 1964) (Faisan, et al., 2003) (Chen & Trivedi, 2005) (Berenguer, et al., 1997).

Evaluation de la fiabilité et la disponibilité

L'étude des probabilités $P(t)$ d'occupation des états du graphe permet d'évaluer les paramètres de sûreté de fonctionnement des composants du système comme la fiabilité, la disponibilité ou la maintenabilité. Une formulation générale permet de traduire le *graphe de Markov* (Brandt, 1998) (Zille, 2009) en terme mathématique sous la forme d'un système d'équations différentielles linéaires, dont les probabilités d'occupation d'états sont les solutions : $dP(t)/dt = A(t).P(t)$. Dans cette formulation, $A(t)$ désigne une matrice dite « de transition » dont les coefficients s'expriment en fonction des taux de transition $\rho_{ij}(t)$ comme la matrice suivante pour un nombre de n états.

$$A(t) = \begin{bmatrix} -\sum_{m \neq 1} \rho_{1m}(t) & \cdots & \rho_{j1}(t) & \cdots & \rho_{n1}(t) \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ \rho_{1i}(t) & & -\sum_{i=j} \rho_{ij}(t) & & \rho_{ni}(t) \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{1n}(t) & \cdots & \rho_{jn}(t) & \cdots & -\sum_{m=n} \rho_{nm}(t) \end{bmatrix}$$

La solution s'exprime sous forme exponentielle : $P(t) = P(0) \exp(t \cdot M(t))$. De nombreuses méthodes de résolution sont exploitables qu'elles soient analytiques ou numériques. Si les taux de transitions sont constants (au moins par intervalles de temps), le processus associé est qualifié d'homogène et conduit à un calcul plus facile des probabilités $P(t)$. En pratique, nous constatons en particulier une limite de l'approche markovienne, à savoir l'explosion du nombre d'états dès qu'un système dépasse un nombre raisonnable de composants. Par ailleurs, des méthodes d'approximations, de réduction du modèle ou le recours à la simulation de *Monte Carlo* sont parfois utilisées (Nikukar, et al., 2010) (Marseguerra, et al., 2002).

Annexe F

Rappel sur les Réseaux de Petri (RdP)

Dès leur création en 1962 par Carl Adam Petri, les RdP constituent un outil très approprié pour étudier les systèmes à événements discrets en raison de leur puissance de modélisation et de leurs propriétés mathématiques (Zha, et al., 1998). Les modèles obtenus, représentation graphique de la structure du système, permettent une analyse des propriétés et, par conséquent, une validation des spécifications du système. Les RdP ont, par rapport aux automates, l'avantage d'être un modèle beaucoup plus général, bénéficiant de structures beaucoup plus riches, s'adaptant parfaitement à la description de différents types de *systèmes à événements discrets (SED)* (Khansa & Foulloy, 1997) (Bel & Dubois, 1985). Nous présentons d'abord dans cette section les concepts de base des RdP et les notations correspondantes qui seront utilisées plus tard. Pour plus de détail sur les RdP, le lecteur pourra consulter par exemple (Ben-Arieh, et al., 2004) (Jiang, et al., 2001) (Brauer, et al., 1986) (Chew, et al., 2008) (Murata, 1989) (Chew, et al., 2008) (Jeng & DiCesare, 1993)

Eléments de base des RdP

Un RdP (voir Figure F.1) est un graphe orienté composé de deux types de nœuds : des **places** et des **transitions**. Des arcs relient des places à des transitions ou des transitions à des places. Deux places ne peuvent pas être reliées entre elles, ni deux transitions. À l'intérieur d'une place, un nombre fini (positif ou nul) de **marques** ou **jetons** représentés indique la quantité de ressources disponibles dans cette place. Ce nombre est non nul si une condition liée à cette place est vraie (place marquée) ou fausse, etc.

