



**HAL**  
open science

# Modèle d'intégration maintenance conditionnelle, prévisionnelle et maîtrise statistique des procédés

Mohamed Othman Latrous

► **To cite this version:**

Mohamed Othman Latrous. Modèle d'intégration maintenance conditionnelle, prévisionnelle et maîtrise statistique des procédés. Autre. Université de Technologie de Compiègne, 2021. Français. NNT : 2021COMP2639 . tel-04017136

**HAL Id: tel-04017136**

**<https://theses.hal.science/tel-04017136>**

Submitted on 6 Mar 2023

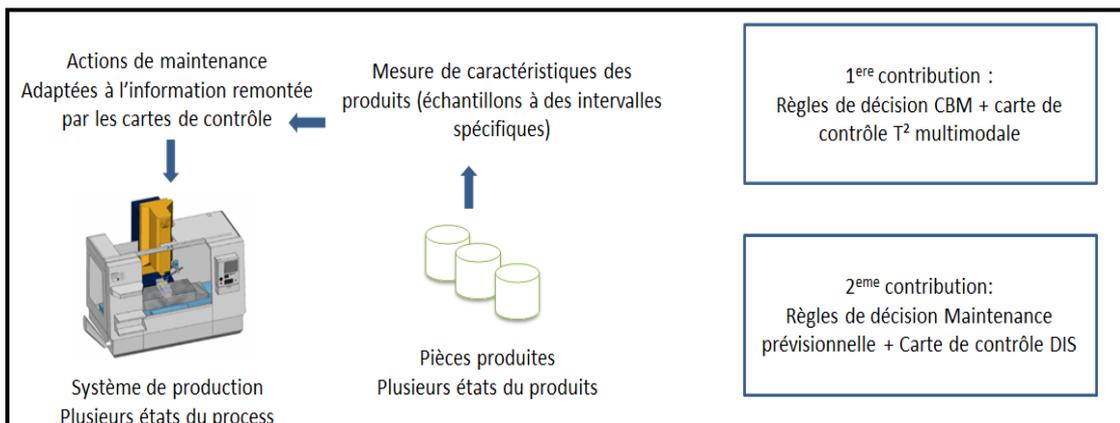
**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

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.

Par **Mohamed Othman LATROUS**

*Modèle d'intégration maintenance conditionnelle,  
prévisionnelle et maîtrise statistique des procédés*

Thèse présentée  
pour l'obtention du grade  
de Docteur de l'UTC



Soutenue le 19 novembre 2021

**Spécialité** : Génie Industriel : Unité de recherche en Mécanique -  
Laboratoire Roberval (FRE UTC - CNRS 2012)

D2639

# **MODELE D'INTEGRATION MAINTENANCE CONDITIONNELLE, PREVISIONNELLE ET MAITRISE STATISTIQUE DES PROCEDES**

**Présenté par**

**LATROUS Mohamed Othman**

Spécialité : Génie Industriel

Soutenue le 19 novembre 2021

Rapporteurs :

Anne BARROS, Professeure des universités, Centrale Supélec Paris

Frédéric KRATZ, Professeur des Universités, INSA Centre Val de Loire

Jury :

Antoine GRALL, Professeur des universités, Université de Technologie de Troyes (UTT).

Bruno CASTANIER, Professeur des universités, Université d'Angers

Benoît EYNARD, Enseignant chercheur, Université de Technologie de Compiègne  
(UTC).

Directrices de thèse : Amélie PONCHET-DURUPT

Zohra CHERFI-BOULANGER

Co-encadrant : Nassim BOUDAUD

Laboratoire : Laboratoire Roberval

Composante de rattachement de l'équipe de l'encadrement : Université de Technologie de  
Compiègne (UTC).



# Remerciements

*« C'est en arrivant à la fin d'une aventure qu'on se rend compte de son reflet sur soi »*

C'est naturel de témoigner de ma reconnaissance aux personnes qui m'ont supporté de près ou de loin dans la réalisation de cette thèse qui s'est déroulée au sein du laboratoire Roberval de l'UTC Compiègne.

J'ai eu l'opportunité de faire partie d'une équipe d'encadrement dirigée par Mme Amélie PONCHET-DURUPT, Enseignante chercheuse et Zohra CHERFI-BOULANGER, Professeure des universités, auxquelles je tiens d'adresser mes sincères remerciements pour leur encadrement de haute qualité, leurs directives scientifiques, leur disponibilité, leurs conseils judicieux et leur soutien. Je tiens aussi à remercier Mr Nassim BOUDAUD pour ses conseils et ses commentaires constructifs lors de son co-encadrement de cette thèse.

Ma gratitude et mes remerciements vont ensuite aux membres du jury :

Mme Anne BARROS, Professeure des universités, Centrale Supélec Paris et Mr Frédéric KRATZ, Professeur des Universités, INSA Centre Val de Loire pour avoir accepté d'examiner ce travail, pour l'intérêt qu'ils ont porté au sujet ainsi que pour leurs commentaires constructifs et leurs remarques pertinentes.

Mr Antoine GRALL, Professeur des universités, Université de Technologie de Troye (UTT), Mr Bruno CASTANIER, Professeur des universités, Université d'Angers et Mr Benoît EYNARD, Enseignant chercheur, Université de Technologie de Compiègne (UTC) qui me font l'honneur d'examiner et de juger ma thèse de doctorat.

J'adresse aussi mes remerciements à tous mes collègues chercheurs et doctorants de l'UTC avec qui j'ai eu beaucoup d'échanges, de collaboration et de discussions stimulantes et enrichissantes.

Je ne saurais assez remercier mes amis de toujours Farid, Motez, Mohamed-Ali, Nidhal et Seif. Mes remerciements et ma gratitude vont à ma mère, ma grand-mère, mon père, ma sœur et ma famille qui ont toujours eu confiance en moi, pour m'avoir encouragé et soutenu durant tous les moments difficiles.

Enfin, un remerciement à ma chère Elena qui a tout quitté pour me rejoindre en France et qui m'a donné le courage pour surmonter les moments difficiles durant cette thèse, pour son amour, son soutien et sa confiance.

# Table des matières

Remerciements .....	3
Table des matières .....	4
Liste des Figures.....	8
Liste des tableaux .....	11
<b>Introduction Générale.....</b>	<b>13</b>
<b>Chapitre 1: Préface à la Maintenance et à la Maitrise Statistique des Procédés .....</b>	<b>17</b>
Introduction .....	17
1.1 La maintenance industrielle .....	17
1.1.1 Définition de la maintenance .....	17
1.1.2 Les types d'actions de maintenance.....	18
1.1.2.1 La maintenance corrective.....	19
1.1.2.2 La maintenance Préventive.....	19
1.1.3 Modélisation de la défaillance des systèmes .....	21
• Les modèles de durée de vie (Défaillance soudaine).....	21
• Les modèles de dégradation (Défaillance graduelle).....	22
1.1.4 Politiques de maintenance préventive.....	23
1.1.4.1 Politiques de maintenance basées sur le temps.....	24
1.1.4.1.1 Politiques de maintenance de type âge .....	25
1.1.4.1.2 Politiques de maintenance périodique (de type bloc) .....	25
1.1.4.1.3 Politiques de maintenance séquentielle .....	26
1.1.4.1.4 Politiques de maintenance basées sur la limitation du taux de défaillance	26
1.1.4.1.5 Politiques de maintenance basées sur la limitation des coûts et des durées	26
1.1.4.1.6 Politiques de maintenance basées sur la limitation des actions de réparation	27
1.1.4.2 Politiques de maintenance conditionnelle et prévisionnelle .....	27
1.1.4.2.1 L'inspection du système .....	27
1.1.4.2.2 Les politiques de maintenance conditionnelle .....	29
1.1.4.2.3 Les stratégies de maintenance prévisionnelle.....	30
1.1.5 Evaluation des politiques de maintenance .....	32
1.1.6 Conclusion par rapport à la maintenance.....	35
1.2 La maitrise statistique des Processus (MSP).....	35
1.2.1 Introduction de la MSP : principes .....	35
1.2.1.1 Outils de la MSP.....	36
1.2.2 Indicateurs de Capabilité .....	36
1.2.3 Les cartes de contrôle .....	39
1.2.3.1 Principes des cartes de contrôle.....	39
1.2.3.2 Les cartes de contrôle univariées.....	40
1.2.3.2.1 Les cartes de contrôle aux mesures .....	41
La carte de contrôle de la moyenne ( $\bar{X}$ ).....	41
La carte de contrôle de l'étendue ( $R$ ).....	42
La carte de contrôle de l'écart-type ( $S$ ).....	42
1.2.3.2.2 Les Cartes pour faible dérèglages.....	43
La carte de contrôle CUSUM .....	43
La carte de contrôle EWMA.....	44
1.2.3.2.3 Les cartes de contrôle univariées aux attributs .....	44
1.2.3.2.4 Efficacité des cartes de contrôle univariées .....	45

1.2.3.3	Les cartes de contrôles multivariées .....	46
1.2.3.3.1	La carte de contrôle multivariée $T^2$ de Hotelling et la carte $\chi^2$ multivariée.....	48
1.2.3.3.2	Les cartes MEWMA et MCUSUM .....	49
1.2.3.3.3	Les cartes de contrôle multivariées adaptatives.....	51
	Les cartes de contrôle $T^2$ adaptatives .....	51
	Les cartes de contrôle MEWMA et MCUSUM adaptatives .....	52
1.2.3.3.4	L'identification de la cause de la dérive sous l'aspect multivariée.....	52
	L'identification de la cause de la dérive par des algorithmes de décomposition .....	53
	L'identification de la cause de la dérive par des algorithmes d'apprentissage automatique.....	53
	L'identification de la cause de la dérive en grande dimension .....	54
1.2.3.3.5	La notion multimodale des cartes de contrôle .....	55
1.2.3.3.6	La carte $T^2$ multimodale (Boudaoud & Cherfi, 2005) .....	55
1.2.3.3.7	Présentation de la carte DIS.....	58
1.2.4	Conclusion par rapport à la MSP.....	61
1.3	Conclusion .....	61
<b>Chapitre 2: Etat de l'art .....</b>		<b>63</b>
2.1	Introduction .....	63
2.2	Différence entre Interrelation et Intégration .....	63
2.3	Les stratégies intégrées (Maintenance et qualité) .....	64
2.3.1	Intégration de la maintenance et la MSP .....	65
2.3.1.1	Intégration de la maintenance systématique avec les cartes de contrôle $X$ .....	66
2.3.1.2	Intégration de la maintenance systématique avec des cartes de contrôle (EWMA, CUSUM).....	67
2.3.1.3	Intégration de la maintenance conditionnelle avec la carte de contrôle $X$ .....	67
2.3.1.4	Intégration de la maintenance conditionnelle avec des cartes de contrôle multivariées.....	68
2.4	Classification et Synthèse de l'état de l'art.....	70
2.4.1	Critères de classification des travaux de l'état de l'art.....	70
2.4.1.1	Critères liés à la maintenance .....	70
2.4.1.2	Critères liés à la MSP .....	70
2.4.2	Synthèse de l'état de l'art .....	71
2.4.3	Les manques identifiés .....	74
2.5	Orientation et Objectif de la thèse .....	76
2.6	Conclusion .....	77
<b>Chapitre 3: Etude préliminaire .....</b>		<b>78</b>
3.1	Introduction .....	78
3.2	Présentation des travaux de (Panagiotidou & Tagaras, 2010).....	78
3.2.1	Présentation de l'approche suivie .....	78
3.2.2	Système considéré et hypothèses.....	79
3.2.3	Règles de décision pour la maintenance.....	81
3.2.4	Evaluation de la performance de la politique proposée.....	82
3.2.5	Analyse des résultats des auteurs et présentation des limites de leur contribution .....	84
3.3	Travaux préliminaires.....	87
3.3.1	Modèle de simulation proposé.....	87
3.3.2	Analyse comparative entre deux politiques de maintenance : MSP univariée et CBM vs MSP multivariée et CBM .....	88
3.3.2.1	Présentation des deux politiques MSP et CBM considérées.....	89
3.3.2.1.1	Politique MSP univariée couplée à la CBM .....	89
3.3.2.1.2	Politique MSP multivariée couplée à la CBM.....	90

3.3.2.2	Etude comparative par simulation .....	90
3.3.2.2.1	Convergence des résultats .....	91
3.3.2.2.2	Résultat de l'analyse comparative .....	91
3.3.2.2.3	Etude de sensibilité.....	94
3.4	Conclusion .....	97
<b>Chapitre 4: Modèle de règles de décision adaptatives pour la maintenance conditionnelle intégrées à la maîtrise statistique des procédés .....</b>		<b>100</b>
4.1	Introduction.....	100
4.2	Description du problème et hypothèses de travail. ....	101
4.2.1	Contexte d'étude.....	101
4.2.2	Hypothèses considérées .....	102
4.2.3	Représentation du système considéré .....	103
4.3	Règles de décisions adaptatives pour la maintenance.....	104
4.3.1	Proposition des règles de décision .....	104
4.3.2	Evaluation de la politique de maintenance proposée .....	106
4.3.2.1	Expression du revenu de vente .....	107
4.3.2.2	Expression des coûts générés par le système.....	107
4.3.2.3	Expression du profit total moyen à long terme par unité de temps.....	108
4.4	Etude par simulation de la stratégie de maintenance conditionnelle adaptative proposée .....	113
4.4.1	Données d'entrée pour la simulation .....	113
4.4.2	Modèle de simulation considéré .....	114
4.4.3	Convergence des résultats.....	114
4.4.4	Optimisation de la stratégie de maintenance proposée (maximisation du profit ETP).....	115
4.4.5	Etude sensibilité.....	116
4.4.6	Analyse comparative CBM et T <sup>2</sup> multimodale vs CBM et T <sup>2</sup> classique.....	123
4.5	Conclusion .....	126
<b>Chapitre 5: Modèle de règles de décision pour la maintenance prévisionnelle intégrées à la maîtrise statistique des procédés .....</b>		<b>128</b>
5.1	Introduction.....	128
5.2	Description du problème et hypothèses de travail. ....	129
5.2.1	Contexte d'étude.....	129
5.2.2	Hypothèses considérées .....	130
5.2.3	Représentation du système considéré .....	130
5.2.4	Mise en place des règles de décisions.....	132
5.2.4.1	Étape de détection (basée sur la carte DIS, section 1.2.3.3.7) .....	133
5.2.4.2	Étape d'identification .....	135
5.2.4.3	Étape de prédiction de la dérive .....	136
5.2.4.4	Règles de décisions adaptatives pour la maintenance prévisionnelle .....	137
5.2.5	Évaluation de la politique de maintenance proposée .....	140
5.2.5.1	Expression du revenu de vente .....	141
5.2.5.2	Expression des coûts générés par le système.....	141
5.2.5.3	Expression du profit total moyen à long terme par unité de temps.....	143
5.3	Analyse de la performance de la stratégie proposée .....	147
5.3.1	Étude par simulation .....	147
5.3.1.1	Modèle de simulation considéré .....	147
5.3.1.2	Données d'entrée pour la simulation .....	147
5.3.1.3	Convergence des résultats .....	149
5.3.1.4	Optimisation du profit ETP (identification de $\Delta t$ et $L_{crit}$ ) .....	149
5.3.1.5	Étude sensibilité .....	150

5.3.1.6	Impact du nombre de caractéristiques produit suivies (p) .....	153
5.4	Proposition d'une solution pour améliorer l'identification et la prédiction de la dérive. 155	
5.4.1	Approche angulaire pour l'identification et la prédiction de la dérive.....	155
5.4.2	Identification et prédiction de la dérive pour le cas de deux caractéristiques suivies ( $p=2$ ) .....	157
5.4.3	Intégration de la composante angulaire dans les règles de décision pour la maintenance ( $p=2$ ).....	160
5.4.4	Généralisation des Règles de décision pour la maintenance ( $p>2$ ) .....	161
5.4.4.1	Effet de la composante angulaire sur la performance de la politique de maintenance prévisionnelle.....	163
5.4.4.2	Limitation potentielle de l'approche proposée .....	164
5.5	Analyse comparative Maintenance prévisionnelle et DIS vs CBM et T <sup>2</sup> multimodale. ... .....	165
5.6	Conclusion.....	167
	<b>Conclusion générale et perspectives .....</b>	<b>168</b>
	Conclusion .....	168
	Perspectives Court Terme .....	171
	Perspectives Long Terme.....	172
	<b>Annexes .....</b>	<b>174</b>
	<b>Bibliographie .....</b>	<b>180</b>

# Liste des Figures

Figure 1.1 Stratégies de maintenance.....	18
Figure 1.2 Schématisation de la dégradation graduelle (discrète et continue).....	22
Figure 1.3 Courbe du taux de défaillance (AFNOR formulaires et outils qualité - i-40-652) .....	24
Figure 1.4 Effet de la variation des actions de maintenance sur les coûts (Deloux, 2008) .....	34
Figure 1.5 Visualisation de la dispersion intrinsèque du processus.....	38
Figure 1.6 Visualisation du centrage du processus .....	38
Figure 1.7 Schématisation d'une carte de contrôle $\bar{X}$ .....	41
Figure 1.8 Effet de l'apparition de causes spéciales sur la distribution d'une caractéristique process (Montgomery, 2009).....	42
Figure 1.9 Visualisation des deux types d'erreurs .....	46
Figure 1.10 Effet de la corrélation sur la détection (univariée – multivariée) .....	47
Figure 1.11 Schématisation de l'aspect de détection assuré par la carte $T^2$ multimodale via une visualisation de la moyenne $\bar{X}$ d'une observation par rapport à l'espace des états connus d'un système.....	57
Figure 1.12 Visualisation de l'effet d'une dérive sur les statistiques $T^2$ (Boudaoud & Cherfi, 2006) .....	59
Figure 1.13 Synthèse du fonctionnement de la carte DIS pour un cas d'une dérive lineaire.....	61
Figure 2.1 Shématisation du lien entre les éléments d'un processus de production selon (Ben-Daya & Duffuaa, 1995).....	64
Figure 3.1 Shématisation du système considéré.....	80
Figure 3.2 Shématisation d'un cycle du système .....	83
Figure 3.3 Données du plan d'expérience des auteurs .....	85
Figure 3.4 Convergence des résultats pour un set de données (ligne 1 du plan d'expérience) pour la politique multivariée (figure 3.3).....	91
Figure 3.5 Visualisation de EPT pour les politiques considérées (10000 simulations).....	92
Figure 3.6 Visualisation de $T_{out}$ pour les politiques considérées (10000 simulations).....	93
Figure 3.7 Effet de la variation de l'amplitude des dérives sur ETP .....	95
Figure 3.8 Effet de la variation de $k$ et $m$ sur : ETP (1), le nombre de fausses alarmes $E(\alpha)$ (2) et $T_{out}$ (3).....	95
Figure 3.9 Effet de la variation des paramètres de forme sur EPT et sur le nombre d'actions d'échantillonnage $E(Qc)$ .....	96

Figure 3.10 Evolution du taux de fausses alarmes en fonction du nombre de caractéristiques suivies.....	97
Figure 4.1 Représentation du système considéré .....	101
Figure 4.2 Schématisation du fonctionnement du système considéré ainsi que les instants de sauts entre les états .....	103
Figure 4.3 Schématisation d'un cas de panne partielle (F) pour deux caractéristiques suivies ( $p=2$ ).....	106
Figure 4.4 Schématisation de la durée d'indisponibilité.....	110
Figure 4.5 Convergence de ETP en fonction du nombre de simulations ( $\Delta t$ fixe) ..	115
Figure 4.6 Evolution de ETP en fonction de $\Delta t$ .....	115
Figure 4.7 Evolution de ETP et de $\Delta t^*$ en fonction de l'augmentation de $C_s$ .....	117
Figure 4.8 Evolution de ETP et de $\Delta t^*$ en fonction de l'augmentation de $C_{cm}$ et $C_{dw}$ .....	118
Figure 4.9 Evolution de ETP et de $\Delta t^*$ en fonction de l'augmentation de $\beta$ .....	119
Figure 4.10 Impact de la variation du nombre de caractéristiques suivies ( $p$ ) sur le cout et les probabilités $ppmi$ et $pcm$ (cas 1) .....	121
Figure 4.11 Impact de la variation du nombre de caractéristiques suivies ( $p$ ) sur le cout et les probabilités $ppmi$ et $pcm$ (cas 1) .....	122
Figure 4.12 Schématisation des scénarios considérés.....	124
Figure 4.13 Effet des règles de décisions pour les scénarios étudiés pour la politique de maintenance proposée .....	125
Figure 4.14 Effet de la variation de $d_{euc}$ entre les états $OC_i$ sur ETP.....	125
Figure 5.1 Schématisation du fonctionnement du système (cas des dérives lentes).....	131
Figure 5.2 Identification des états probables de dérive en fonction de $vi, k$ .....	136
Figure 5.3 Représentation des distances $di$ .....	137
Figure 5.4 Représentation de la durée résiduelle d'une dérive .....	137
Figure 5.5 Schématisation des règles de décision proposées (section 5.2.4).....	138
Figure 5.6 Convergence de ETP en fonction du nombre de simulations ( $\Delta t=2$ et $L_{crit}=2$ fixes) .....	149
Figure 5.7 Évolution des probabilités d'intervention conditionnelle et prévisionnelle en fonction de $L_{crit}$ pour $\Delta t^*=5$ .....	150
Figure 5.8 Schématisation des états du système pour les données du tableau 5.9...	152
Figure 5.9 Effet de la variation de $L_{crit}$ sur les probabilités d'intervention sur le système ( $\Delta t^*=5$ ).....	153
Figure 5.10 Evolution de ETP, de $p_{predi}$ et de $p_{pmi}$ en fonction du nombre de caractéristiques suivies ( $p$ ).....	154
Figure 5.11 Transformation des coordonnées cartésiennes vers des coordonnées polaires (cas de deux caractéristiques suivies) .....	156

Figure 5.12 Représentation des différents angles considérés dans le cas d'un état IC et deux états $OC_i$ (cas de deux caractéristiques suivies) .....	158
Figure 5.13 Schématisation des limites de contrôle associées aux angles $\theta_i$ .....	159
Figure 5.14 Impact de la considération de l'angle de la dérive sur les probabilités d'intervention sur le système (comparaison entre la figure 5.10 à droite et les nouvelles probabilités obtenues à gauche) .....	164
Figure 5.15 Schématisation d'un scénario où les états se succèdent .....	165
Figure 5.16 Schématisation des scénarios considérées .....	166

# Liste des tableaux

Tableau 1.1 Les différents calculs de capacité selon la norme ISO/TS16949 (Pillet, 2005) .....	39
Tableau 2.1 Analyse de la littérature.....	72
Tableau 3.1 Variables aléatoires gouvernant les passages entre les états du système.....	80
Tableau 3.2 Notations des éléments des équations (3.4) et (3.5).....	83
Tableau 3.3 Paramètres considérés pour optimiser le profit total par unité de temps .....	85
Table 3.4 Hypothèses de départ pour l'étude de sensibilité.....	94
Tableau 4.1 Notations des éléments de l'équation (4.3) .....	108
Tableau 4.2 Notations des éléments de l'équation (4.19) .....	113
Tableau 4.3 Données liées aux états du système (les revenus sont considérés par unité de temps).....	114
Tableau 4.4 Données liées aux interventions de surveillance et de maintenance effectuées sur le système (les coûts affichés sont considérés par unité de temps).....	114
Tableau 4.5 Effet de la variation de $C_s$ sur $\Delta t^*$ et ETP .....	116
Tableau 4.6 Effet de la variation de $C_{cm}$ et $C_{dw}$ sur $\Delta t^*$ et ETP .....	118
Tableau 4.7 Effet de la variation de $\beta$ sur $\Delta t^*$ et ETP.....	119
Tableau 4.8 Effet de la variation du nombre de caractéristiques suivies ( $p$ ) .....	120
Tableau 4.9 Effet de la variation du nombre de caractéristiques suivies ( $p$ ) .....	122
Tableau 4.10 Synthèse de l'étude de sensibilité.....	123
Tableau 4.11 Résultat de l'analyse comparative pour $\Delta t^* = 40$ .....	124
Table 5.1 Notations des éléments de l'équation (5.10).....	142
Tableau 5.2 Notations des éléments de l'équation (5.26) .....	147
Tableau 5.3 Paramètres d'entrée liés aux états du système .....	148
Tableau 5.4 Paramètres d'entrées liées aux interventions effectuées sur le système.....	148
Tableau 5.5 Combinaison optimale $\Delta t^*$ et $L_{crit}^*$ maximisant ETP .....	149
Tableau 5.6 Effet de la variation de $C_s$ sur $\Delta t^*$ , $L_{crit}^*$ et ETP.....	151
Tableau 5.7 Effet de la variation de $\beta$ sur $\Delta t^*$ et ETP.....	151
Tableau 5.8 Effet de la variation de $\beta$ sur $\Delta t^*$ et ETP.....	151
Tableau 5.9 Données d'entrée pour l'analyse de la variation des vecteurs moyennes des états $OC_i$ .....	152
Tableau 5.10 Effet de la variation du nombre de caractéristiques suivies ( $p$ ) .....	154

Tableau 5.11 Résultat de l'analyse comparative entre les politiques proposées..... 166

# Introduction Générale

---

Depuis la première révolution industrielle (fin du XVIIIe - début du XIXe siècle), jusqu'à la quatrième révolution industrielle ou Industrie 4.0 (2011), le besoin de faire évoluer les processus industriels reste un objectif important afin de pouvoir survivre dans un environnement fortement concurrentiel (Delmas, 2019). En effet, le succès des entreprises manufacturières repose sur leur agilité et capacité à s'adapter aux technologies émergentes.

Avec la digitalisation des infrastructures et l'amélioration des systèmes industriels, l'objectif des professionnels de l'industrie est de satisfaire les demandes et les exigences des clients. Cela impose un certain nombre de contraintes sur les processus de production, des contraintes aussi qualitatives (respect des délais, exigences vis-à-vis la qualité des produits) que quantitatives (volume important de la demande des clients, disponibilité de l'équipement). Il faut donc s'assurer que l'équipement est bien maintenu afin qu'il puisse satisfaire sa fonction requise. Les industriels et les chercheurs essayent d'identifier de nouvelles solutions permettant une exploitation optimale des équipements de production.

Un constat a été présenté par les auteurs (Ben-Daya & Duffuaa, 1995) qui appuie sur l'importance des solutions intégrant les différents éléments du processus industriel : la maintenance, la production et la qualité, pour assurer une meilleure gestion des processus de production. Un intérêt croissant est retrouvé dans la littérature par rapport à l'intégration des éléments du processus industriel, étant donné qu'une utilisation disjointe de chaque élément (maintenance, qualité et production) n'assure pas une gestion efficace du processus de production (Jafarian-Namin et al., 2021). Le besoin de développer des solutions intégrées représente un élément indispensable à l'amélioration de la performance de ces processus.

Suite à notre analyse de la littérature, nous avons pu étudier les différents volets de la problématique d'intégration entre les éléments du processus de production. Notre travail de recherche se focalise sur la problématique d'intégration entre la qualité et la maintenance et plus précisément, l'intégration de la maintenance conditionnelle et la maîtrise statistique des procédés (MSP). Ce choix se base sur un constat par rapport à

l'abondance de travaux traitant de l'intégration de la maintenance systématique avec la MSP. Nous avons pu relever aussi que la considération de la MSP est souvent associée à une utilisation des cartes de contrôle univariées, des cartes qui permettent de suivre une seule caractéristique du processus ou du produit. Cependant, l'utilisation de la MSP multivariée, qui assure un suivi de plusieurs caractéristiques corrélées, couplée avec la maintenance conditionnelle reste un domaine émergent qui nécessite d'être exploré davantage.

Dans cette perspective, l'objectif de cette thèse est de proposer des règles de décision pour la maintenance conditionnelle basées sur des informations issues du produit. Le travail de recherche présenté s'inscrit dans une démarche d'amélioration du processus de production en permettant d'établir un lien entre le système et les pièces produites.

Ce manuscrit est organisé en cinq chapitres :

Le premier chapitre permet d'appréhender le contexte du travail de recherche présenté et d'avoir les éléments nécessaires à la compréhension du travail de cette thèse. Ce chapitre comporte deux parties associées aux deux domaines considérés. La première partie porte sur la maintenance avec les différents types d'actions et politiques de maintenance. La deuxième partie présente la MSP avec ses différentes notions et outils, ainsi que les définitions des aspects univariés et multivariés.

Le deuxième chapitre est consacré à notre étude de l'état de l'art se focalisant sur les travaux intégrant la maintenance et la MSP. Au début de ce chapitre, nous avons mis l'accent sur la différenciation entre les concepts d'intégration et d'interrelation. L'interrelation se focalise sur l'optimisation d'un certain élément du système en prenant comme contraintes les exigences d'un autre élément (e.g. optimiser la planification de la maintenance en fonction des contraintes liées à la qualité). L'intégration se focalise sur une optimisation et une mise en place simultanée des différents éléments pris en considération (Hadidi et al., 2012). Par la suite, nous avons présenté notre analyse de la littérature qui nous a permis d'identifier plusieurs manques, notamment par rapport à l'exploitation des cartes de contrôle multivariées pour le processus de prise de décision pour la maintenance conditionnelle. Ce chapitre nous a permis d'appréhender les différentes solutions proposées par les travaux de recherche afin de pouvoir se situer et affiner notre contribution. Ensuite, nous avons pu élaborer notre proposition de recherche et formaliser notre proposition.

Le troisième chapitre représente une étude préliminaire établie pour satisfaire deux objectifs. Le premier consiste à appuyer sur l'importance de l'utilisation des cartes de contrôle multivariées par rapport à l'utilisation des cartes de contrôle univariées dans le cadre de suivi de plusieurs caractéristiques produit ou process présentant des corrélations. Nous proposons d'obtenir ce résultat dans un contexte intégré à la maintenance conditionnelle. Le deuxième objectif représente l'identification d'un point de départ basé sur les travaux des auteurs (Panagiotidou & Tagaras, 2010) pour construire notre contribution.

Le quatrième chapitre présente une contribution vis-à-vis de la problématique d'intégration de la maintenance et la MSP. Nous proposons une stratégie de maintenance conditionnelle basée sur des données issues d'une carte de contrôle multivariée. Pour ce travail, nous avons considéré une unité de production qui est sujette à une dégradation affectant la qualité des pièces produites. Si la machine, se dégrade, elle produit des pièces ayant des défauts, mais qui sont considérées acceptables vis-à-vis des spécifications du client. Ces pièces seront vendues à moindre coût. Si le système continue de se dégrader, il génère des pièces non conformes qui sont rebutées. Nous avons considéré que nous ne pouvons avoir des informations sur le système qu'à travers les informations sur la qualité des pièces produites (sauf le cas d'une panne totale qui représente un arrêt de production). Nous avons porté un intérêt particulier aux approches d'identification de la cause des dérives. L'objectif est de pouvoir identifier via des outils de la MSP, que le système n'est plus sous contrôle statistique et de pouvoir identifier dans quel état hors contrôle il se trouve. Une politique de maintenance conditionnelle a été proposée, en se basant sur une carte de contrôle multimodale identifiée dans la littérature (Boudaoud & Cherfi, 2005), qui assure la détection et l'identification de l'état vers lequel le système a dérivé. Ceci nous a permis d'intervenir avec des actions de maintenance adaptées à l'état du système. Une étude par simulation a été proposée pour étudier la performance de la politique de maintenance et une analyse comparative a été établie entre la politique de maintenance proposée et une politique de maintenance basée sur une carte de contrôle multivariée classique ( $T^2$ ) présentée dans le chapitre 3.

Dans le cinquième chapitre, nous avons porté un intérêt à la dynamique de la dérive, c'est-à-dire, la dérive d'un état sous contrôle vers un état hors contrôle. Dans le chapitre 4, nous avons considéré que le passage entre un état sous contrôle et un état

hors contrôle est considéré rapide (e.g. dérive causée par un choc). Dans ce chapitre, nous avons considéré une dérive ayant une dynamique lente (e.g. dérive causée par une usure du matériel). L'objectif est de passer de l'étape de diagnostic assurée par les politiques de maintenance conditionnelle et de faire du pronostic en se basant sur des données issues d'une carte de contrôle multivariée. Nous avons donc proposé une deuxième contribution intégrant les informations récoltées au niveau du produit pour le processus de prise de décision de la maintenance prévisionnelle. Nous avons identifié dans la littérature un outil MSP (la carte DIS multimodale) pour mettre en place nos règles de décision (Boudaoud & Cherfi, 2006). La politique de maintenance proposée pousse l'aspect de la détection et d'identification proposé dans le chapitre 4 vers une approche de prédiction de la dérive du système. En effet, l'objectif des règles de décisions proposées dans ce chapitre est de pouvoir anticiper les dérives du système et intervenir avec des actions de maintenance prévisionnelle avant que le système n'atteigne un état hors contrôle donné. Une étude par simulation de la performance de la politique de maintenance est proposée et une analyse comparative a été établie par rapport aux travaux présentés dans le chapitre 4.

Enfin, nous concluons notre travail en mettant en avant les contributions présentées, leurs limites ainsi que les perspectives de recherche.

Les travaux présentés dans ce mémoire de thèse ont fait l'objet d'une conférence nationale, Lambda Mu 21, Reims (Latrous et al., 2018) et d'une conférence internationale, ESREL 29, Hanovre (Latrous et al., 2019).

# Chapitre 1: Préface à la Maintenance et à la Maitrise Statistique des Procédés

---

## INTRODUCTION

La 4ème révolution industrielle a apporté une vague de digitalisation des infrastructures et des méthodes industrielles. Cette révolution a amené les processus industriels à évoluer pour faire face aux contraintes émergentes ainsi que les phénomènes aléatoires qui peuvent affecter la performance des machines et la qualité des pièces produites. L'objectif des industriels est de maintenir les moyens de production dans les meilleures conditions. Mais, la complexité des systèmes de production rend leurs opérations de gestion de plus en plus difficiles. Selon (Ben-Daya & Duffuaa, 1995), une meilleure approche pour maintenir les machines est de considérer d'autres éléments du processus de production (E.g. la maitrise statistique des procédés). Ceci a ouvert des possibilités de développement de solutions et de stratégies intégrées afin de contribuer à l'amélioration des opérations effectuées pour gérer le fonctionnement des systèmes industriels.

Ce chapitre a pour objectif de définir les éléments liés à la maintenance et à la MSP. La première partie présente les différents concepts de la maintenance, notamment les types, les politiques et stratégies de maintenance. La deuxième partie porte sur les concepts liés à la maitrise statistique des procédés (MSP), notamment la différenciation entre la MSP univariée et multivariée, les différentes dynamiques de dérives ainsi que les aspects de détection et d'identification des dérives.

## 1.1 LA MAINTENANCE INDUSTRIELLE

### 1.1.1 Définition de la maintenance

La maintenance est définie selon la norme NF EN 13306 (X 60-319) comme étant « l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise ». La fonction requise est définie selon la norme NF EN 13306 comme « une fonction, ou ensemble de fonctions d'un bien considérée(s) comme nécessaire(s) pour fournir un service donné ». Si le système est

dans un état dans lequel il peut remplir sa fonction requise, alors il est considéré dans un état de fonctionnement nominal.

Le terme « bien » est défini selon la norme NF EN 13306 comme « tout élément, composant, mécanisme, sous-système, unité fonctionnelle, équipement ou système qui peut être considéré individuellement ». Dans ce chapitre, le terme système est utilisé pour faire référence au terme « bien ».

Selon (Zuo et al., 1999) et (Rosmaini & Shahrul, 2012), il existe deux façons pour représenter un système. Si un système peut être décomposé en plusieurs éléments ou composants avec une représentation de relations entre ces différents éléments, le système est vu comme une « boîte blanche » ou un système « multi-composants ». Cependant, le système vu en tant que « boîte noire » ou « mono-composant » est un système qui est considéré comme un composant unique.

Nous pouvons distinguer les actions de maintenance en fonction de plusieurs facteurs, comme la raison de l'action, la fréquence d'intervention ou le niveau de réparation du système. Ces éléments sont détaillés dans la section suivante 1.1.2.

### 1.1.2 Les types d'actions de maintenance

Les actions de maintenance peuvent être classifiées en deux types : les actions de maintenance corrective et les actions de maintenance préventive. La figure 1.1, illustre les différents types d'actions de maintenance qui seront présentés dans cette section 1.1.2. Les interventions de maintenance corrective sont nécessaires suite à l'occurrence d'une défaillance du système. Si le système est en fonctionnement, les interventions de maintenance préventive sont mises en place selon différents critères (reflétés par la figure 1.1) dans le but d'éviter l'occurrence d'une défaillance.

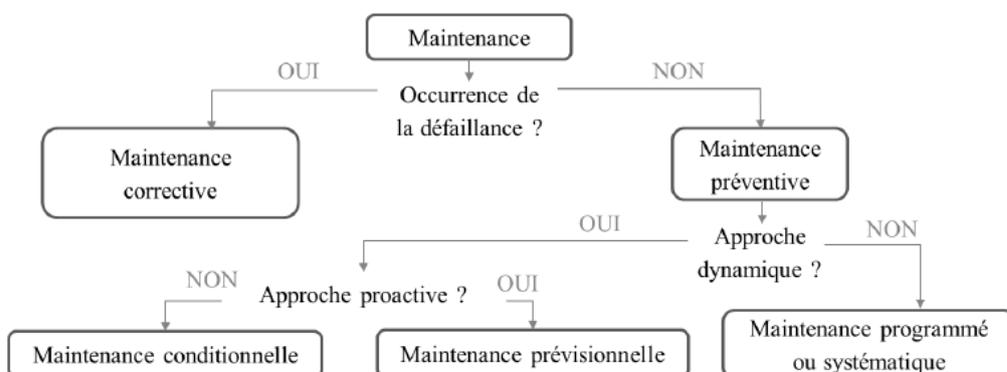


Figure 1.1 Stratégies de maintenance

### ***1.1.2.1 La maintenance corrective***

Selon la norme NF EN 13306, la maintenance corrective représente « la maintenance exécutée après détection d'une panne ». La panne est définie selon la norme NF EN 13306 comme « un état d'un bien inapte à accomplir une fonction requise ».

Les interventions correctives sur un système donné diffèrent selon les instants d'interventions. Les actions de maintenance corrective d'urgence sont définies selon la norme NF EN 13306 comme « des actions de maintenance corrective qui sont exécutées sans délai après détection d'une panne afin d'éviter des conséquences inacceptables » et les actions de maintenance corrective dites différées, sont définies selon la norme NF EN 13306 comme « des actions qui ne sont pas exécutées immédiatement après la détection d'une panne, mais qui sont retardées en accord avec des règles de maintenance données ».

Les actions de maintenance corrective se différencient aussi par rapport à l'ampleur de l'intervention sur le système en panne. Les actions de maintenance sont considérées palliatives si elles ont un caractère temporaire ou provisoire. Les actions de maintenance sont curatives si elles remettent le système dans un état nominal (section 1.1.1)

### ***1.1.2.2 La maintenance Préventive***

Selon la norme NF EN 13306, la maintenance préventive représente « la maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien ». L'occurrence d'une panne du système peut causer des arrêts de production.

Il existe trois catégories d'actions de maintenance préventive : systématique, conditionnelle et prévisionnelle. Ces éléments sont définis dans ce qui suit selon la norme NF EN 13306.

- La maintenance systématique ou programmée est « une maintenance préventive exécutée à intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien ». Les actions de maintenance sont effectuées selon un échéancier prédéfini à l'avance. Dans la pratique, les industriels se basent sur l'historique des pannes pour planifier les interventions sur

le système. Ce type de maintenance consiste à intervenir sur le système uniquement à des moments définis par un planning préétabli.