Formellement, un *Réseau de Petri* est un quadruplet $N = (P, T, A, w)$ avec :

- un ensemble fini de places, $P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_m\}$, symbolisées par des cercles et représentant des conditions :
 - une ressource du système (exemple : une machine, un stock, un convoyeur,...),

- l'état d'une ressource du système (exemple : machine libre, stock vide, convoyeur en panne, ...).
- un ensemble fini de transitions, $T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_n\}$, symbolisées par des traits et représentant l'ensemble des événements (les actions se déroulant dans le système) dont l'occurrence provoque la modification de l'état du système,
- un ensemble A fini d'arcs orientés qui assurent la liaison d'une place vers une transition ou d'une transition vers une place,
- un ensemble fini d'événements w associés à chaque transition.

De manière plus formelle, un **RdP** peut être défini comme un 4-uplet (P, T, P_{ost}, P_{re}) , tel que :

- P et T sont respectivement l'ensemble fini et non vide de places et de transitions,
- p_{ost} est l'application d'incidence aval, $p_{ost} : (T \times P)$ est la fonction qui définit le poids de l'arc d'une transition t à une place p . On la notera également $w^+(t, p) = p_{ost}(t, p)$.
- p_{re} est l'application d'incidence amont, $p_{re} : (T \times P)$ est la fonction qui définit le poids de l'arc d'une place p à une transition t . On la notera également $w^-(t, p) = p_{re}(t, p)$

Un arc est de la forme (p_i, t_j) ou (t_j, p_i) et le poids relatif à un arc est un entier positif. Si les poids des arcs sont tous égaux à 1, alors le réseau de Petri est dit ordinaire. Si l'arc $(p, t) \in A$, alors on dit que p (respectivement t) est une place d'entrée de la transition t (respectivement transition de sortie de la place p). Si une place p est à la fois place d'entrée et de sortie d'une même transition t , alors elle est dite impure, sinon elle est pure. Un **RdP** pur est un **RdP** qui ne contient aucune place impure, sinon il est impur. Dans la suite, nous utiliserons les notations suivantes :

- p° (respectivement ${}^\circ p$) pour désigner l'ensemble des transitions de sortie (respectivement d'entrée) de la place p .
- t° (respectivement ${}^\circ t$) pour désigner l'ensemble des places de sortie (respectivement d'entrée) de la transition t .

Matrice d'incidence

Au lieu de $Pré$ et $Post$ en général, nous utiliserons une matrice d'incidence notée W qui est calculable à partir des ensembles $Pré$ et $Post$ comme ci-dessous :

$$W = P_{ost} - P_{ré} = W^+ - W^-$$

Considérons l'exemple sur la Figure F.1, la matrice d'incidence W (W^+ contient l'indice des places de sortie et W^- contient l'indice des places d'entrée des transitions) de ce réseau est définie comme suit :

Arcs : $T \rightarrow P$, matrice d'incidence aval W^+

$$W^+ = \begin{matrix} & t_1 & t_2 & t_3 & t_4 & t_5 \\ p_1 & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ p_2 & \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ p_3 & \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ p_4 & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Arcs : $P \rightarrow T$, matrice d'incidence amont W^-

$$W^- = \begin{matrix} & t_1 & t_2 & t_3 & t_4 & t_5 \\ p_1 & \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ p_2 & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ p_3 & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ p_4 & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Ainsi, la matrice d'incidence est :

$$W = W^+ - W^- = \begin{bmatrix} -1 & -1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$

Vecteur de Marquage

Le vecteur de marquage M d'un réseau de Petri R est un vecteur représentant l'état courant de ce réseau par l'existence ou l'absence de jeton dans les places.

Le marquage initial M_0 (Figure F.1) décrit la distribution de jetons dans les places, avant le franchissement d'une transition. Dans la suite et pour simplifier, on utilisera le mot marquage au lieu du vecteur de marquage. Tous les états (représentés par les marquages) possibles (accessibles à partir du marquage initial) (M_0, R) d'un équipement représentent le graphe de marquage (ou le graphe atteignable) de ce système. Le graphe des marquages d'un

réseau (Figure F.2) est un graphe orienté dont les nœuds sont les marquages et chaque arc relie un marquage à un autre qui est immédiatement accessible grâce à une transition.