- La maintenance conditionnelle est « une maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent ». Pour ce type de maintenance, l'établissement de règles de décision pour piloter les actions de maintenance se base sur des informations issues du système. Ceci nécessite de surveiller ou d'inspecter le système pour pouvoir récolter les données nécessaires à l'établissement des règles de décisions pour la maintenance conditionnelle. La notion d'inspection/surveillance sera détaillée dans la section 1.1.4.

- La maintenance prévisionnelle est « une maintenance conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation du bien ». Ce type de maintenance est une extension de la maintenance conditionnelle qui permet non seulement de connaître l'état du système mais aussi de se projeter dans le futur et prédire à quel moment le système considéré est susceptible de se dégrader ce qui permet d'anticiper les éventuelles défaillances.

Au niveau des pratiques industrielles, une utilisation unique d'un seul type de maintenance est rarement considérée (Makabe & Morimura, 1963). En effet, la maintenance corrective permet de remettre le système en fonctionnement, tandis que la maintenance préventive est mise en place pour réduire la probabilité que le système soit défaillant. Il est important donc d'utiliser ces deux types d'actions de maintenance de façon conjointe pour maintenir le système dans un état, dans lequel il peut remplir sa fonction requise.

Les actions de maintenance peuvent aussi être différenciées vis-à-vis de leur efficacité. Selon la définition de la maintenance, avec quelle efficacité les actions de maintenance peuvent-elles « rétablir le système dans un état où il peut accomplir sa fonction requise ».

Une action de maintenance est considérée parfaite si elle aboutit à un rétablissement du système dans un état dans lequel il peut être considéré comme neuf, ou « as good as new » (AGAN). Toutes les caractéristiques du système sont donc considérées sous un état nominal après ce type d'intervention.

Une action de maintenance est considérée imparfaite si elle n'assure pas une remise à neuf (AGAN) du système. Il existe plusieurs types d'actions de maintenance imparfaites.

Une action de maintenance imparfaite est considérée minimale, ou « as bad as old » (ABAO), si l'objectif est de permettre au système de fonctionner dans un état dans lequel il se trouvait avant l'occurrence d'une défaillance. Les auteurs Barlow et Hunter étaient les premiers à traiter cette notion et à présenter l'effet de ce type d'action de maintenance (Barlow & Hunter, 1960).

Une action de maintenance imparfaite peut aussi être ni parfaite ni minimale. C'est le cas où l'effet de l'action de maintenance permet de rétablir le système dans un état intermédiaire entre l'état AGAN et ABAO. Selon les auteurs (Brown & Proschan, 1983), ce type d'action de maintenance ne permet pas une remise à neuf du système mais permet une amélioration de sa performance par rapport à son état avant l'occurrence de la défaillance. Cette amélioration est proportionnelle au niveau de réparation effectué sur le bien.

### **1.1.3 Modélisation de la défaillance des systèmes**

La mise en place d'une politique de maintenance dépend de l'évolution de la défaillance du système. La modélisation de la défaillance peut être déterministe ou stochastique.

Une modélisation déterministe repose sur une connaissance de la physique de la défaillance. Une connaissance approfondie du système et de ses éléments ainsi que de la physique du phénomène de dégradation est nécessaire afin de pouvoir mettre en place un modèle qui reflète le fonctionnement du système et de sa dégradation (Letot, 2013).

Une modélisation stochastique permet de modéliser la dégradation si l'approche déterministe n'est pas envisageable. La modélisation de la dégradation selon cette approche peut être classifiée en deux catégories, en fonction de la connaissance des états de fonctionnement du système considéré et de la dynamique de la dégradation (Deloux, 2008).

- ***Les modèles de durée de vie (Défaillance soudaine)***

Un modèle de durée de vie reflète la défaillance d'un système ayant un fonctionnement qui peut être modélisé par un état de marche et un état de panne. Ces

modèles se focalisent sur l'estimation des lois de transitions entre les deux états du système (la durée de vie du système, la durée avant les interventions de maintenance, etc.)(Schutz, 2009).

- **Les modèles de dégradation (Défaillance graduelle)**

La dégradation peut s'effectuer de manière graduelle. Des modèles de dégradations ont été développés sous l'hypothèse que l'espace des états ne se restreint pas à un état de panne et de marche (modèles de durées de vie), mais un espace d'états qui regroupe un ensemble d'états intermédiaires qui sont proportionnels à la dégradation assurant une transition de l'état neuf vers un état de panne. Selon (Lesobre, 2015), deux approches de modélisation de la dégradation sont disponibles. Les modèles de dégradation discrète et les modèles de dégradation continue sont illustrés par la figure 1.2.

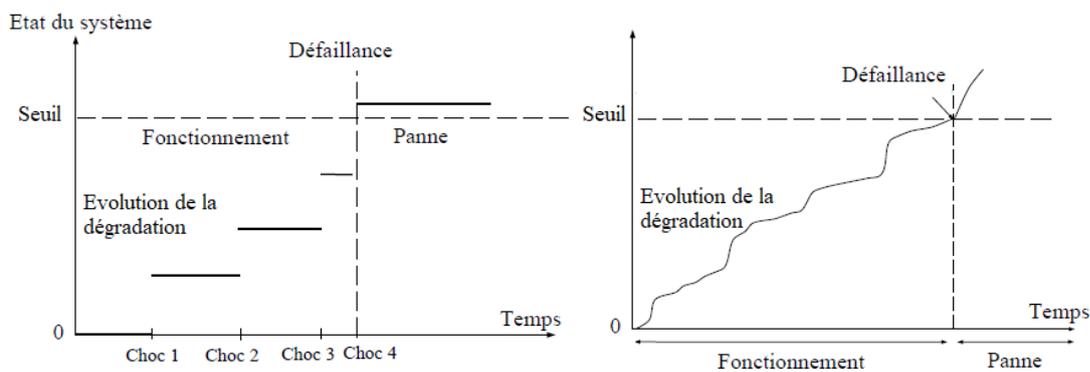


Figure 1.2 Schématisation de la dégradation graduelle (discrète et continue)

*Les modèles de dégradation discrète :*

Les modèles de dégradation discrète reflètent les dégradations de type saut ou de type choc. Pour ces modèles, le passage d'un état dégradé vers un autre état est piloté par des incréments/des sauts de dégradation. Le cumul de l'évolution de la dégradation du système mène vers une défaillance de ce dernier (Deloux, 2008). Les processus Markoviens sont utilisés pour la modélisation discrète de la dégradation à cause de leurs facilités d'implémentation, mais ils nécessitent une quantité importante de données pour fournir une représentation pertinente du système (Letot, 2013).

*Les modèles de dégradation continue :*

Les modèles de dégradation continue se basent sur une connaissance de la loi reflétant l'incrément de la dégradation entre deux instants. La dégradation est

donc modélisée suivant des modèles stochastiques comme le processus de Wiener, le processus Gamma ou le processus Gaussien inverse. Selon (Alaswad & Xiang, 2017), le processus de Wiener est utilisé pour décrire une dégradation continue qui a une tendance non monotone, le processus Gamma est plus utilisé dans le cas de dégradation monotone et le processus Gaussien inverse est utilisé pour modéliser une dégradation hétérogène des systèmes dans un milieu aléatoire.

#### **1.1.4 Politiques de maintenance préventive**

Etablir une stratégie uniquement basée sur la maintenance corrective et attendre que le système fonctionne jusqu'à atteindre un état de panne a été prouvé non efficace et engendrerait des pertes importantes au niveau des coûts et de la performance (Barlow & Proschan, 1965)(Tsang, 1995).

Les spécialistes de la maintenance ont initialement proposé des politiques de maintenance préventive qui se basent sur des informations tels que le retour d'expérience des professionnels ou les recommandations des constructeurs des composants du système considéré. En effet, jusqu'aux années 50, les actions de maintenance préventive reposaient sur les informations du fabricant et selon (Drinkwater & Hastings, 1967) (Labib, 2014), cette approche a été jugée inefficace pour diverses raisons (la diversité des contraintes environnementales et du milieu d'utilisation des diverses pièces du système, la variation du niveau de sollicitation des machines, etc.).

Selon (Hadidi, 2012), le choix d'une politique de maintenance préventive se base sur un questionnement concernant deux éléments : la nature de l'intervention et l'instant de l'intervention. Différentes politiques de maintenance préventive ont été développées afin de déterminer quelles actions de maintenance sont nécessaires pour répondre au besoin d'un système donné (Wang, 2002). Une classification des politiques de maintenance proposée par les auteurs (Rosmaini & Shahrul, 2012) regroupe les politiques de maintenance sous deux catégories :

- Des politiques de maintenance basées sur le temps qui regroupe les politiques de type âge, les politiques de maintenance périodique et séquentielles.
- Des politiques basées sur des données système qui regroupe les politiques de maintenance conditionnelle et prévisionnelle.

Ces deux catégories sont présentées dans les sections qui suivent : 1.1.4.1 et 1.1.4.2.

#### 1.1.4.1 Politiques de maintenance basées sur le temps

Selon (Kim et al., 2016), les politiques de maintenance basées sur le temps visent à réduire la dégradation du système en appliquant une maintenance préventive pendant que le système est encore en fonctionnement. Parmi ces politique de maintenance, nous citons : les politiques de type âge, les politiques périodiques et séquentielles ainsi que les politiques basées sur la limitation de certains facteurs tel que le taux de défaillances, les coûts et les actions de réparation. Ces politiques de maintenance assument une connaissance au préalable du système et se basent sur son historique de défaillance pour planifier les interventions de maintenance. En effet, l'historique permet d'estimer le taux de défaillance du système qui peut être représenté par la courbe du taux de défaillance, plus communément connue sous le nom de courbe baignoire (figure 1.3).

La figure 1.3 est divisée en 3 parties. Chaque partie représente une période de l'évolution d'un système ou d'un équipement donné.

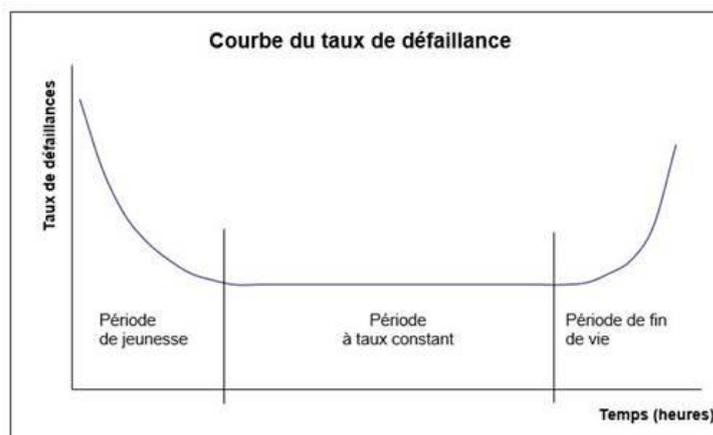


Figure 1.3 Courbe du taux de défaillance (AFNOR formulaires et outils qualité - i-40-652)

Selon la définition donnée par l'AFNOR I-40-651, la première période représente la période de jeunesse ou de début de vie caractérisée par un taux de défaillance initialement élevé qui diminue en fonction du temps. Cette période représente la période de « rodage » de l'équipement qui permet l'identification des éventuels problèmes ou imperfections de fabrication. La seconde période est associée à un taux de défaillance constant où l'équipement entre dans sa durée de vie utile où il est supposé remplir sa fonction requise. La troisième période représente la période de vieillesse indiquant un accroissement du taux de défaillance.

Il existe plusieurs politiques de maintenance préventive basées sur le temps, parmi lesquelles nous citons :

#### *1.1.4.1.1 Politiques de maintenance de type âge*

L'une des premières politiques de maintenance préventive mise en place est la maintenance de type âge qui a été introduite par (Barlow & Proschan, 1965). La politique de maintenance consiste à intervenir sur le système de manière préventive si le système a fonctionné pendant une durée prédéterminée qui représente l'âge  $T$ , ou intervenir de manière corrective en cas de défaillance du système. L'âge de l'équipement est estimé en se basant sur l'historique des défaillances du système et les données constructeurs. Plusieurs façons existent pour quantifier l'âge du système qui peut prendre plusieurs formes ; initialement considérées comme une somme d'heure de fonctionnement (Tahara & Nishida, 1975), ou l'âge peut être représenté par un indicateur comme le nombre de défaillances du système. Les actions de maintenance préventive dans les travaux cités étaient considérées parfaites. Des extensions ont été développées avec les travaux de (Pham & Wang, 1996) pour couvrir les actions de maintenance imparfaite.

#### *1.1.4.1.2 Politiques de maintenance périodique (de type bloc)*

Il existe aussi une autre politique nommée maintenance périodique ou maintenance de type bloc, initialement présentée par (Nakagawa, 1979). Cette politique de maintenance consiste à intervenir de façon périodique sur le système selon un échéancier prédéfini à l'avance. Plusieurs extensions ont été développées en intégrant les actions de maintenance imparfaites (Barlow & Hunter, 1960)(Nakagawa, 1979)(Liu et al., 1995).

D'autres extensions se sont focalisées sur l'intégration des stratégies de type âge (section 1.1.4.1.1) et de type bloc (section 1.1.4.1.2). Nous citons les travaux de (Berg & Epstein, 1976) qui ont proposé une stratégie de type bloc avec des contraintes sur l'âge du système. Selon cette stratégie, s'il y a occurrence d'une panne, le système est réparé/remplacé, mais si l'âge d'un élément du système est inférieur à un certain seuil, aucune intervention n'est effectuée et le système reste en fonctionnement jusqu'à une éventuelle panne ou une prochaine maintenance planifiée. (Sheu, 1994)(Toshiro, 1978) ont repris la même stratégie des auteurs (Berg & Epstein, 1976) en considérant des actions de maintenance minimale pour lesquelles ils ont proposé l'utilisation de pièces usées pour effectuer les actions de maintenance.

#### *1.1.4.1.3 Politiques de maintenance séquentielle*

Les politiques de maintenance séquentielles assurent des interventions de maintenance systématique non périodique. Pour cette politique de maintenance, les interventions/remplacements du système sont effectués à des intervalles non égaux, comparée à une politique de maintenance périodique où les intervalles d'intervention de maintenance sur le système sont identiques. Cette politique a été initialement proposée par (Barlow & Proschan, 1965). Selon les auteurs, plus le système est en fonctionnement (plus l'âge du système augmente), plus il y a un intérêt à intervenir sur le système à des intervalles plus rapprochés. Plusieurs travaux ont considéré cette stratégie de maintenance (Chowdhury, 1988) (Nguyen & Murthy, 2016) (Taylor et al., 2007).

#### *1.1.4.1.4 Politiques de maintenance basées sur la limitation du taux de défaillance*

Cette politique de maintenance consiste à maintenir les interventions correctives en cas de défaillance et à intervenir préventivement si le système atteint un taux de défaillance pré-calculé en fonction des données de panne. Cette stratégie fait en sorte que le système fonctionne en maintenant un niveau minimal de fiabilité prédéterminé (Lie & Chun, 1986).

#### *1.1.4.1.5 Politiques de maintenance basées sur la limitation des coûts et des durées de maintenance*

Toute intervention sur un système donné engendre généralement un coût et nécessite une durée. Une politique de maintenance peut se focaliser sur la limitation de ces critères. Les auteurs dans (Beichelt, 1982) (Drinkwater & Hastings, 1967) sont parmi les premiers qui ont travaillé sur la mise en place de politiques de maintenance en fonction du coût d'intervention sur le système. Par contre, (Nakagawa & Osaki, 1974) ont utilisé la durée des interventions comme critères pour planifier les actions de maintenance. Selon les auteurs, une action de remplacement du système est enclenchée si la durée d'une action de maintenance a dépassé un certain seuil. Un seuil qui est déterminé permettant de minimiser le coût de maintenance. Ces politiques de maintenance considèrent toujours le cas d'intervention corrective/remplacement du système dans le cas de défaillance.

#### *1.1.4.1.6 Politiques de maintenance basées sur la limitation des actions de réparation*

Ce type de politique de maintenance a été initialement traité par (Makabe & Morimura, 1963), les auteurs ont mis en place une politique de maintenance basée sur un seuil du nombre de réparations effectuées sur le système. Ils ont adopté une approche par réparation minimale jusqu'à l'atteinte d'un certain seuil où il est nécessaire d'intervenir par des actions de maintenance parfaite sur le système. Parmi les extensions de cette stratégie, son couplage avec l'âge du système permettant de décaler la maintenance parfaite si le système est jugé encore fonctionnel, une information fournie par l'âge prédéfini.

Dans ce qui précède, des politiques de maintenance basées sur le temps ont été présentées. Ces politiques représentent une grande partie de la littérature, dû au fait qu'elles ont marqué le début d'une branche de développement et d'amélioration du volet de la maintenance préventive. Il existe aussi le volet de la maintenance conditionnelle et prévisionnelle qui est présenté dans la section suivante 1.1.4.2.

#### *1.1.4.2 Politiques de maintenance conditionnelle et prévisionnelle*

La maintenance conditionnelle et la maintenance prévisionnelle, comme définies dans la section 1.1.2.2, sont des politiques de maintenance qui se basent sur des données issues du système. Les données sont récoltées par le biais d'actions d'inspection du système. Que ce soit de la maintenance conditionnelle ou prévisionnelle, les inspections représentent une étape importante pour la mise en place de ces politiques de maintenance, ceci sera définie dans la section qui suit 1.1.4.2.1.

##### *1.1.4.2.1 L'inspection du système*

Une action d'inspection est définie selon la norme NF EN 13306 comme étant l'action de « contrôle de conformité réalisé en mesurant, observant, testant ou calibrant les caractéristiques significatives d'un bien ». La norme différencie entre les actions d'inspection et les actions de surveillance qui sont définies comme « l'ensemble d'activités exécutées manuellement ou automatiquement ayant pour objet d'observer l'état réel d'un bien. ». Pour éviter toute confusion, les actions d'inspection et de surveillance seront considérées sous la même catégorie d'actions effectuées sur le système pour récolter des informations relatives à l'état du système ou à ces composants.

Il existe différentes politiques d'inspections dans le but de définir des éléments essentiels à la collecte d'informations au niveau du système. Les actions d'inspection peuvent être classifiées selon deux critères : la disponibilité de l'information et le niveau de précision de l'action d'inspection.

Par rapport au critère de la disponibilité de l'information, si le système est équipé d'outils permettant l'accès en permanence à l'information, ceci permet une surveillance en continu et donc un flux d'informations fourni tout au long de la durée de fonctionnement du système (par exemple le suivi d'un capteur de température qui donne des valeurs en temps réel d'un composant du système). Si l'accès à l'information n'est pas possible à chaque instant, dû à des limitations (ancien équipement, complexe, etc.), les inspections peuvent prendre une tendance discrète, que ce soit périodique ou séquentielle. La récolte d'informations peut être soit en continu (une installation d'un capteur pour assurer une lecture non interrompue) ou périodique/ non périodique (Rosmaini & Shahrul, 2012).

Par rapport au critère de la précision, la qualité et la pertinence de l'information récoltée jouent un rôle important dans le processus de prise de décision pour la maintenance. Une action d'inspection est considérée parfaite, si elle permet de refléter l'état réel du système. Cependant, une action d'inspection est considérée imparfaite si la récolte d'information sur le système est incomplète ou peut être erronée. En effet, l'état réel du système peut être difficile et complexe à déduire juste par le biais d'inspections. Selon (Delmas, 2019), dans la pratique, la récolte d'information par rapport à l'état réel du système n'est pas accessible. L'inspection effectuée est donc considérée imparfaite.

Les différentes méthodes d'inspections ont été traitées par plusieurs travaux (Deloux, 2008) (Kim et al., 2016) (Moubray, 1999) (Rosmaini & Shahrul, 2012). Parmi ces méthodes, nous citons l'inspection basée sur l'analyse de vibration, l'inspection basée sur le suivi de la température et l'inspection visuelle. Les méthodes d'inspection citées ne représentent pas une liste exhaustive de tous les types d'inspections possibles, car cela dépend du domaine applicatif ou des besoins par rapport aux indicateurs à suivre et des méthodes à utiliser. Des éléments qui restent étroitement liés à la nature du système industriel ainsi que les différentes défaillances à éviter et à détecter.

#### 1.1.4.2.2 *Les politiques de maintenance conditionnelle*

Les actions d'inspections, définies dans la section précédente 1.1.4.2.1, permettent le développement de stratégies de maintenance conditionnelle. La maintenance conditionnelle, comme définie dans la section 1.1.2.2, dépend de l'information collectée auprès du système. La maintenance conditionnelle permet de capturer les éventuels indicateurs des défaillances potentielles, des indicateurs relevés via diverses techniques d'inspections.

Ayant identifié les paramètres pertinents, ainsi que la méthode d'inspection, un seuil limite est mis en place pour déclencher les actions de maintenance sur le système. Il existe divers critères de classification des politiques de maintenance conditionnelle. Selon (Alaswad & Xiang, 2017), une classification des politiques de maintenance conditionnelle est proposée selon le critère de l'évolution de la dégradation du système industriel (présentée dans section 1.1.3), qui peut être une dégradation discrète ou continue.

- *Politiques de maintenance conditionnelle pour une dégradation discrète*

La majorité des modèles de maintenance conditionnelle qui se basent sur l'hypothèse de la dégradation discrète considèrent des processus multi-états, un concept introduit initialement par (Murchland, 1975). Comme mentionné dans la section 1.1.3, les processus markoviens sont utilisés pour la modélisation discrète de la dégradation et une majorité des travaux de recherche traitant des politiques de maintenance conditionnelle pour une dégradation discrète se basent sur l'hypothèse que la dégradation peut être modélisée via des processus markoviens (Hadidi et al., 2012).

Parmi les travaux traitant de cette modélisation, (Deloux, 2008) a proposé une politique de maintenance parfaite appliquée à une dégradation discrète. L'espace des états reflète la dégradation de type chocs liée à l'environnement stressant ainsi que la dégradation associée au vieillissement du système considéré. Les auteurs dans (Byon & Ding, 2010) (Neves et al., 2011) ont considéré la même approche pour l'établissement des règles de décision pour la maintenance conditionnelle en considérant que les inspections effectuées sur le système sont imparfaites.

- *Modèle de maintenance conditionnelle pour une dégradation continue*

Parfois, une classification des différents états de fonctionnement du système n'est pas possible. Si la dégradation se comporte de manière graduelle dans le temps, (E.g. la corrosion des structures métalliques, la propagation des fissures, l'usure de l'équipement, etc.), la mise en place du processus de prise de décision pour la maintenance conditionnelle doit s'adapter à la nature de la dégradation continue (Grall et al., 2002).

Les travaux de (Gorjian et al., 2009) ont développé les avantages et les limitations ainsi que les circonstances d'utilisation des différents modèles de dégradation. Les travaux de (Caballé et al., 2015) ont proposé une politique de maintenance conditionnelle basée sur une inspection périodique et des actions de maintenance parfaites avec une modélisation de la dégradation en utilisant un processus Gamma. Les auteurs (Do et al., 2015) ont choisi d'utiliser la même modélisation mais ont considéré des actions de maintenance imparfaites. Les auteurs (Zhang et al., 2014) ont considéré l'utilisation conjointe du processus Gamma et le processus de Wiener (section 1.1.3) pour la modélisation de la dégradation. Ils ont proposé une politique de maintenance conditionnelle avec des interventions parfaites sur le système. Pour cette politique de maintenance, les instants d'interventions préventifs sont déterminés de façon dynamique en fonction des informations obtenues par l'inspection et le seuil de dégradation est actualisé après chaque action de maintenance.

#### *1.1.4.2.3 Les stratégies de maintenance prévisionnelle*

La maintenance prévisionnelle utilise l'information du système pour faire du pronostic par rapport à son état futur et par conséquent, planifier les actions de maintenance pour anticiper la dégradation du système et éviter son occurrence. La méthode la plus utilisée dans la littérature consiste à prédire le temps avant l'occurrence d'une défaillance, appelé durée de vie résiduelle ou *RUL* pour « Remaining Usefull Life » (Sikorska et al., 2011).

Plusieurs approches sont considérées par rapport à l'application de la maintenance prévisionnelle. Selon (Ding & Kamaruddin, 2014) (Gorjian et al., 2009) (Tung & Yang, 2009), trois approches de maintenance prévisionnelle sont présentées : l'approche à base de modèle, l'approche basée sur les systèmes experts et l'approche basée sur les données.

- *Approche à base de modèle*

Cette approche se base sur une modélisation mathématique de la physique de la dégradation de manière déterministe (E.g. la modélisation de l'effet de la fatigue sur la propagation des fissures sur un équipement donné). Cette approche utilise le calcul des valeurs résiduelles comme indicateur pour détecter et prédire l'occurrence des défaillances (Jardine et al., 2006). Les valeurs résiduelles représentent la différence entre les valeurs calculées via le modèle mathématique et celles récoltées auprès du système par les opérations d'inspections. Ceci implique une connaissance spécifique du mécanisme de dégradation et une identification des paramètres pertinents à surveiller au niveau du système. Un lien peut donc être établi entre l'effet de la variation des paramètres et le comportement du système, assurant une connaissance tangible du système et une modélisation plus fidèle reflétant les différentes relations de causalité entre ses paramètres.

Par contre, se baser sur la modélisation mathématique pour l'approche à base de modèle la rend assez rigide, car elle est dépendante du comportement préétabli (Delmas, 2019). Ces éléments incitent à utiliser de méthodes plus flexibles qui permettent d'adapter le modèle initial en fonction de l'évolution de la dynamique de la dégradation et de l'environnement dans lequel il évolue (Luo et al., 2003).

- *Approche à base de systèmes experts (Knowledge based)*

Dans le cas des systèmes complexes, où la mise en place d'un modèle mathématique exact n'est pas possible, se baser sur les retours d'expériences des experts représente une solution. Les règles de décision établies par des experts sont utilisées dans la pratique pour la détection et la prévention des pannes (diagnostic et pronostic). Les experts limitent aussi l'intervention humaine en fournissant des règles de décision qui englobent la majorité des scénarios relevés par les retours d'expériences. Les systèmes experts initialement construits par une multitude de règles « si », « alors », ont eu droit à des extensions notamment en utilisant la logique floue en cas d'incertitude afin de pouvoir répondre au besoin (Gorjian et al., 2009).

Néanmoins l'acquisition du domaine de connaissances nécessaires et de sa formalisation en règles de décision nécessite une expertise poussée. Comme le concept est de se baser sur l'expérience, donc le vécu, les éventuels nouveaux scénarios de dégradation ne seront pas disponibles et nécessiteront une refonte du système expert. De plus, la complexité computationnelle augmente avec les règles de décision (Garcia,

2015). Selon (Tung & Yang, 2009), l'utilisation de cette approche dépend de plusieurs facteurs, tels que les pratiques communes du domaine, la disponibilité, le budget, le personnel qualifié/ experts, etc.

- *Approche basée sur les données (data driven)*

L'approche basée sur les données découle d'un traitement des données relevées lors des actions d'inspections du système. Ces données permettent une meilleure compréhension du système ainsi que des éventuelles défaillances qui peuvent se produire. Cette approche s'appuie sur l'hypothèse que les caractéristiques statistiques des données restent relativement inchangées, du moins, jusqu'à l'occurrence d'un comportement défaillant du système (Ding & Kamaruddin, 2014). Mises à part les variations dues aux aléas (bruits, incertitude de mesure, etc.), toute autre variation des indicateurs est supposée liée à des signes de dégradation.

Cette approche est basée sur des méthodes statistiques (E.g. analyse en composantes principales, régression des moindres carrés partiels, etc.), ou sur des méthodes d'apprentissage automatique (E.g. réseaux de neurones convolutifs, arbres de décision, etc.). L'un des points positifs de cette approche est sa capacité à transformer une quantité importante de données en un ensemble d'informations permettant la mise en place de règles de décision pour la maintenance prévisionnelle. Par contre, des données manquantes ou de mauvaise qualité affectent grandement l'efficacité de cette approche (Tung & Yang, 2009).

Cette section 1.1.4 démontre l'importance et la diversité des approches existantes par rapport à la mise en place de la maintenance préventive. Toutes les politiques de maintenance préventive présentées ont pour objectif d'améliorer la performance des systèmes et leurs rendements afin qu'ils puissent remplir leurs fonctions requises. Il est important de pouvoir évaluer la performance des politiques de maintenance mises en place. La section suivante 1.1.5 traite de l'évaluation des politiques de maintenance.

### **1.1.5 Evaluation des politiques de maintenance**

Les actions de maintenance corrective et préventive diffèrent selon la nature de l'intervention, mais aussi selon les coûts et les délais. Les interventions de maintenance correctives ont un impact plus important que les interventions préventives (en termes de coûts et de durées). Une mise en place optimale d'une politique de maintenance

visent un équilibre entre le préventif et le correctif pour atteindre un objectif fixé. L'évaluation des politiques de maintenance repose sur certains critères afin de pouvoir quantifier la performance d'une politique donnée. Afin d'atteindre les objectifs fixés, il faut identifier certains paramètres qui optimisent les critères considérés.

Selon (Hadidi et al., 2012) (Gouiaa-Mtibaa, 2017), le critère le plus utilisé dans la littérature est le critère économique. Pour ce critère, l'objectif est de réduire les coûts engendrés par les actions de maintenance. Mais les coûts ne constituent pas uniquement les coûts des interventions préventives et correctives, mais aussi les coûts d'indisponibilité. (E.g. une indisponibilité due à une intervention de maintenance sur le système). En effet, selon (Deloux, 2008), une approche simple pour évaluer les coûts engendrés par les différentes interventions sur le système est de leur associer des coûts unitaires. Une évaluation du coût moyen à long terme par unité de temps (noté  $EC_{\infty}$ ) devient possible comme suit,

$$EC_{\infty} = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[C(t, \theta)]}{t} \quad (1.1)$$

Avec  $C(t, \theta)$  regroupant l'ensemble des coûts d'actions de maintenance effectuées dans un intervalle  $[0, t]$  et  $\theta$  l'ensemble des paramètres desquels dépend le coût. Si le système est remis à neuf suite aux interventions de maintenance, il est considéré comme un processus régénératif qui se définit selon (Grall et al., 2002) (Asmussen, 2003) (Ponchet, 2010) comme « un processus qui décrit l'évolution du système entre deux instants de remise à neuf ou renouvellement ». Si un processus remplit cette condition alors, le calcul de  $C_{\infty}$  revient à calculer l'espérance du coût sur un cycle qui se formule comme suit,

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[C(t, \theta)]}{t} = \frac{E[C(S, \theta)]}{E(S, \theta)} \quad (1.2)$$

Avec  $S$  représentant la date de la première intervention sur le système le remettant à neuf. En d'autres termes, l'estimation du coût moyen à long terme par unité de temps revient à observer l'espérance du coût sur un cycle de renouvellement.

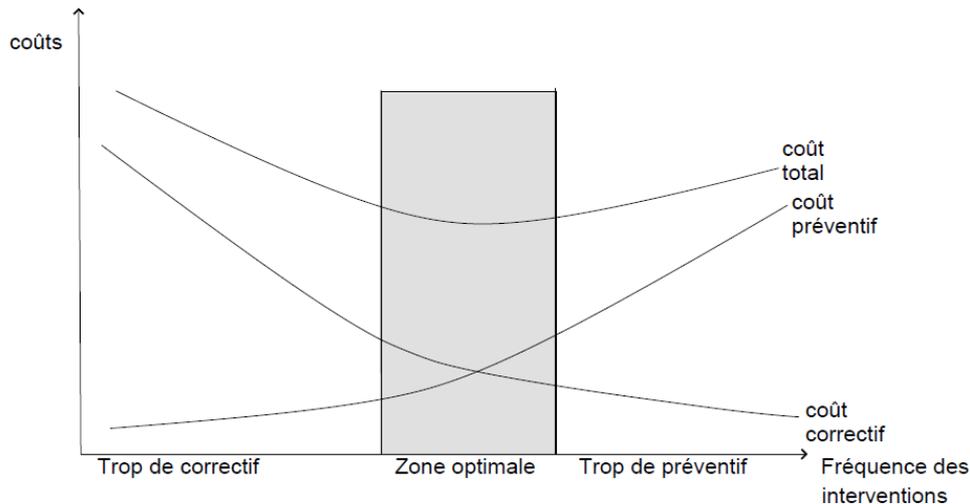


Figure 1.4 Effet de la variation des actions de maintenance sur les coûts (Deloux, 2008)

La figure 1.4 reflète l'effet de la variation des fréquences d'interventions de maintenance corrective et préventive sur leurs coûts respectifs. Selon la figure 1.4, la présence d'une zone optimale reflète une utilisation équilibrée des politiques de maintenance corrective et préventive. Des interventions préventives fréquentes assurent certes un fonctionnement optimal évitant l'occurrence de défaillance du système, mais engendrent aussi des coûts liés aux interventions de maintenance sur le système. La périodicité des interventions préventives représente le paramètre à évaluer dans le cadre de la maintenance basée sur le temps. Les actions de maintenance conditionnelle/prévisionnelle nécessitent des actions d'inspection qui sont prises en compte dans les coûts. L'intervalle entre les inspections et le seuil d'interventions (indiquant l'occurrence d'une défaillance) représentent les variables à optimiser dans le cadre de la maintenance conditionnelle/prévisionnelle.

Parfois, l'évaluation de la performance d'une politique de maintenance selon un critère économique souffre d'incertitude par rapports aux coûts unitaires considérés (Liao et al., 2005), ou la performance d'une politique de maintenance peut être quantifiée par des critères autres qu'économiques. D'autres critères sont donc utilisés afin de pouvoir planifier de manière optimale les actions de maintenance. Nous citons quelques critères comme l'indisponibilité de l'équipement, (Grall et al., 2002), la probabilité de panne (Ponchet, 2010) ou des critères liés à l'ordonnancement comme la minimisation des retards (Cui et al., 2014).

### **1.1.6 Conclusion par rapport à la maintenance**

La maintenance représente un domaine très large et qui demande une réflexion continue sur la façon de l'améliorer. Dans ce chapitre, nous avons mis en avant les principaux types de maintenance qui sont utilisés dans la littérature (maintenance corrective et maintenance préventive). La littérature classe les politiques de maintenance préventive en deux catégories, des politiques de maintenance systématique basées sur le temps qui sont couramment utilisées et des politiques de maintenance conditionnelle/ prévisionnelle basées sur les données du système. Pour ces politiques, nous avons mis en avant l'importance des actions d'inspection pour la récolte de données nécessaires à leur mise en place.

Selon les auteurs (Ben-Daya & Duffuaa, 1995), une vision systémique a vu le jour incitant à éviter la gestion décloisonnée des activités de maintenance et de poursuivre une approche d'intégration de la maintenance avec les autres éléments comme la qualité. En effet, la qualité représente un élément qui joue un rôle aussi important que la maintenance et qui est, en soit, un domaine assez vaste avec plusieurs outils qui s'offrent aux spécialistes du métier (E.g. feuille de relevés, diagramme Cause-Effet). L'un de ces outils est la Maîtrise Statistique des Procédés (MSP). La MSP représente un élément essentiel à la compréhension des travaux de recherches présentés dans ce manuscrit.

## **1.2 LA MAITRISE STATISTIQUE DES PROCESSUS (MSP)**

### **1.2.1 Introduction de la MSP : principes**

Avant de définir la MSP, il est important de définir le contrôle statistique de la qualité. Ce concept est défini par (Western Electric, 1956) comme étant l'application des techniques statistiques pour mesurer et améliorer la qualité des processus. (Western Electric, 1956) ont donné une signification plus générale indiquant que le contrôle de la qualité représente « un ensemble de conditions, ou ensemble de causes, qui interagissent ensemble pour produire un résultat donné ». Dans le domaine industriel, le terme « processus » ou « process » fait référence à un système de production.

Selon (Pearson, 1936), La MSP est définie comme « l'ensemble de méthodes statistiques mises en place afin de détecter les différents changements dans un processus ». Selon (Pillet, 2005), la MSP permet d'assurer une qualité optimale par le

biais d'outils statistiques, des outils qui aident à détecter les éventuelles dérives du processus et permettent d'intervenir avant que des pièces non conformes soient produites. Ce concept se base sur deux éléments :

- Une élaboration d'indicateurs de capacité du processus.
- Un suivi du processus via des outils statistiques (E.g. les cartes de contrôle)

#### ***1.2.1.1 Outils de la MSP***

(Montgomery, 2009) énumère les outils principaux de la MSP qui sont les histogrammes, les feuilles de contrôle (check sheet), les diagrammes de Pareto, le diagramme de cause à effet, le diagramme de concentration des défauts, diagramme de dispersion et les cartes de contrôle. L'auteur fait référence à ces outils en les nommant « the magnificent seven », car ces outils représentent l'ensemble des techniques nécessaires au déploiement de la MSP. En plus, un intérêt croissant a vu le jour avec l'introduction de la notion de la « Maitrise » du processus industriel qui, selon (Woodall & Montgomery, 1999), a suscité l'intérêt des activités de recherche vers les années 90. Un intérêt qui ne cesse d'augmenter surtout avec la complexité croissante des problématiques traitées (Tiplica, 2002) (Abouei-Ardakan et al., 2016).

#### **1.2.2 Indicateurs de Capacité**

Selon (Wierda, 1994), les techniques de MSP essayent d'apporter une réponse à la question : Est-ce que le système est sous contrôle statistique ?

Un processus est sous contrôle statistique si les seules causes de variation de certains paramètres sont dues à des éléments inhérents au processus. Ces paramètres représentent des caractéristiques produit ou process observés via des outils de la MSP. Il est important de décerner deux types de causes responsables pour la variation. Les causes communes et les causes spéciales.

- **Les causes communes** sont dues aux aléas qui représentent des éléments propres à un fonctionnement « normal » et donc font partie de la variabilité intrinsèque du processus (Montgomery, 2009). Selon (Pillet, 2005), une parfaite similitude entre deux produits fabriqués n'existe pas, car il existe toujours des variations de faible amplitude causées par des sources propres au processus. Les causes communes représentent l'ensemble de ces variations de

faible amplitude. Un processus ayant uniquement des causes communes de variation est considéré sous contrôle statistique ou « In control (IC) ».

- **Les causes spéciales** sont dues à des erreurs de calibrage, un manque de contrôle de l'équipement ou son usure, des erreurs humaines et parfois c'est la matière première qui ne satisfait pas les exigences souhaitées (Pillet, 2005). Ce type de variation affecte négativement la performance du processus. Un processus ayant des variations dues à des causes spéciales est considéré hors contrôle statistique ou « Out of control (OC) ».

Selon la norme AFNOR X06-030 « Un processus sera déclaré "apte" s'il a démontré, pour les caractéristiques sélectionnées, qu'il est capable de produire pendant une période suffisamment longue, avec un taux théorique de non-conformités inférieur aux exigences internes à l'entreprise ou contractuelles ». Avant d'appliquer les outils de la MSP, il faut s'assurer que le système est capable de remplir sa fonction requise. Selon la norme ISO/TS 16949 : « Des concepts statistiques de base tels que la dispersion, la maîtrise (stabilité), la capabilité du processus doivent être compris et utilisés à tous les niveaux de l'organisme ». La notion de capabilité est une notion importante qui doit être maîtrisée (Pillet, 2005). Le terme capabilité est défini comme « l'aptitude d'un procédé de production ou d'un moyen à respecter des spécifications ».

La capabilité est mesurée par un ratio entre la performance attendue d'un processus et sa performance réelle. Selon (Pillet, 2005), elle permet de « mesurer la capacité d'une machine ou d'un procédé à réaliser des pièces dans l'intervalle de tolérance fixé par le cahier de charges ».

Deux types d'indicateurs existent pour quantifier la notion de capabilité.

- La capabilité dite « court terme » représente la dispersion suivie d'une ou d'un ensemble de caractéristiques sur un temps court et qui est nommée **capabilité du procédé**.
- La capabilité dite « long terme » qui reflète la qualité des pièces fournies au client et qui est nommée **performance du procédé**.