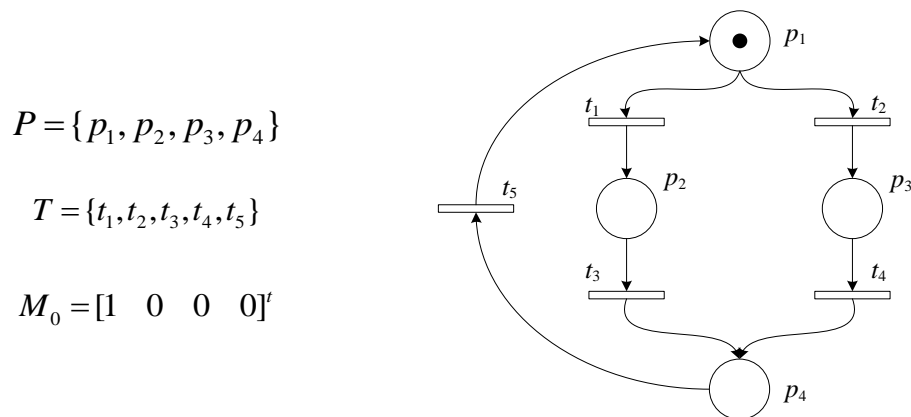


Figure F.1. Modélisation d'un équipement par un Réseau de Petri.

A partir d'un *RdP*, on peut facilement arriver à un automate par construction du graphe des marquages.

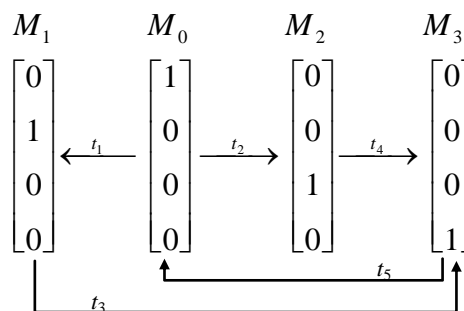


Figure F.2. Le graphe de marquage du réseau du système de la Figure F.1

Règles de franchissement

On dit qu'une transition t est franchissable si chaque place p d'entrée contient un nombre de jetons supérieur ou égal à la valeur (poids) de l'arc qui la relie à la transition t , c'est-à-dire :

$$M \geq W_t^-$$

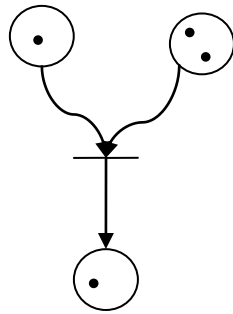
où W_t^- est la t -ième colonne de W .

Dans l'exemple de la Figure F.3, les transitions (t_1 et t_2) sont franchissables à partir du marquage initial.

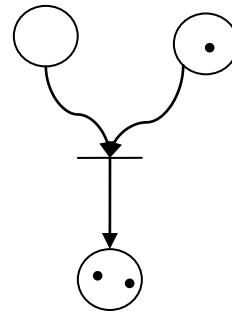
Le franchissement d'une transition permet d'atteindre un nouveau marquage M' à partir de M :

$$M \xrightarrow{t \text{ ou } S} M'$$

$$M' = M + W_t$$



a) Avant le franchissement de la transition
(la transition est franchissable)



b) Après le franchissement de la transition
(la transition n'est plus franchissable)

Figure F.3. Franchissement d'une transition

Le vecteur W_t peut être calculé comme suit :

$$W_t = W\vec{S}$$

où \vec{S} est le vecteur des transitions successives associées à une séquence d'événements activateurs. Dans l'exemple de la Figure F.1, si on suppose que la séquence $t_1 \rightarrow t_3$ est franchie, l'état du système passera de M_0 à M_3 qui peut être définie par l'égalité :

$$M_3 = M_0 + \begin{bmatrix} -1 & -1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Quelques propriétés des RdP

Dans cette section, nous rappelons les propriétés des RdP ordinaires qui seront utiles dans le reste du document.