Selon (Pillet, 2005), associer des durées spécifiques aux notions de capabilité mentionnées dépend du type d'activité de production considéré. (E.g. sous un contexte d'industrie automobile de grande série, l'ordre de grandeur pour la capabilité court terme est de 5 minutes et d'une semaine pour la capabilité long terme).

Selon la norme ISO/TS 16949, la capacité « long terme » est mesurée via les indicateurs nommés Pp, Ppk et Ppm et la capacité « court terme » est mesurée via les indicateurs nommés Cp, Cpk et Cpm.

Les indicateurs Cp et Pp représentent les indices de dispersion reflétant la capacité intrinsèque du processus (figure 1.5) (Pillet, 2005). Les indicateurs Cpk et Ppk représentent les indices de centrage du processus (figure 1.6).

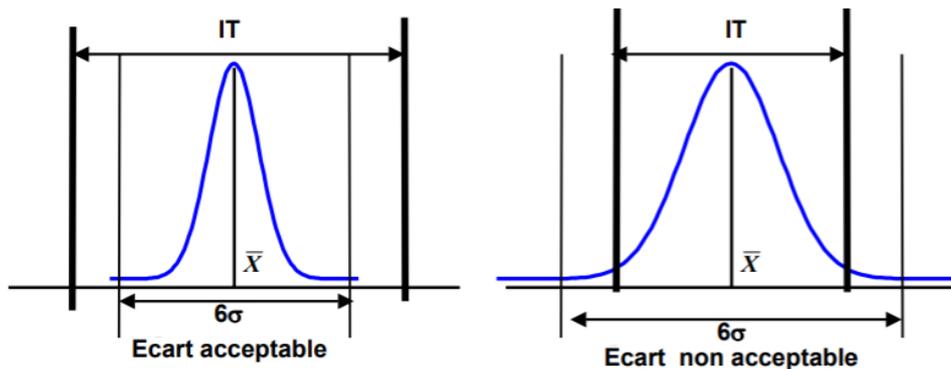


Figure 1.5 Visualisation de la dispersion intrinsèque du processus

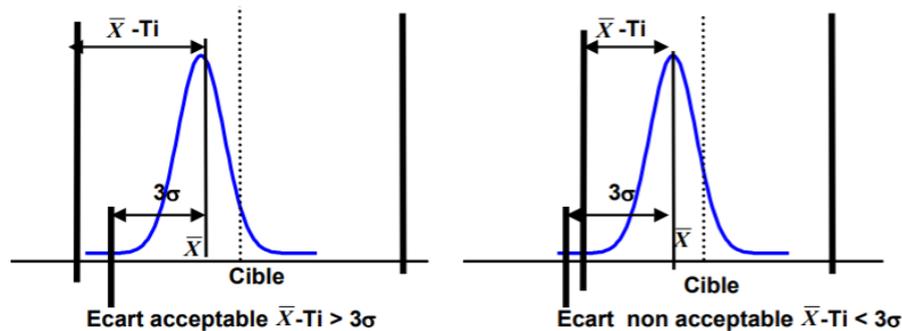


Figure 1.6 Visualisation du centrage du processus

La norme ISO/TS 16949 présente aussi les indicateurs de capacité Cpm et Ppm (l'indicateur Cpm pour le court terme et Ppm pour le long terme) pour évaluer la capacité globale (de perte) du process par rapport à la dispersion et à la cible. La capacité globale indique les performances réelles du process ce qui permet de donner une image globale du processus par un seul indicateur et il demeure le paramètre de choix à étudier par les industriels (Estrade, 2019).

Le tableau 1.1 regroupe les différentes formules de calcul liées aux indicateurs de capacité cités dans ce qui précède, sous l'hypothèse que la variation d'une caractéristique considérée d'un processus donné peut être décrite par une loi normale.

	Capabilité intrinsèque $\frac{IT}{6\sigma}$	Vraie capabilité « Centrage » $\min\left(\frac{Ts - X}{3\sigma}, \frac{X - Ti}{3\sigma}\right)$	Vraie capabilité « Perte » $\frac{IT}{6\sqrt{\sigma^2 + (\bar{X} - Cible)^2}}$
Capabilité court terme	Cp	Cpk	Cpm
Capabilité long terme	Pp	Ppk	Ppm

Tableau 1.1 Les différents calculs de capabilité selon la norme ISO/TS16949 (Pillet, 2005)

Avec IT représentant l'intervalle de tolérance, Ti la tolérance inférieure, Ts la tolérance supérieure,  $\bar{X}$  la moyenne arithmétique d'un échantillon de taille  $m$  et  $\sigma$  l'écart type reflétant la dispersion des valeurs de la distribution autour de la moyenne.

Si la capabilité d'un processus donné a été établie et vérifiée, le maintien d'un processus sous contrôle statistique représente l'objectif des professionnels de l'industrie. L'un des outils de la MSP permettant d'assurer un suivi statistique du processus sont les cartes de contrôle. Un outil qui est présenté en détail dans la section suivante 1.2.3.

### 1.2.3 Les cartes de contrôle

#### 1.2.3.1 Principes des cartes de contrôle

Les cartes de contrôle ont été initialement développées par W. A. Shewhart en 1920 et se basent sur la théorie de variabilité. Selon la norme ISO 17025, les cartes de contrôle sont « une représentation graphique constituée d'une suite d'images des essais prise à une certaine fréquence de prélèvement, à partir d'échantillons prélevés sur la production ». Selon (Montgomery, 2009), les cartes de contrôle se basent sur un test d'hypothèse.

L'état du système, selon des conditions initiales et ses paramètres nominaux (E.g. vecteur moyenne et matrice de covariance si la distribution des caractéristiques suivies suit une loi normale multidimensionnelle), représente l'hypothèse nulle où le système est sous contrôle statistique. Tout changement des paramètres suivis

représente l'hypothèse alternative qui indique que le système est hors contrôle statistique. L'équation (1.3) reflète les hypothèses citées.

$$\begin{cases} H_0 \mu = \mu_0 \\ H_1 \mu = \mu_1 \end{cases} \quad (1.3)$$

Avec  $\mu$  représentant la moyenne de la population d'une caractéristique donnée,  $\mu_0$  la moyenne théorique sous contrôle et  $\mu_1$  la moyenne hors contrôle.  $\mu_1$  est généralement exprimée comme  $\mu_1 = \mu_0 + \delta$ , où  $\delta$  est l'amplitude de la dérive (ou dérèglement) exprimée en nombre d'écart type  $\sigma$ .

Une visualisation des données ou des indicateurs collectés permet de détecter les éventuelles variations qui, indépendamment du niveau de la conception ou la maintenance du processus, va présenter une variation des valeurs relevées sur les différents indicateurs suivis. L'objectif des cartes de contrôle est de détecter les éventuelles causes spéciales qui peuvent subvenir sur un processus donné en suivant l'évolution d'une (des) caractéristique(s) liée(s) au produit ou au processus. Un suivi d'une seule caractéristique produit ou processus s'effectue avec une carte de contrôle univarié et un suivi simultané de plusieurs caractéristiques ayant des corrélations nécessite l'utilisation d'une carte de contrôle multivariée.

Il existe deux phases pour la mise en place et l'exploitation des cartes de contrôle. La première étape, nommée Phase I ou paramétrage, consiste à relever des informations sur le processus (E.g. la moyenne  $\mu$  et l'écart type  $\sigma$  d'une caractéristique d'un processus donné dans le cas univarié). Cette phase d'analyse est basée sur les informations récoltées auprès du système et permet de mettre en place la carte de contrôle avec ses différents paramètres nécessaires (limites de contrôle, période d'échantillonnage et taille de l'échantillon). La deuxième étape, nommée Phase II, représente l'étape d'utilisation de la carte de contrôle pour piloter le processus en question.

### ***1.2.3.2 Les cartes de contrôle univariées***

Il existe deux types de cartes de contrôle univariées, les cartes de contrôle aux mesures et les cartes de contrôle aux attributs. Les cartes de contrôle aux mesures s'appliquent à des mesures continues telles que le poids, les dimensions, le dosage, etc. Les cartes de contrôle aux attributs s'appliquent à des valeurs non mesurables, ou

à des données issues d'un contrôle visuel indiquant la non-conformité des produits par exemple (Montgomery, 2009).

#### 1.2.3.2.1 Les cartes de contrôle aux mesures

La mise en place d'une carte de contrôle aux mesures se base généralement sur l'hypothèse que la distribution des valeurs suit une loi connue (normale ou autres) et sur une connaissance des propriétés des échantillons (taille de l'échantillon, fréquence d'échantillonnage).

Dans ce qui suit, nous citons quelques cartes de contrôle aux mesures.

##### *La carte de contrôle de la moyenne ( $\bar{X}$ )*

L'une des premières cartes de contrôle a été proposée par Shewhart pour suivre l'évolution d'un indicateur (E.g. une caractéristique  $x$  du produit ou du processus). La carte de contrôle est caractérisée par une ligne centrale reflétant la tendance centrale de la caractéristique suivie, ainsi que deux limites de contrôle supérieure et inférieure (figure 1.7).

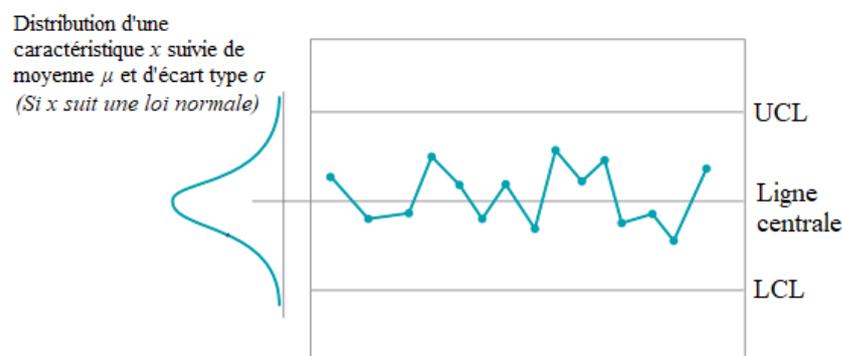


Figure 1.7 Schématisation d'une carte de contrôle  $\bar{X}$

Pour avoir l'information sur une caractéristique  $x$  suivie, un processus d'échantillonnage est mis en place à des fréquences fixées. La moyenne de l'échantillon est par la suite représentée sur un graphe de manière ordonnée dans le temps. Si tous les points sont entre les limites de contrôle, alors la caractéristique suivie est sous contrôle. Si les points sortent des limites, alors la carte de contrôle déclenche une alarme indiquant que le système est hors contrôle et qu'il est nécessaire d'entreprendre des actions pour identifier et éliminer les éventuelles causes de la dérive.

Les limites de contrôle sont calculées en fonction de l'écart type (à long terme), noté  $\sigma$ , estimé par rapport à la moyenne des échantillons relevés. Les limites de contrôle supérieures et inférieures notées UCL et LCL sont généralement choisies à  $\pm 3\sigma$ , sous l'hypothèse que la distribution de la caractéristique suivie  $x$  suit une loi normale (Montgomery, 2009).

#### *La carte de contrôle de l'étendue (R)*

Selon (Montgomery, 2009), un suivi uniquement focalisé sur la moyenne n'assure pas une vision globale de la performance du processus, car si l'étendue n'est pas stable, le pilotage du process ne peut pas être effectué par la carte  $\bar{X}$ . La carte **R** est donc proposée pour suivre l'évolution de l'étendue d'une caractéristique du processus. Comme pour la carte  $\bar{X}$ , à chaque action d'échantillonnage, l'étendue est calculée. L'étendue représente la distance entre la plus grande et la plus faible valeur de l'échantillon. Les cartes  $\bar{X}$  et **R** sont souvent utilisées ensemble pour assurer un suivi de la moyenne et de la dispersion des caractéristiques du processus.

#### *La carte de contrôle de l'écart-type (S)*

Il existe aussi une carte de contrôle pour le suivi de la dispersion mais, au lieu de suivre l'étendue comme la carte **R**, la carte **S** a été développée pour suivre la variabilité de l'écart-type (section 1.2.2).

Afin de visualiser l'impact de l'utilisation des cartes de contrôle sur la détection des dérives potentielles du processus dues à l'occurrence de causes spéciales, un exemple est présenté dans ce qui suit.

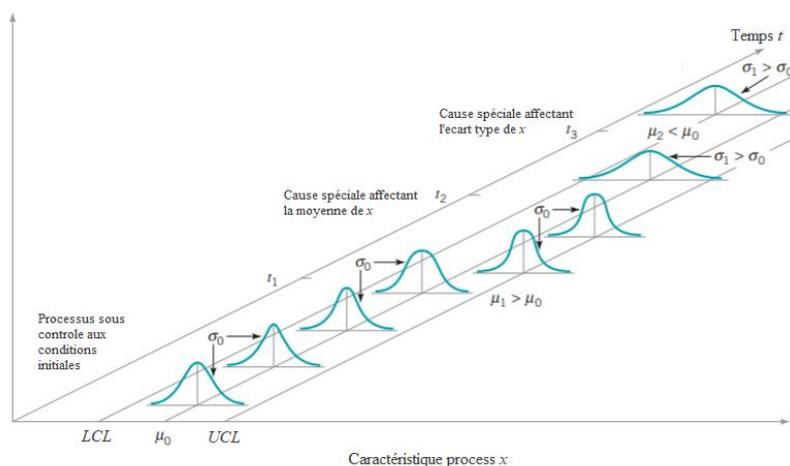


Figure 1.8 Effet de l'apparition de causes spéciales sur la distribution d'une caractéristique process (Montgomery, 2009)

La figure 1.8 extraite des travaux de (Montgomery, 2009), représente des scénarios d'apparition de causes spéciales et leurs effets sur le suivi d'une caractéristique  $x$ .

A l'instant  $t_1$ , il y a l'occurrence d'une dérive qui affecte la moyenne de  $x$  qui bascule de  $\mu_0$  vers  $\mu_1$  mettant le système hors contrôle statistique avec  $\mu_0, \mu_1$  représentant respectivement les moyennes de la caractéristique suivie sous contrôle et hors contrôle (E.g. la présence d'un dérèglement de l'équipement). A l'instant  $t_2$ , il y a une apparition d'une autre cause spéciale affectant l'écart type qui passe de  $\sigma_0$  vers  $\sigma_1$  avec  $\sigma_0, \sigma_1$  représentant respectivement l'écart type de la caractéristique suivie sous contrôle et hors contrôle (E.g. la présence d'un jeu dépassant les normes souhaitées pour un bon fonctionnement du process).

Un élément évoqué dans la section 1.2.3.1 est l'amplitude du dérèglement ou de la dérive noté  $\delta$ . Les cartes de contrôle citées dans la section 1.2.3.2.1 sont plus adaptées pour détecter des dérèglements de grande amplitude. D'autres cartes de contrôle plus adaptées aux faibles dérèglements ont été développées (de l'ordre de  $1.5\sigma$ ) (Montgomery, 2009). Ces éléments seront présentés dans la section suivante 1.2.3.2.2.

#### *1.2.3.2.2 Les Cartes pour faible dérèglements*

Selon (Tiplica, 2002) (Pillet, 2005), il existe des cartes de contrôle développées afin d'améliorer la détection d'un éventuel décentrage d'une caractéristique process dans le cas de faibles dérives. Nous citons les cartes CUSUM (Cumulative Sum) et EWMA (Exponentially Weighted Moving Averages). La carte de contrôle EWMA a été proposée par Roberts en 1959 et a prouvé une meilleure détection que les cartes de contrôle  $\bar{X}/R$  (Pillet, 2005).

##### *La carte de contrôle CUSUM*

Selon (Montgomery, 2009) (Pillet, 2005), il existe plusieurs méthodes pour construire une carte CUSUM. La méthode présentée est proposée par (Lucas, 1982). La carte CUSUM se base sur le concept du cumul des écarts par rapport à une valeur cible, c'est-à-dire, le cumul des écarts entre la moyenne nominale de la caractéristique suivie, notée  $\mu_0$ , par rapport aux moyennes des observations de la caractéristique récoltées via l'échantillonnage noté  $x_k$  ( $k$  représente l'instance d'échantillonnage).

Au lieu de visualiser la moyenne des différents échantillons relevés (comme dans la carte  $\bar{X}$  de Shewhart), le suivi s'effectue via les statistiques  $C_k^+$  et  $C_k^-$  qui

représentent respectivement le cumul de la déviation ou la dérive de la caractéristique  $x$  qui peut être positif ou négatif (Eq. 1.4, 1.5).

$$C_k^+ = \max[0, x_k - (\mu_0 + K) + C_{k-1}^+] \quad (1.4)$$

$$C_k^- = \max[0, (\mu_0 + K) - x_k + C_{k-1}^-] \quad (1.5)$$

Avec  $C_0^+$  et  $C_0^- = 0$  comme conditions initiales,  $k$  représente l'instant d'échantillonnage et  $K = \delta/2 \sigma$  étant exprimé en fonction de  $\delta$ , qui représente l'amplitude de la dérive. Selon (Pillet, 2005),  $K$  peut être considéré comme un filtre qui assure que la carte de contrôle ne cumule les écarts que si la différence par rapport à la cible est supérieure à  $K$ .

Le système n'est plus considéré sous contrôle, si l'une des valeurs  $C_k^+$ ,  $C_k^-$  dépasse les différentes valeurs limites associées  $H = h \sigma$ . La valeur  $h$  est sélectionnée selon une valeur tabulaire (Montgomery, 2009). Il est important de noter que les deux valeurs  $C_k^+$ ,  $C_k^-$  sont toujours positives et ne peuvent pas être négatives car elles représentent la valeur maximale entre 0 et les valeurs calculées selon les équations (1.4) et (1.5).

#### *La carte de contrôle EWMA*

Selon (Tiplica, 2002), la carte EWMA part d'une valeur fixe au départ notée  $y_0 = \mu_0$ . Par la suite, la carte de contrôle suit la statistique exprimée par l'équation (1.6)

$$y_k = r x_k + (1 - r) y_{k-1}, \quad 0 < r < 1 \quad (1.6)$$

Avec  $k$  représentant l'instance d'échantillonnage et  $r$  un paramètre de pondération.

La carte EMWA apporte un élément de pondération sur les valeurs suivies. Si  $r$  est important, un intérêt important est porté à la dernière valeur obtenue. (Pillet, 2005) (Montgomery, 2009).

#### *1.2.3.2.3 Les cartes de contrôle univariées aux attributs*

Parfois, l'information disponible pour évaluer les processus et la qualité des pièces produite suit un jugement binaire, c'est-à-dire, les actions d'échantillonnage permettent de savoir si le produit est conforme ou non conforme (e.g. au lieu d'avoir l'information sur un diamètre d'une pièce mécanique, l'information disponible est un attribut indiquant si la pièce est conforme ou pas).

Selon (Pillet, 2005), il existe deux manières différentes pour le suivi de la qualité d'un produit par attributs. La première est le suivi des articles non conformes. Pour cette approche, le suivi de la qualité d'un produit se résume au suivi de sa conformité, c'est-à-dire, il faut vérifier si un produit est conforme ou pas (e.g. les cartes de contrôle **np, p**). La deuxième est le suivi des non conformités. Cette approche se focalise sur le suivi du nombre de non-conformités sur un produit et se base sur l'hypothèse qu'un défaut peut apparaître plusieurs fois sur un même produit (e.g. les cartes de contrôle **c, u**).

#### 1.2.3.2.4 Efficacité des cartes de contrôle univariées

Comme les cartes de contrôle se basent sur un test d'hypothèse, elles n'assurent pas une détection sans faute. Deux types d'erreurs peuvent subvenir lors d'un test d'hypothèse, les erreurs de Type I et II.

- L'erreur Type I, communément notée  $\alpha$ , représente le risque statistique que la carte de contrôle indique un signal hors contrôle alors que le système est encore sous contrôle (fausse alarme).
- L'erreur Type II, communément notée  $\beta$ , représente le risque statistique que la carte de contrôle indique que le système est sous contrôle alors qu'il a dérivé vers un état hors contrôle (non détection).

Pour visualiser ces deux types d'erreurs, une caractéristique  $x$  est suivie à l'aide d'une carte de contrôle  $\bar{X}$ . La caractéristique a une moyenne nominale  $\mu_0$  et une moyenne de  $\mu_1$  dans le cas d'une dérive. La figure 1.9 permet de visualiser les deux types d'erreurs. La probabilité d'une erreur de type I est les zones en dehors des limites de contrôle supérieure et inférieure noté  $\alpha/2$  de chaque côté. La somme donne la probabilité de fausse alarme  $\alpha$  (Pillet, 2005). Ceci donne une indication sur la capacité de la carte de contrôle à détecter des passages vers un état hors contrôle du processus considéré.

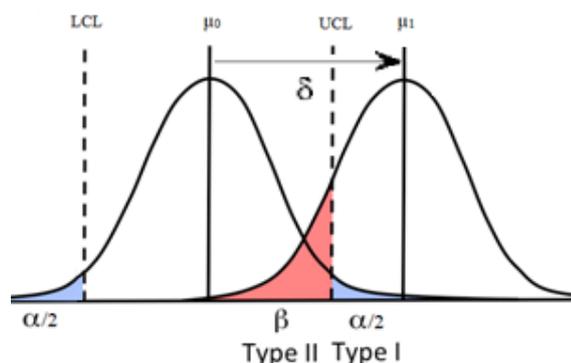


Figure 1.9 Visualisation des deux types d'erreurs

L'efficacité des cartes de contrôle est mesurée par la Période Opérationnelle Moyenne POM ou Average Run Length (ARL). La POM dépend des risques d'erreurs  $\alpha$  et  $\beta$ . Selon (Kobi, 2003)  $POM_0$  représente « le nombre d'échantillons successifs avant l'apparition d'un défaut ou avant une fausse alarme » et  $POM_1$  représente « le nombre d'échantillons successifs permettant la détection d'un défaut ». Les expressions de  $POM_0$  et  $POM_1$  sont représentées par les équations (1.7) et (1.8).

$$POM_0 = 1/\alpha \quad (1.7)$$

$$POM_1 = 1/1 - \beta \quad (1.8)$$

Initialement, l'utilisation des cartes de contrôle se basent sur un suivi univarié des caractéristiques process ou produit (Hotelling, 1951). Mais, la complexité des processus ainsi que les corrélations qui peuvent exister entre les différentes caractéristiques ont poussé le développement de stratégies qui viennent couvrir l'utilisation des cartes de contrôle multivariées.

### 1.2.3.3 Les cartes de contrôles multivariées

Dans un objectif d'amélioration des méthodes de détection des dérives sur les processus industriels, les cartes de contrôle univariées ont fait face à un défi. Pour le suivi de plusieurs caractéristiques de manière simultanée, l'utilisation de plusieurs cartes de contrôle univariées représente une solution, car cette approche assure un suivi des dérives et aussi une identification des paramètres à la cause d'un passage vers un état hors contrôle statistique. En revanche, sous l'hypothèse que l'espace des caractéristiques à suivre possède des corrélations entre les différents paramètres, cette solution (suivi avec plusieurs cartes univariées) devient moins appropriée. En effet, d'un point de vue statistique, la probabilité associée à une erreur de non détection devient plus significative. Selon (Montgomery, 2009), si nous considérons  $p$  caractéristiques qui sont indépendantes du point de vue statique (pas de corrélation) et si une carte de contrôle  $\bar{X}$  est utilisée, avec  $P(\text{Fausse alarme}) = \alpha$  pour une caractéristique, alors la probabilité de non détection pour l'ensemble des  $p$  caractéristiques suivies par plusieurs cartes de contrôle est exprimée par l'équation (1.7),

$$P(\text{Fausse alarme } p) = 1 - (1 - \alpha)^p \quad (1.9)$$

Avec la probabilité que les moyennes des caractéristiques seront sous les limites de contrôle est de  $(1 - \alpha)^p$ . Cependant, dans le cas où il y a une présence de corrélations entre les caractéristiques, l'équation (1.7) n'est plus valable et il devient difficile de calculer la probabilité de fausse alarme (Montgomery, 2009).

La figure 1.10 reflète la différence de détection avec et sans prise en compte des corrélations entre les caractéristiques. Cette figure représente le cas de suivi de deux caractéristiques  $x_1$  et  $x_2$  par le biais de deux cartes de contrôle  $\bar{X}$  pour chaque caractéristique et par le biais d'une carte de contrôle Multivariée qui prend en considération la corrélation entre les variables. Selon la figure 1.10, la détection n'est pas assurée sous l'hypothèse de présence de corrélation entre les caractéristiques suivies.

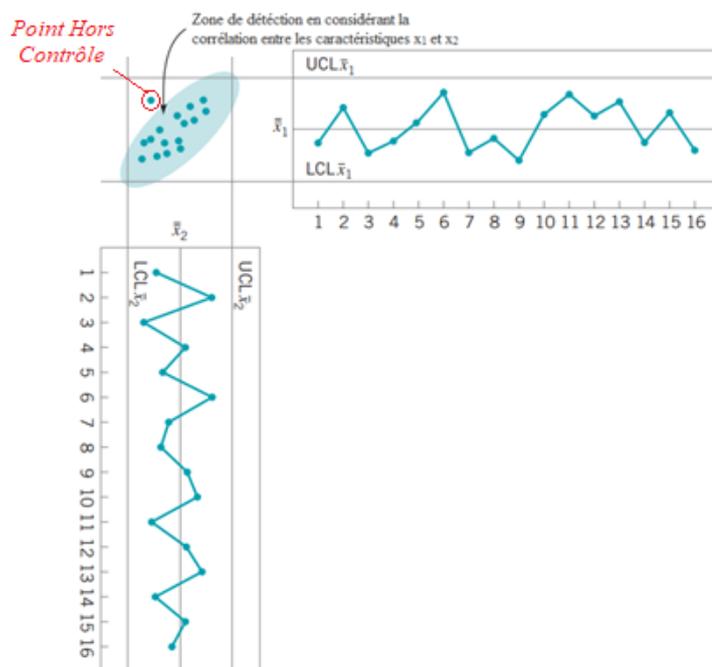


Figure 1.10 Effet de la corrélation sur la détection (univariée – multivariée)

Selon les auteurs (Hawkins, 1991) (Hotelling, 1951), Hotelling était le premier à proposer une approche propre à la résolution des problèmes de suivi des dérives pour des caractéristiques corrélées. L'auteur a donc proposé une statistique nommée  $T^2$  de Hotelling qui est une forme de distance de Mahalanobis (à un coefficient près) (Tiplica, 2002) et qui permet de calculer la distance d'un échantillon par rapport à une distribution dans un environnement multivarié. Il est important d'expliquer le fonctionnement de la carte de contrôle  $T^2$  de Hotelling pour la compréhension des chapitres suivants et qui sera présentée dans la section 1.2.3.3.1.

Suite aux travaux de Hotelling, des extensions des cartes de contrôle univariées ont été développées dans un contexte multivarié. Notamment les cartes CUSUM et EWMA ont eu leurs extensions multivariées respectives MCUSM et MEWMA. Des cartes de contrôle développées en analogie avec leur version de base univarié (Montgomery, 2009) et qui seront présentées dans la section 1.2.3.3.2.

### 1.2.3.3.1 La carte de contrôle multivariée $T^2$ de Hotelling et la carte $\chi^2$ multivariée

Pour expliquer le fonctionnement de la carte de contrôle multivariée  $T^2$ , nous proposons de suivre deux caractéristiques  $x_1$  et  $x_2$  liées à la qualité d'un produit ( $p=2$ ). Ces caractéristiques suivent une loi multinormale avec un vecteur de moyenne  $\mu$  et une matrice de covariance  $\Sigma$  exprimés sous forme matricielle par les équations (1.10) et (1.11).

$$\mu = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

Avec  $\sigma_1^2$  et  $\sigma_2^2$  représentant la variance de chaque caractéristique et  $\sigma_{12}, \sigma_{21}$  la covariance entre les deux caractéristiques avec ( $\sigma_{12} = \sigma_{21}$ ).

Nous notons aussi qu'il existe une carte de contrôle appelée  $\chi^2$  et qui suit le même fonctionnement que la carte  $T^2$  (Montgomery, 2009) (Bersimis et al., 2009). En se basant sur  $\mu$  et  $\Sigma$ , la statistique  $\chi^2$  suivie se formule selon l'équation (1.12).

$$\chi^2 = m(X - \mu)' \Sigma^{-1} (X - \mu) \quad (1.12)$$

Avec  $m$  la taille de l'échantillon et  $X$  le vecteur moyenne de l'échantillon prélevé. La limite de contrôle UCL pour la carte  $\chi^2$  se calcule selon l'équation (1.13).

$$UCL = \chi_{\alpha,p}^2 \quad (1.13)$$

Avec  $\chi_{\alpha,p}^2$  le quantile de la distribution de Khi deux d'ordre  $\alpha$  avec  $p$  degrés de liberté.

Selon (Tiplica, 2002), dans la pratique, l'estimation du vecteur moyenne et de la matrice de covariance du process est nécessaire (Phase I, section 1.2.3.1). L'estimation s'effectue à partir de données d'échantillonnage préliminaire de taille  $m$  du processus sous un état nominal sous contrôle. Le vecteur moyenne estimé  $\bar{X}$  (vecteur des

moyennes des observations) et la matrice de covariance  $\mathbf{S}$  sont exprimés respectivement par les équations (1.14) et (1.15).

$$\bar{X} = \frac{\sum_{k=1}^l \bar{X}_k}{l} \quad (1.14)$$

Avec  $\bar{X}_k$  le vecteur moyenne de l'échantillon prélevé,  $l$  le nombre d'échantillons de taille  $m$  et d'instance  $k$ .

$$S = \frac{\sum_{k=1}^l (\bar{X}_k - \bar{X})(\bar{X}_k - \bar{X})'}{l - 1} \quad (1.15)$$

La statistique  $T^2$  est calculée selon l'équation (1.16) avec les paramètres obtenus comme suit.

$$T^2 = m(X - \bar{X})'S^{-1}(X - \bar{X}) \quad (1.16)$$

Avec  $\bar{X}$  représentant le vecteur estimé des moyennes des caractéristiques sous contrôle.

La statistique  $T^2$  est par la suite pilotée via une carte de contrôle avec une limite supérieure et une limite inférieure (Tiplica, 2002) et qui sont calculées comme suit,

$$UCL = \frac{p(l - 1)(m - 1)}{lm - l - p + 1} F_{\alpha, p, lm - l - p + 1} \quad (1.17)$$

Avec  $l$  le nombre d'échantillons de taille  $m$  chacun,  $p$  le nombre de caractéristiques suivies et  $F_{\alpha, p, lm - l - p + 1}$  le quantile de la distribution de Fisher d'ordre  $\alpha$  avec  $p$  et  $lm - l - p + 1$  degrés de liberté.

Selon (Hotelling, 1951) (Montgomery, 2009), le calcul des limites de contrôle varie en fonction des hypothèses considérées ainsi que de la taille de l'échantillon  $m$  et le nombre d'échantillons  $l$ .

Vue la nature de la statistique qui est toujours positive étant donné que la statistique  $T^2$  est le carré de la distance de Mahalanobis, la limite inférieure de la carte de contrôle est nulle.

$$LCL = 0 \quad (1.18)$$

#### 1.2.3.3.2 Les cartes MEWMA et MCUSUM

Dans le cas univarié, la carte  $\bar{X}$  est moins performante pour le suivi des faibles dérives et donc les cartes CUSUM et EMWA ont été développées pour remédier à ce problème. Dans le cas multivarié, la carte  $T^2$  est moins performante pour le suivi des faibles dérèglages du process, car selon (Montgomery, 2009), les cartes de contrôle

Multivariate CUSUM (MCUSUM) et Multivariate EMWA (MEWMA) ont été développées comme continuité de leurs versions univariées.

La carte MCUSUM suit la même approche que son analogue univarié CUSUM en cumulant les déviations de la moyenne de l'échantillon par rapport à la référence en prenant en comptes l'ensemble des informations des actions d'échantillonnages précédentes. Selon (Hamed et al., 2017), il existe plusieurs implémentations de la carte MCUSUM et l'une des meilleures cartes MCUSUM pour le suivi des dérives de la moyenne d'un processus a été présentée par Pignatiello et Runger car elle a montré un meilleur résultat de détection. La carte de contrôle se base sur la surveillance de la statistique  $MC1_t$  qui s'exprime comme suit,

$$MC1_t = \max(|C_t| - qn_t, 0) > h_{MCUSUM} \quad (1.19)$$

Avec  $C_t = \sum_{k=t-n_tq+1}^t (X_k - \mu)$ ,  $|C_t| = (C_t^T S^{-1} C_t)^{1/2}$ ,  $q$  un paramètre qui dépend de l'amplitude de la dérive,  $h_{MCUSUM} > 0$  représente la limite à définir de la carte MCUSUM et  $n_t$  s'exprime de la manière suivante,

$$n_t = \begin{cases} n_{t-1} + 1 & \text{si } MC1_t > 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.20)$$

La carte MEWMA a été construite en suivant le même principe que la carte EWMA univariée. L'expression de la statistique  $y_k$  (Eq. 1.4) devient sous la forme matricielle comme suit,

$$Y_k = T X_k + (I - R) Y_{k-1} \quad (1.21)$$

Avec  $X_k$  le vecteur d'observations des caractéristiques suivies calculés suite à une action d'échantillonnage à une instance  $k$ ,  $I$  la matrice Identité et  $R$  représente la matrice diagonale de pondération des variables (avec chaque variable comprise entre 0 et 1).

Comme pour la carte EWMA, la valeur de départ  $Y_0$  est égale aux valeurs du vecteur cible des caractéristiques sous contrôle ( $\mu$ ).

La carte de contrôle MEWMA indique une dérive du process selon l'équation suivante,

$$T_k^2 = Y_k^T \Sigma_{Y_k}^{-1} Y_k > h_{MEWAM} \quad (1.22)$$

Avec  $h_{MEWAM}$  qui est une limite à spécifier ( $h_{MEWAM} > 0$ ) et  $\Sigma_{Y_k}$  représentant la matrice de covariance de la statistique  $Y_k$  et qui est calculée comme suit,

$$\Sigma_{Y_k} = \left[ r(1 - (1 - r)^{2k}) / (2 - r) \right] \Sigma \quad (1.23)$$

Avec  $\Sigma$  la matrice de covariance des caractéristiques suivies et  $r$  représentant l'amplitude du dérèglement à détecter (Tiplica, 2002).

Plusieurs extensions des cartes de contrôle MCUSUM et MEWMA ont été développées dans le but d'améliorer la détection des dérives et d'assurer un suivi de la moyenne et de la variabilité du process.

#### *1.2.3.3.3 Les cartes de contrôle multivariées adaptatives*

La construction des cartes de contrôle obéit à une séquence prédéfinie, une estimation des paramètres du process via la phase I puis une utilisation de la carte de contrôle dans la phase II. Le calcul des différentes statistiques, les actions d'échantillonnages, ainsi que la période d'échantillonnage sont des éléments prédéfinis et restent inchangés lors de l'utilisation d'une carte de contrôle donnée. Une partie de la littérature a porté un intérêt à la modification de certains paramètres pour le développement des cartes de contrôle adaptatives qui évoluent lors de leur utilisation. Nous citons quelques exemples de cartes de contrôle adaptatives. La classification présentée dans cette section 1.2.3.3.2 est basée sur les travaux de (Perdikis & Psarakis 2019).

Les auteurs (Reynolds and Stoumbos, 2007) ont proposé une carte de contrôle avec une période d'échantillonnage variable en fonction des données récoltées par les actions d'échantillonnages. Selon les auteurs, l'objectif de cette extension est de pouvoir assurer une détection plus rapide des dérives du process.

#### *Les cartes de contrôle $T^2$ adaptatives*

Une carte de contrôle est considérée adaptative si au moins un paramètre (taille de l'échantillon, la période d'échantillonnage ou les limites de contrôle) peut varier durant le suivi des caractéristiques process/produit. Une règle de décision avec un certain seuil doit être mise en place pour assurer le changement d'un ou de plusieurs paramètres de la carte de contrôle. (Aparisi, 1996) était le premier ayant proposé une version adaptative de la carte  $T^2$  avec une taille d'échantillon variable appelée (VSI)  $T^2$  control chart. (Aparisi & Haro 2003) ont proposé une continuité à cette carte en faisant varier la taille de l'échantillon et la période d'échantillonnage et cette carte est appelée (VSSI)  $T^2$ . Les travaux de (Mahadik, 2014) (Khatun et al., 2018) ont mis en évidence l'effet de l'utilisation des cartes de contrôle adaptatives. Les auteurs ont indiqué qu'un changement fréquent des paramètres des cartes de contrôles impacte la performance des utilisateurs dû à des régulations et ajustements de ces paramètres suite

à l'atteinte des seuils fixés lors du processus de production. Les auteurs ont donc proposé de rendre les seuils adaptatifs pour réduire la fréquence de variation des paramètres de la carte de contrôle et ont introduit la carte VSSIWL  $T^2$ . Les auteurs (Seif et al. 2016) ont proposé une analyse comparative de la performance des cartes des contrôles adaptatives  $T^2$  (VSSIWL, VSSI et VSI) et ont montré que la carte de contrôle adaptative avec des seuils adaptatifs a pu apporter une solution au problème de changement des paramètres. (Shokrizadeh et al., 2018) ont porté un intérêt à la dimensionnalité en plus d'une variation de l'intervalle d'échantillonnage et de la taille de l'échantillon. Les auteurs ont proposé une carte de contrôle  $T^2$  adaptative nommée VSSIVD qui possède une règle de décision réduisant le nombre de caractéristiques suivies si un seuil  $W$  fixé est atteint.

#### *Les cartes de contrôle MEWMA et MCUSUM adaptatives*

Comme pour la carte  $T^2$  adaptatives, plusieurs versions adaptatives ont été développées pour les cartes de contrôle MEWMA et MCUSUM. Les auteurs (Lee, 2010) et (Dai et al., 2011) étaient les premiers à développer respectivement l'une des premières versions des cartes MEWMA et MCUSUM adaptatives. (Lee, 2010) a introduit la variation des périodes d'échantillonnage et (Dai et al., 2011) se sont focalisés sur la variation des limites de contrôle de la carte MCUSUM  $h_{MCUSUM}$  (Eq. 1.17).

Les travaux de (Reynolds & Cho, 2011) ont présenté une analyse comparative des cartes de contrôle adaptatives MEWMA en considérant une modification du calcul de la statistique  $T_i^2$  (section 1.2.3.3.1), une modification qui consiste à actualiser la valeur de la statistique si elle dépasse un certain seuil à définir. Les auteurs ont mis en évidence l'impact de la variation de la taille d'échantillonnage qui apporte une meilleure détection des dérives de faible amplitude. Pour les cartes MCUSUM, les travaux de (Wang and Huang, 2016) ont mis en évidence l'impact de l'aspect adaptatif en comparant la performance des cartes MCUSUM à leurs versions adaptatives et ils ont montré que, dans le cas où le nombre de caractéristiques suivies augmente, les cartes MCUSUM adaptatives donne une meilleure performance.

#### *1.2.3.3.4 L'identification de la cause de la dérive sous l'aspect multivariée*

Il est important de spécifier que l'utilisation des cartes de contrôle multivariées apporte des avantages au niveau de la détection. Cependant, l'aspect d'identification des dérives, c'est-à-dire la reconnaissance de la (des) cause(s) de la dérive parmi les  $p$

caractéristiques suivies n'est pas un élément fourni par la carte de contrôle, qui est un constat relevé par plusieurs auteurs (Chen & Hsieh, 2007) (Bersimis et al., 2009) (Golosnoy et al., 2009) (Korzenowski et al., 2015).