Transition vivante : Une transition t_j est *vivante* (Figure F.4-a) pour un marquage initial M_0 si, pour tout marquage accessible $M_i \in (M_0, R)$, il existe une séquence de franchissement S à

partir de M_i qui contient la transition t_j à partir de M_i . Dans ce contexte, cette propriété peut être classifiée comme suit :

1. Non-vivante : si la transition t ne peut jamais être franchissable dans toutes les séquences franchissables à partir de M_0 .
2. L1-vivante : si la transition t peut être franchissable au moins une fois dans une des séquences franchissables à partir de M_0 .
3. L2-vivante : si la transition t peut être franchissable au moins k fois dans des séquences franchissables à partir de M_0 .
4. L3-vivante : si la transition t peut être franchissable infiniment dans des séquences franchissables à partir de M_0 .
5. L4-vivante *ou* totalement vivante si la transition t est L1-vivante pour tous les marquages M atteignables à partir de M_0 .

RdP vivant : un RdP est *vivant* pour un marquage initial M_0 si toutes ses transitions sont vivantes pour M_0 .

Blocage : un *blocage* (Figure F.4-d) est un marquage tel qu'aucune transition ne peut être validée.

RdP borné : une place p_i est dit *bornée* pour un marquage initial M_0 s'il existe un entier naturel k , tel que pour tout marquage accessible à partir de M_0 , le nombre de marques dans p_i est inférieur ou égal à k . Si $k = 1$ le RdP est dit **sauf** (Figure F.4-c). Un RdP est borné si toutes ses places sont bornées.

Conflit structurel (choix libre) : un *conflit structurel* (Figure F.4-b) correspond à un ensemble d'au moins 2 transitions t_1 et t_2 ayant une place d'entrée en commun.

RdP réversible : Un RdP est réversible (voir la Figure F.4-c) si, à partir de n'importe quel état atteignable M , il existe une séquence franchissable qui permet de revenir à M_0 .

La matrice d'incidence W permet de définir les deux propriétés d'invariance suivantes pour un RdP : le p -invariant et le t -invariant.

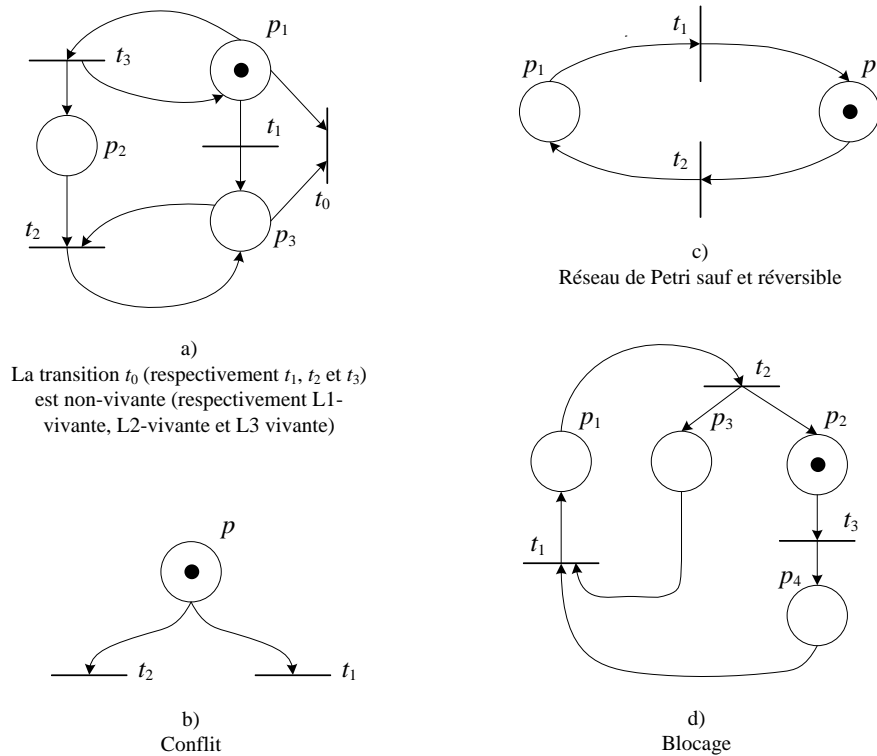


Figure F.4. Exemples de RdPs illustrant plusieurs propriétés

a) p -invariant : c'est un vecteur X d'entiers non négatifs, de dimension $n = \text{card}(P)$, qui vérifie

$$X^t \cdot W = 0$$

où W est la matrice d'incidence du RdP.