#### *L'identification de la cause de la dérive par des algorithmes de décomposition*

Plusieurs méthodes ont été développées, pour essayer de proposer une solution, notamment, la méthode de décomposition de Mason, Young et Tracy connue sous le nom de MYT, ou l'algorithme de Murphy (Mason & Young, 2002). Il existe même des méthodes qui se sont basées sur l'analyse en composantes principales proposée par Maravelakis (PCA). Ces travaux sont considérés comme efficaces si le nombre de caractéristiques du système considéré ne reste pas très élevé. Les auteurs (Bersimis et al., 2017) ont proposé une analyse comparative des méthodes existantes et ont trouvé que les méthodes MYT sont parmi celles qui donnent le meilleur résultat pour l'identification des causes des dérives vers un état hors contrôle. Les auteurs ont souligné l'impact de l'augmentation du nombre de caractéristiques et du niveau de corrélation entre les caractéristiques sur la performance des méthodes utilisées.

#### *L'identification de la cause de la dérive par des algorithmes d'apprentissage automatique*

Il existe aussi des techniques d'apprentissage automatique utilisées pour identifier les causes des dérives. Les auteurs (Aparisi & Sanz, 2010) se sont basés sur les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) pour identifier la cause d'une dérive suivie avec une carte MEWMA et ils ont proposé trois cas de suivi de trois caractéristiques process : un premier cas où une seule caractéristique dérive à la fois, un deuxième cas où deux caractéristiques dérivent simultanément et un troisième cas avec les trois caractéristiques dérivent de manière simultanée. L'objectif des auteurs est de permettre à l'algorithme d'apprentissage d'identifier quelle caractéristique a dérivé. Les auteurs ont retrouvé une meilleure performance dans le cas où il y a une dérive d'une seule caractéristique (>65% de précision de l'identification), mais si les trois caractéristiques dérivent de manière simultanée, la performance de l'algorithme proposé se dégrade (<40% de précision de l'identification). (Diren et al. 2020) ont proposé une même approche en utilisant une carte T<sup>2</sup> et ils ont comparé l'utilisation de six algorithmes d'apprentissages automatiques (Classification naïve bayésienne, la méthode du plus proche voisin, arbres de décision, réseaux de neurones (NN), Perceptron multicouche et l'apprentissage profond) et ils ont prouvé que l'approche basée sur l'utilisation des

réseaux de neurones donne la meilleure performance (97% de précision de l'identification).

(Xia et al., 2018) ont considéré une carte MCUSUM et ils se sont basés sur la méthode du « Fenêtrage » ou « moving window analysis method » pour alimenter les machines à vecteurs de support (SVM). L'objectif de cette méthode est de permettre un apprentissage des tendances de la dérive du process. (Tai-fu et al., 2013) (Zhang & Cheng, 2020) ont considéré les arbres décisionnels pour identifier la cause de la dérive suivie par une carte  $T^2$  classique. Les travaux de (Alfaro-Cortés et al., 2020) se différencient par rapport aux travaux utilisant cette méthode d'identification (SVM) car ils ont proposé trois cas de suivi de deux caractéristiques process (une dérive d'une seule caractéristique à la fois, une dérive dans le même sens des deux caractéristiques et une dérive de chaque caractéristique dans un sens différent). Les auteurs ont aussi comparé la performance des CNN et les forêts d'arbres décisionnels (RF) et ils ont montré que l'approche basée sur les RF est plus performante dans le cas de faible corrélation entre les caractéristiques suivies.

#### *L'identification de la cause de la dérive en grande dimension*

Tous les travaux cités dans ce qui précède ont considéré un suivi d'un nombre faible de caractéristiques,  $p \leq 3$ ). Selon les auteurs dans (De Ketelaere et al., 2015) (Peres & Fogliatto, 2018) l'augmentation en dimensionnalité affecte les méthodes d'identification de la cause des dérives et représente une problématique émergente qui nécessite d'être explorée davantage. Selon les auteurs, l'une des méthodes les plus utilisées dans la littérature pour faire face à la problématique d'identification dans le contexte de grande dimension est la méthode de décomposition en composants principaux (PCA). Cette méthode permet de réduire le nombre de dimensions en rejetant des informations ayant moins d'impact sur la variation des caractéristiques suivies. Il existe néanmoins dans la littérature d'autres méthodes basées sur l'utilisation combinée de cartes de contrôle univariées et multivariées appliquées à un nombre plus grand de caractéristiques suivies ( $p \geq 4$ ). Nous citons l'exemple des travaux de (Mohana Rao et al., 2013) qui ont considéré une carte  $T^2$  pour la détection d'une dérive et plusieurs cartes  $\bar{x}$  pour l'identification de la cause de la dérive. Nous citons aussi les travaux de (Harrou et al., 2018) qui ont considéré une carte MEWMA pour la détection d'une dérive et plusieurs cartes EMWA pour l'identification des caractéristiques causant la dérive du process.

#### *1.2.3.3.5 La notion multimodale des cartes de contrôle*

Les cartes de contrôles univariées et multivariées ont pour objectif d'indiquer si le processus est sous contrôle statistique ou non. Suite à notre analyse de la littérature et des travaux traitant des cartes de contrôle, nous avons porté un intérêt à la notion multimodale qui consiste à considérer plusieurs états du système. C'est-à-dire, plusieurs états sous contrôle ou hors contrôle. En effet, si la carte de contrôle indique que le système est dans un état donné, pouvoir différencier entre les états peut impacter les actions à entreprendre en vue de résoudre le problème détecté. Cette approche permet d'aguiller les experts de maintenance ou de la qualité pour pouvoir identifier la cause de manière plus précise. Il est important de spécifier que cette section 1.2.3.3.4 ne porte pas sur les solutions de classification des états du système (Yu, 2010) (Ji et al., 2016) (Zouhri et al., 2021), mais se concentre sur les approches de détection et d'identification des dérives dans un contexte multimodal ou multivariée.

Nous avons identifié une solution présentée dans le travaux de (Boudaoud & Cherfi, 2005)(Boudaoud & Cherfi, 2006) qui ont proposé deux contributions originales car, ils ont proposé une détection et une identification de l'état vers lequel le système a dérivé. Leurs contributions se basent sur l'utilisation de la carte de contrôle  $T^2$  dans un contexte multimodal. Une première contribution présentée dans la section 1.2.3.3.5 a été développée pour suivre des dérives rapides (E.g. de type choc) et une deuxième contribution où les auteurs ont proposé une nouvelle carte de contrôle multimodale pour détecter les dérives de faible amplitude « Detection of Incipient Shifts » ou (DIS). Cette contribution sera présentée dans la section 1.2.3.3.6.

#### *1.2.3.3.6 La carte $T^2$ multimodale (Boudaoud & Cherfi, 2005)*

Les auteurs ont considéré l'hypothèse qu'il y a une connaissance du système étudié ainsi qu'un historique de données qui permettent d'identifier les paramètres du système ainsi que les valeurs caractérisant le comportement de ses caractéristiques (Vecteur moyenne et matrice de covariance des caractéristiques à suivre). Une connaissance qui ne couvre pas seulement l'état de fonctionnement nominal du système considéré sous contrôle, mais, aussi les éventuels états hors contrôle que le système peut avoir. Les auteurs ont déployé cette approche en se basant sur la carte de contrôle  $T^2$ . Pour une  $T^2$  classique, le système peut être sous contrôle ou hors contrôle. La carte de contrôle modifiée est nommée  $T^2$  multimodale, en référence aux différents états hors contrôle vers lequel le système peut dériver.

Un vecteur  $X$  de  $p$  caractéristiques produit à suivre est considéré et  $X$  suit une loi multinormale  $X \sim N(\mu_i, \Sigma_i)$  avec  $\mu_i, \Sigma_i$  respectivement les vecteurs de moyenne et les matrices de covariance associé à l'état  $i$  du système, avec  $i$  dans  $[0, n-1]$  et  $n$  représentant le nombre total d'états.

L'historique de données disponibles permet une classification des états du système qui peut être établie comme suit. Un état sous contrôle noté (IC) avec  $\mu_0, \Sigma_0$  et  $n-1$  états hors contrôle noté  $OC_i$  avec  $i$  dans  $[1, n-1]$  (Une estimation des différents vecteurs de moyenne et matrice de covariance avec  $m_i$  observations pour chaque état). Ceci permet la mise en place des limites de contrôle correspondant à l'équation (1.24),

$$UCL_i = \frac{p(m_i + 1)(m_i - 1)}{m_i(m_i - p)} F_{\alpha, p, m_i - p} \quad (1.24)$$

Avec  $m_i$  le nombre de prélèvements,  $p$  la taille du vecteur de caractéristiques contrôlées et  $F_{\alpha, p, m_i - p}$  le quantile de la distribution de Fisher d'ordre  $\alpha$  avec  $p$  et  $m_i - p$  degrés de liberté. La statistique  $T^2$  est ensuite calculée par rapport à chaque état comme suit,

$$T_i^2 = (X - \bar{X}_i)' S_i^{-1} (X - \bar{X}_i), i = 0, \dots, n-1 \quad (1.25)$$

Avec

$$\bar{X}_i = \frac{\sum_{k=1}^{m_i} X_{i,k}}{m_i} \quad (1.26)$$

$$S_i = \frac{\sum_{k=1}^{m_i} (X_{i,k} - \bar{X}_i) (X_{i,k} - \bar{X}_i)'}{m_i - 1} \quad (1.27)$$

$\bar{X}_i$  et  $S_i$  étant les vecteurs de moyenne et matrices de covariance estimés sur la base des données disponibles sur les différents états  $i$  du système.

Pour mieux visualiser le fonctionnement de la carte de contrôle et sa différence avec le fonctionnement d'une carte  $T^2$  classique, la figure 1.11 explicite la position d'un vecteur moyenne d'un échantillon  $X [x_1, x_2]$  par rapport aux différents états du système.

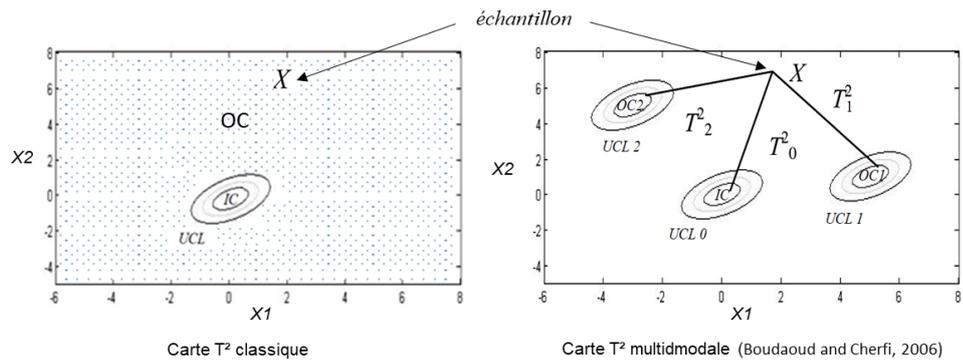


Figure 1.11 Schématisation de l'aspect de détection assuré par la carte  $T^2$  multimodale via une visualisation de la moyenne  $X$  d'une observation par rapport à l'espace des états connus d'un système

Selon les auteurs (Boudaoud & Cherfi, 2005), si un historique complet des données est disponible et exploitable afin d'identifier et estimer les paramètres de chaque état, alors il est possible de calculer la statistique  $T_i^2$  par rapport aux états hors contrôle  $OC_i$ . Ce qui assure une forme d'identification de la cause des dérives pour savoir vers quel état hors contrôle le système dérive. La carte de contrôle multimodale donne donc, en plus de l'information de détection d'une dérive (le système a dérivé de l'état sous contrôle), que le système dérive vers un état  $OC_i$  (hors contrôle) connu et identifié par l'analyse préliminaire établie sur le système.

Les auteurs ont donc proposé un ensemble de règles de décision pour la carte de contrôle multimodale proposée qui est comme suit,

- Si  $T_0^2 \leq UCL_0$  alors le process est considéré sous contrôle (IC) sinon, le process a dérivé et il est considéré hors contrôle statistique (OC)
- Si  $T_0^2 > UCL_0$  et  $\exists i \in [1, n - 1], T_i^2 \leq UCL_i$  alors le process est statistiquement dans l'état hors contrôle  $OC_i$ .
- Sinon, si  $T_0^2 > UCL_0$  et  $\exists i, j \in [1, n - 1] i \neq j, T_i^2 \leq UCL_i$  et  $T_j^2 \leq UCL_j$ , alors la situation du process est considérée ambiguë ce qui nécessite plus d'informations.
- Sinon, si  $T_0^2 > UCL_0$  et  $\forall i \in [1, n - 1] T_i^2 < UCL_i$ , alors le process est hors contrôle (OC) vers un nouvel état qui n'a pas été considéré lors de la mise en place de la carte de contrôle.

#### 1.2.3.3.7 Présentation de la carte DIS

La carte DIS (Detection of Incipient Shifts), ou « détection des dérives lentes », a été développée par (Boudaoud & Cherfi, 2006) comme une extension de la carte Multimodale sous l'hypothèse que la dynamique des dérives soit lente. Il est important de différencier entre les dérives ayant une dynamique considérée rapide (E.g. dérive causée par un choc) et les dérives ayant une dynamique lente (E.g. dérive causée par une usure du matériel).

Le concept de fonctionnement de la carte DIS est similaire à la carte  $T^2$  Multimodale. La carte DIS repose sur l'hypothèse qu'une analyse a priori de l'historique des pannes et des composants machine réparés ainsi que de la défaillance permet d'établir un lien entre les états hors contrôle du système ( $OC_i$ ) et différents défauts potentiels. Des défauts qui peuvent être détectés suite à un suivi des caractéristiques produit.

Selon les auteurs (Boudaoud & Cherfi, 2006), le fonctionnement de la carte DIS est comme suit :

Une séquence d'observations  $(X_1, \dots, X_p)$  de caractéristiques produit est considérée. Cette séquence reflète l'occurrence d'une dérive ayant une dynamique lente, une dérive du système de l'état sous contrôle IC vers un état hors contrôle  $OC_i$ .

La statistique  $T_i^2$  est calculée selon l'équation (1.25) pour chaque observation par rapport aux états connus (IC et  $OC_i$ ). Les auteurs ont relevé qu'une tendance progressive reflétant une incrémentation de la valeur  $T_0^2$  (associée à l'état IC) indique une dérive de l'état IC vers un état  $OC_i$ . Cette augmentation de  $T_0^2$  est couplée avec une diminution des valeurs de  $T_i^2$  pour  $i$  dans  $[1 \dots n-1]$  avec  $n$  le nombre d'états.

En d'autres termes,

- Une augmentation de la statistique  $T_i^2$  indique un éloignement d'un état  $i$  donné.
- Une diminution de la statistique  $T_i^2$  indique un rapprochement vers un état donné
- Une valeur « constante » de  $T_i^2$  indique que le système ne dérive plus.

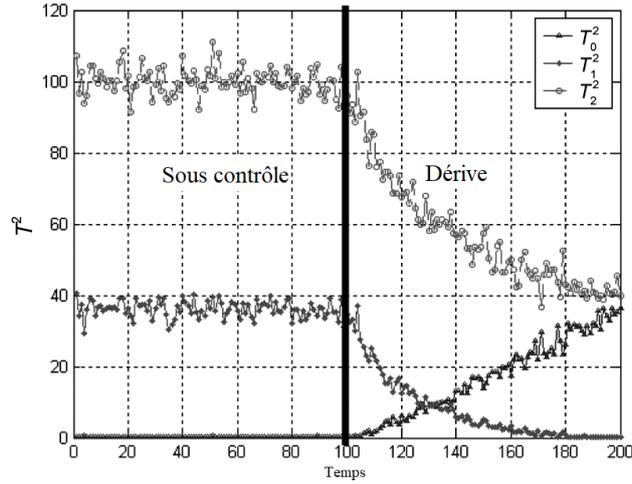


Figure 1.12 Visualisation de l'effet d'une dérive sur les statistiques  $T^2$  (Boudaoud & Cherfi, 2006)

Les auteurs ont proposé une transformation de la modélisation de la statistique  $T_i^2$  selon un modèle temporel afin de pouvoir observer la dynamique de la dérive comme suit,

$$T_i^2(k) = f_i(t_k) + \varepsilon_{i,k} \quad (1.28)$$

Avec  $k$  l'instance de l'échantillon effectué à l'instant  $t_k$ ,  $f_i(t_k)$  la partie dynamique de la statistique  $T_i^2$  et  $\varepsilon_{i,k}$  un élément aléatoire de distribution indépendante et identique (iid) qui regroupe les conditions initiales de la statistique (ordonnées à l'origine) ainsi qu'un élément de bruit. Les auteurs ont mis en place une règle exprimée comme suit,

$$f_i(t_k) \begin{cases} 0 & \text{Si le système est sous contrôle} \\ \sum_{j=1}^n a_{j i} t_k^j & \text{Si le système dérive} \end{cases} \quad (1.29)$$

Comme interprétation de l'équation (1.25), les auteurs ont considéré que si le système, est dans un état sous contrôle, les statistiques  $T_i^2$  sont en régime stationnaire. Dans le cas d'une dérive vers un état hors contrôle, les statistiques  $T_i^2$  sont en régime transitoire reflété par l'entité  $\sum_{j=1}^n a_{j i} t_k^j$ . Une variation de la statistique  $T_i^2$  indique une dérive.

Sous l'hypothèse d'une tendance linéaire de la statistique  $T_i^2$ , l'équation (1.28) peut s'exprimer de la manière suivante,

$$T_i^2(k) = a_{1 i} t_k + \varepsilon_{i,k} \quad (1.30)$$

Avec  $a_{1i}$  étant la vitesse de la variation de la statistique  $T_i^2(k)$ ,  $\varepsilon_{i,k}$  la composante à l'origine de la statistique  $T_i^2(k)$ , l'équation (1.29) devient donc,

$$a_{1i} \begin{cases} = 0 & \text{Si le système est sous contrôle} \\ \neq 0 & \text{Si le système dérive} \end{cases} \quad (1.31)$$

Les auteurs ont proposé d'estimer les paramètres  $a_{1i}$  par le biais d'un algorithme des moindres carrés récurrents (Boudaoud and Cherfi, 2006).

Selon les auteurs, le suivi des éventuelles dérives revient donc à suivre les valeurs estimées des séquences  $\{\widehat{a}_{1i}\}_k$  avec  $i$  dans  $[0 \dots n-1]$  avec  $n$  le nombre d'états et  $k$  l'instance de prélèvement d'un échantillon.

Les auteurs ont suivi l'évolution de ces séquences via deux cartes de contrôle CUSUM et EWMA et ont retrouvé une meilleure détection via la carte CUSUM (présentée dans la section 1.2.3.2.2). La carte CUSUM est utilisée pour suivre les variations positives et négatives de la séquence des  $\{\widehat{a}_{1i}\}_k$  estimées par rapport à chaque état connu par le biais de deux statistiques notées  $C_{i,k}^+$  pour les changements positifs et  $C_{i,k}^-$  pour les changements négatifs. Si les statistiques  $C_{i,k}^+$  et  $C_{i,k}^-$  indiquent une dérive, la décision par rapport à un état  $i$  est représentée par des décisions indicatrices  $D_{i,k}$  selon les valeurs des changements positifs et négatifs de la carte CUSUM.

Les auteurs ont proposé une règle de décision par vote majoritaire pour générer la décision finale pour savoir, en vue des informations récoltées, si le système a dérivé ou pas (Eq. 1.30).

$$D_k = \begin{cases} +1 & \text{si } \sum_{i=0}^n D_{i,k} > q - (n - q) \\ -1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.32)$$

Selon cette règle, le système est considéré en dérive ( $D_k = +1$ ) si à l'instance d'échantillonnage  $k$ , il y a au moins  $q - (n - q)$  variables  $D_{i,k}$  indiquant une dérive de l'état respectif  $i$ . Ceci indique un changement sur la séquence des  $\{\widehat{a}_{1i}\}_k$  suivie. Si ( $D_k = -1$ ), le système est considéré sous contrôle.

Pour identifier l'état vers lequel le système a dérivé, les auteurs ont proposé de suivre l'évolution des statistiques  $T_i^2$  selon la règle suivante.

$$\min_{i=1,\dots,n-1} T_i^2(k) < T_0^2(k) \text{ et } C_{i,k}^- = +1 \quad (1.33)$$

Avec  $C_{i,k}^-$  est la variable de la carte CUSUM indiquant un changement négatif de la séquence  $\{\widehat{a}_{1i}\}_k$  marquant un rapprochement vers un état  $OC_i$ .