En utilisant l'équation d'état des RdPs, il découle de leur définition la propriété importante suivante des p -invariants : *Pour tout marquage atteignable M , un p -invariant X vérifie*

$$X^t \cdot M = X^t \cdot M_0.$$

Ce qui signifie que la somme des marquages des places pondérées par le vecteur X est constante, quelle que soit l'évolution du RdP.

b) t -invariants : c'est un vecteur Y d'entiers positifs, de dimension $m = \text{card}(T)$, qui vérifie

$$W \cdot Y = 0$$

Soit S une séquence franchissable à partir de M_0 telle que \vec{S} est un t -invariant. Alors, en franchissant S on revient au marquage initial. Cette propriété découle directement de la définition des t -invariants et de l'équation d'état. Autrement, on peut dire que S est une séquence cyclique.

Titre : Modèles de processus de collecte de données et d'évaluation de performance de disponibilité pour l'aide à la décision en maintenance

RESUMÉ : Cette thèse propose une approche de modélisation d'un processus adaptatif et itératif de collecte des données, ainsi qu'un outil de validation via des indicateurs d'efficacité opérationnelle de l'équipement. Une approche nommée "Tropos", établie grâce à la théorie de l'information, est donc développée pour modéliser et évaluer le processus de collecte de données. L'approche, originale, permet de synthétiser trois indicateurs qui caractérisent l'efficacité du processus de collecte : 1) utilité des données, 2) complexité du processus, 3) gain d'information par une activité élémentaire du processus. Un modèle original, basé sur les réseaux de Pétri stochastiques colorés couplé à la simulation Monte Carlo, est également proposé pour valider l'efficacité du processus de collecte de données. Ce modèle utilise comme données d'entrée les modèles des processus stochastiques de dégradation, de défaillance et de maintenance des composants de l'équipement. Les paramètres des modèles d'entrée sont supposés connus et extraits des données collectées. Les propriétés du modèle réseau de Pétri stochastique coloré permettent d'extraire les coupes minimales indispensables à l'évaluation de l'état et de l'efficacité opérationnelle de l'équipement. Elles permettent également de traiter les systèmes de structure k/n . L'effectivité de l'approche proposée est enfin illustrée sur un système de production d'énergie multi-source renouvelable, grâce à l'implémentation des algorithmes du modèle sous le logiciel Silab.

Title: Models of data collection process and evaluation of availability performance for maintenance decision support

ABSTRACT. This thesis proposes a modeling approach of an adaptive and iterative data collection process, and a validation tool via operational effectiveness features for equipment. An approach, named "Tropos", established based on the information theory, is developed to modeling and evaluating data collection processes. This is an original approach, which allows synthesizing three features that characterize the effectiveness of a data collection process: 1) *data usefulness*, 2) *process complexity*, 3) *gain of information* by a basic process activity. An original model, based on *colored stochastic Petri nets* coupled to the Monte Carlo simulation, has also been developed to validate the effectiveness of the data collection process. This model uses as input, stochastic process models of degradation, of failure and of maintenance of equipment components. The input parameters of the models are assumed to be known and obtained from the collected data. The properties of colored stochastic Petri net model are also used to derive the minimum cuts required to assess the equipment condition and operational effectiveness. These properties also allow to treating systems of k/n structures. The effectiveness of the proposed approach is finally illustrated on a multi-source renewable energy production system, by implementing the algorithms of the model under the Silab software environment.