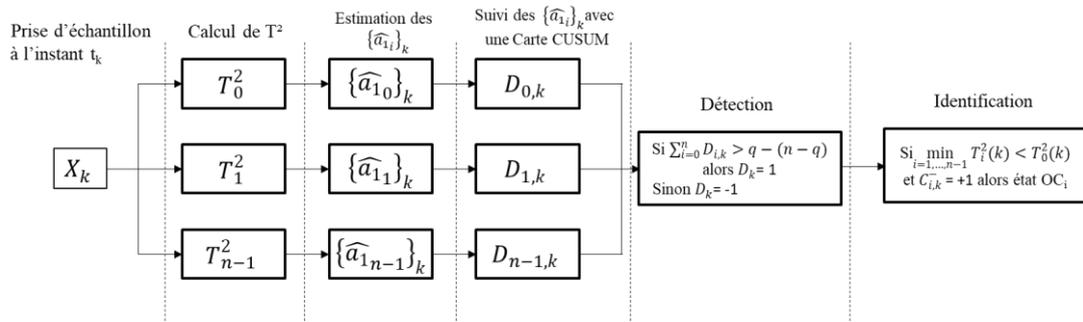


Figure 1.13 Synthèse du fonctionnement de la carte DIS pour un cas d'une dérive linéaire

#### 1.2.4 Conclusion par rapport à la MSP

La MSP représente un élément important faisant partie des stratégies mises en place par les acteurs de l'industrie. Un intérêt est porté dans cette section 1.2 à un outil de la MSP qui est la carte de contrôle. Les cartes de contrôle jouent un rôle important dans le suivi des éventuelles dérives des processus. Les cartes de contrôle univariées sont adaptées au suivi d'une seule caractéristique à la fois, alors que les cartes de contrôle multivariées assurent un suivi de plusieurs caractéristiques en assurant une meilleure performance comparée à l'utilisation de plusieurs cartes de contrôle univariées dans le cas de présence de corrélations entre les caractéristiques suivies. De plus, l'utilisation des cartes de contrôle multivariées assure une meilleure détection des dérives dans le cas multivarié, mais l'identification de la cause de la dérive reste un élément complexe. Les informations fournies par les cartes de contrôle peuvent être exploitées davantage pour améliorer le processus de prise de décision de la maintenance.

### 1.3 CONCLUSION

Les aspects de la maintenance et de la qualité jouent un rôle important dans les standards des entreprises actuelles. Avec une complexité en hausse des systèmes et une ère digitale (4.0) qui met à disposition des outils d'accès aux données système et

produit, ces éléments incitent à un développement de plusieurs approches différentes qui permettent l'utilisation efficace de toutes les ressources mises à disposition (E.g. capteurs et caméras connectés). Notamment, l'intégration des différents éléments du processus (la maintenance et la MSP) est un concept qui a été exploré dans la littérature. Notre analyse de l'état de l'art sur les politiques de maintenance intégrant la MSP sera présentée en détail dans le chapitre suivant.

# Chapitre 2: Etat de l'art

---

## 2.1 INTRODUCTION

Dans le premier chapitre, nous avons présenté le contexte général de cette thèse ainsi que les éléments nécessaires à l'appréhension des notions clés liées à la maintenance et la MSP. Nous avons parcouru les différentes approches de la maintenance corrective et préventive en explicitant les définitions des différentes politiques de maintenance préventive systématique, conditionnelle et prévisionnelle. Nous avons aussi présenté le concept de la MSP et de ses outils en nous focalisant principalement sur les cartes de contrôle multivariées. Selon (Ben-Daya & Duffuaa, 1995), gérer ces éléments de manière cloisonnée a été prouvé inefficace. Ce chapitre présente une revue de la littérature traitant de la problématique de l'intégration entre la maintenance et la MSP.

Cette revue de l'état de l'art nous a permis d'étudier ce qui a été déjà fait sur la problématique d'intégration et d'identifier les manques en nous focalisant sur l'intégration de la maintenance et la MSP. De cette analyse, nous avons pu élaborer une proposition de recherche et présenter les objectifs attendus pour les travaux de recherche de cette thèse.

## 2.2 DIFFERENCE ENTRE INTERRELATION ET INTEGRATION

Selon les travaux de (Hadidi et al., 2012), le développement de solutions offrant une combinaison ou un regroupement de deux ou plusieurs éléments du processus industriel peut être divisé en deux catégories : l'interrelation et l'intégration.

- **L'interrelation** se focalise sur l'optimisation d'un certain élément d'un système de production donné, en prenant comme contraintes les exigences d'un autre élément. (E.g. la planification de la production en fonction d'un planning préétabli d'interventions de maintenance, ou dans l'autre sens, l'établissement d'un planning d'interventions de maintenance en prenant en compte les contraintes du planning de production) (Hadidi et al., 2012). Un élément du système industriel peut être la maintenance, la qualité ou la production.

- **L'intégration** représente tous les modèles qui se focalisent sur une optimisation et une mise en place simultanée des différents éléments pris en considération (Hadidi et al., 2012).

Le travail de recherche de cette thèse se focalise sur l'intégration entre les éléments du système de production (la maintenance et la qualité). Nous allons nous focaliser principalement dans la section 2.3 sur l'analyse de l'état de l'art portant sur les travaux qui ont traité l'intégration de la maintenance et de la qualité.

### 2.3 LES STRATEGIES INTEGREES (MAINTENANCE ET QUALITE)

La maintenance et la qualité sont parmi les éléments clés d'un système de production. Gérer chaque élément de façon indépendante n'est pas considéré comme optimal. Une des premières réflexions a été proposée par les travaux de (Ben-Daya & Duffuaa, 1995), qui ont fait appel à une refonte de la façon de gérer les différents éléments. Les auteurs ont souligné l'importance de la qualité dans le processus industriel, en le considérant comme « the missing link ». Selon les auteurs, la qualité permet de fournir une grande partie de l'information sur le fonctionnement du système industriel. Ils ont proposé une schématisation du flux d'informations entre la production, la qualité et la maintenance dans un processus industriel (Figure 2.1).

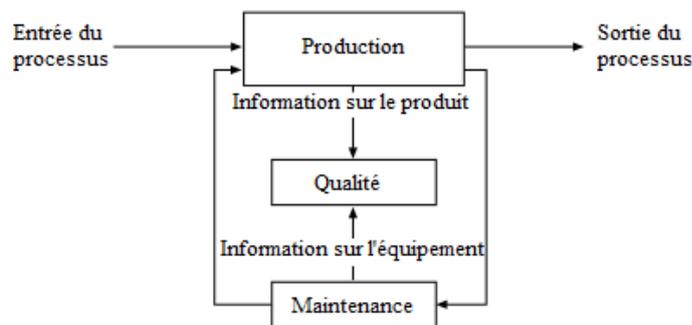


Figure 2.1 Shématisation du lien entre les éléments d'un processus de production selon (Ben-Daya & Duffuaa, 1995)

Cette réflexion a été reprise par plusieurs auteurs pour appuyer sur l'importance de l'aspect d'intégration (Rahim & Banerjee, 1993) (Gabiella et al., 2008).

Il existe dans la littérature un nombre important de travaux de recherche traitant l'intégration des différents éléments du processus de production. L'objectif principal

derrière l'intégration de ces éléments est de réduire les coûts et d'améliorer la performance du processus industriel.

L'état de l'art présenté est basé sur les travaux de (Hadidi et al., 2012) (Colledani et al., 2014) (Gouiaa-Mtibaa, 2017) (Glawar et al., 2018) (Farahni & Tohidi, 2021). La section 2.3.1 représente les travaux étudiés traitant de l'intégration de la maintenance et la MSP. La section 2.3.2 présente les travaux traitant de l'intégration de la maintenance et de la MSP.

### **2.3.1 Intégration de la maintenance et la MSP**

Comme mentionné dans ce qui précède, les auteurs (Ben-Daya & Duffuaa, 1995) sont parmi les premiers qui ont porté un intérêt au concept de l'intégration entre les éléments du processus industriel. Les auteurs ont proposé deux approches pour traiter la problématique d'intégration : La première suggère l'utilisation d'une politique de maintenance imparfaite et son effet sur l'identification de la période d'échantillonnage. La deuxième approche se base sur le concept de fonction de perte de Taguchi (Kumar et al., 2012). La fonction perte de Taguchi décrit le phénomène qui affecte la valeur des produits fabriqués en lui associant une perte « progressive » de la qualité au lieu d'une perte « instantanée » suite à un dérèglement ou une défaillance (Taguchi et al., 1988). Les auteurs (Chen et al., 2011) ont considéré l'implémentation des deux méthodes citées par (Ben-Daya & Duffuaa, 1995) de façon simultanée afin de réduire l'ensemble des coûts de maintenance et coûts de suivi de la qualité du système considéré. Par la suite, plusieurs travaux de recherche ont développé d'autres approches basées sur le concept d'intégration.

Par rapport à la MSP, l'utilisation des cartes de contrôle univariées (principalement la carte  $\bar{X}$ ) est l'outil le plus utilisé dans le cadre de l'intégration de la MSP avec la maintenance. D'autres aspects de suivi de la qualité des pièces produites sont aussi utilisés (taux de pièces non conformes (Rivera-Gomez et al., 2013), contrôle à 100% (Bouslah, 2015), etc.) mais, notre analyse se focalise sur les travaux qui ont utilisé des cartes de contrôle.

Nous proposons une première classification des travaux de recherche dans cette section (2.3.1) selon le *type des politiques de maintenance* utilisées (Maintenance systématique ou conditionnelle), ainsi que *le type des cartes de contrôle* considérées.

### *2.3.1.1 Intégration de la maintenance systématique avec les cartes de contrôle $\bar{X}$*

Parmi les travaux analysés dans la littérature, la majorité a porté un intérêt à l'intégration de la maintenance préventive systématique avec une utilisation de la carte de contrôle  $\bar{X}$ . Les auteurs (Rahim & Banerjee, 1993) ont proposé d'optimiser un modèle de coût en identifiant les valeurs optimales de la période d'échantillonnage de la carte de contrôle  $\bar{X}$ , ainsi que de la période d'intervention pour la maintenance préventive systématique. Cette approche est retrouvée aussi dans les travaux de (Hsu & Kuo, 1995) (Chiu & Huang, 1996) (Ben-Daya & Rahim, 1999).

Tous les modèles cités se sont basés sur les travaux de (Duncan, 1956). L'auteur a proposé une approche qui consiste à identifier les paramètres de la carte de contrôle  $\bar{X}$ ; (la taille de l'échantillon, la fréquence d'échantillonnage et les limites de contrôle). L'objectif de cette approche est de minimiser les coûts liés au contrôle de la qualité et de la maintenance réactive effectuée suite à une détection d'une dérive par la carte de contrôle. Cette approche a été reprise par la suite dans les travaux de (Lorenzen & Vance, 1986). Les auteurs (Goyal et al., 1993) ont introduit la prise en charge des retouches des pièces non conformes produites. Les auteurs ont considéré que les pièces non conformes fabriquées peuvent être retouchées et donc revendues. Ce travail a été considéré par (Gouiaa-Mtibaa, 2017) qui a proposé des stratégies de maintenance en considérant l'effet des retouches des produits non conformes avec différents niveaux de qualité. Les auteurs (Salmasnia et al., 2017) ont considéré un modèle similaire. L'originalité de leur travail s'articule autour de la considération de plusieurs causes spéciales qui peuvent faire passer le système de l'état sous contrôle vers l'état hors contrôle.

La majorité de travaux de recherche intégrant la maintenance systématique et la MSP considèrent la carte  $\bar{X}$  principalement pour des raisons de simplicité d'exploitation et d'implémentation. Il existe aussi quelques travaux qui ont considéré d'autres cartes de contrôle comme la carte CUSUM ou la carte EWMA couplées à la maintenance systématique. La section suivante (2.3.1.2) explicite les travaux que nous avons identifiés dans la littérature.

### **2.3.1.2 Intégration de la maintenance systématique avec des cartes de contrôle (EWMA, CUSUM)**

Les auteurs (Moskowitz et al., 1994) (Chiu & Huang, 1996) ont attiré l'attention sur l'effet de l'amplitude des dérives ( $\delta$ ) lors de la mise en place des cartes de contrôle univariées (section 1.2.3.1). L'utilisation des cartes de contrôle appropriées aux faibles dérives ( $\delta < 1.5 \sigma$ ) (Montgomery, 2009) a été donc considérée dans un cadre intégré à la maintenance systématique.

Les travaux de (Charongrattanasakul & Pongpullponsak, 2011) ont utilisé une carte EWMA intégrée à une politique de maintenance systématique périodique. Ils ont utilisé un algorithme d'optimisation (Algorithme Génétique) pour identifier les paramètres optimaux de la carte de contrôle et les périodes d'échantillonnage et de maintenance, des paramètres qui minimisent la somme des coûts de maintenance et de gestion de la qualité du processus. Les travaux de (Shrivastava et al., 2016) ont proposé un modèle similaire mais en considérant des actions de maintenance corrective minimale avec les actions de maintenance préventive imparfaite. Les auteurs (Yaping et al., 2018) ont considéré l'utilisation d'une carte CUSUM jointe à une politique de maintenance systématique imparfaite basée sur l'âge.

Comme mentionné au début de cette section (2.3.1.2), l'intégration de la maintenance systématique avec la MSP univariée est assez populaire. Suite à notre analyse de la littérature, nous n'avons pas trouvé de travaux traitant de l'intégration de la maintenance systématique avec les cartes de contrôle multivariées. Nous avons par contre remarqué une émergence de l'utilisation des cartes de contrôle univariées adaptatives avec une politique de maintenance. Nous avons identifié les travaux de (Salmasnia et al., 2019) qui proposent l'utilisation de la carte de contrôle  $\bar{X}$  adaptative avec une période d'échantillonnage variable jointe à la maintenance systématique.

Dans la section suivante (2.3.1.3), nous allons présenter les travaux intégrant la maintenance conditionnelle avec la MSP.

### **2.3.1.3 Intégration de la maintenance conditionnelle avec la carte de contrôle $\bar{X}$**

Les travaux précédents se sont focalisés sur l'utilisation des politiques de maintenance systématique. Il existe aussi dans la littérature des travaux qui se sont concentrés sur l'intégration de la MSP avec des politiques de maintenance conditionnelle.

Les auteurs dans (Linderman et al., 2005) ont développé un modèle analytique nommé modèle de surveillance et maintenance utilisant la MSP (carte de contrôle  $\bar{X}$ ) pour suivre des caractéristiques de l'équipement de production, tandis que la maintenance est planifiée à des intervalles spécifiques. Les auteurs ont proposé trois règles de décisions : Si le système bascule vers un état hors contrôle détecté par la carte de contrôle utilisée ( $\bar{X}$ ), une action de maintenance préventive est mise en place ; Si la carte de contrôle ne détecte pas la dérive, le système reste hors contrôle jusqu'à atteindre le moment de la maintenance préventive planifiée pour le remettre sous contrôle ; Si le système est dans un état de panne totale, des actions de maintenance corrective sont nécessaires. Ce modèle a été repris par les auteurs (Zhou & Zhu, 2008) qui ont considéré un scénario de non-détection (erreur de type II) (section 1.2.3.2.4).

Les auteurs (Panagiotidou & Tagaras, 2010) ont aussi considéré intégrer la maintenance conditionnelle basée sur l'information fournie par une carte de contrôle univariée ( $\bar{X}$ ). Ils ont étudié un système avec deux états, un état sous contrôle et un état hors contrôle. Ils ont proposé une approche analytique dans un objectif de maximiser le profit du processus étudié. Ils ont considéré l'hypothèse que les revenus sont plus élevés quand le système est opérationnel dans un état sous contrôle statistique. Le processus, dans le cadre des travaux de (Panagiotidou & Tagaras, 2010), peut être considéré comme un processus de renouvellement, suite à l'utilisation des actions de maintenance parfaite marquant la fin de chaque cycle. Leur travail considère aussi les erreurs liées à une fausse alarme ainsi qu'une non détection (erreurs de type I et II). Les travaux de (Xiang, 2013) ont considéré un modèle similaire, mais sous l'hypothèse que le système considéré a un état sous contrôle et  $n$  états hors contrôle. L'auteur a supposé que les différentes interventions sur le système sont instantanées et les actions de maintenance sont imparfaites.

#### ***2.3.1.4 Intégration de la maintenance conditionnelle avec des cartes de contrôle multivariées***

Face à la simplicité d'implémentation des cartes de contrôle univariées, la littérature traitant de son intégration avec la maintenance conditionnelle est assez riche. Par rapport à l'utilisation des cartes de contrôle multivariées jointe à la maintenance conditionnelle, nous n'avons trouvé que quelques travaux qui ont travaillé sur l'intégration de ces éléments.

Les auteurs (Wu & Makis, 2008) ont considéré une carte de contrôle multivariée  $\chi^2$  (section 1.2.3.3) qui assure la récolte d'informations nécessaires pour effectuer les actions de maintenance conditionnelle. Les auteurs ont choisi une modélisation du système en trois états avec un passage entre les états suivant une loi exponentielle. Ils ont considéré des actions de maintenance parfaites enclenchées suite aux alarmes de la carte de contrôle. Ils ont aussi considéré l'identification de la période d'échantillonnage optimale ainsi que les limites de contrôle optimales qui minimisent le coût global du processus de production (les coûts d'actions d'échantillonnage, d'actions de maintenance conditionnelle et de maintenance corrective). Ce modèle a été repris par (Rasay et al., 2018) en considérant une loi Weibull pour refléter le passage entre et des actions d'échantillonnage non périodique.

Les travaux (Requeijo et al., 2013) (Abouei-Ardakan et al., 2016) se sont basés sur l'utilisation d'une carte MEWMA intégrée à une maintenance préventive planifiée avec des interventions de maintenance suite à une alarme par la carte de contrôle. Ils se sont fixés un objectif de maximiser le profit du système considéré.

Nous avons aussi identifié des travaux de (Kisic et al., 2015) qui ont suivi des signaux acoustiques avec une carte  $T^2$ . L'information récoltée est ensuite utilisée pour le processus de prise de décision de la maintenance conditionnelle et pour l'estimation de la matrice de transition du modèle de dégradation basée sur les chaînes de Markov proposé par les auteurs.

Les auteurs (Requeijo et al., 2013) (Kisic et al., 2015) ont souligné l'importance de la problématique d'identification des causes des dérives suite à une détection par une carte de contrôle multivariée. Ils ont indiqué le besoin d'analyses supplémentaires afin d'identifier la cause de la dérive. Comme indiqué dans la section 1.2.3.3.2, les méthodes existantes permettent certes d'identifier les causes des dérives (E.g. décomposition MYT) mais restent très sensibles à l'augmentation du nombre de caractéristiques suivies. Un nombre qui, d'un point de vue pratique, est assez élevé et donc reste complexe à manipuler (Ge & Song, 2013).

Dans notre revue de la littérature, nous n'avons pas identifié de travaux traitant de l'utilisation des cartes de contrôle multivariées adaptatives jointes à des actions de maintenance conditionnelle.

## 2.4 CLASSIFICATION ET SYNTHÈSE DE L'ÉTAT DE L'ART

Cette section (2.4) représente une synthèse des travaux étudiés dans la section 2.3, dans un but d'identifier les manques dans la littérature.

### 2.4.1 Critères de classification des travaux de l'état de l'art

Le tableau 2.1 regroupe une classification des travaux de la littérature selon des critères liés à la maintenance et des critères liés à la MSP. Les critères seront définis dans les sections suivantes (2.4.1.1) et (2.4.1.2).

#### 2.4.1.1 Critères liés à la maintenance

Par rapport aux critères liés à la maintenance, nous avons choisi initialement de classer les travaux de la littérature en fonction du type d'actions de maintenance (section 2.3.1). Nous avons remarqué que les travaux traitant de la *maintenance systématique* basée sur le temps représentent une grande majorité de la littérature et les travaux considérant la *maintenance conditionnelle* sont encore émergents, car la maintenance conditionnelle est un axe de recherche qui est en développement.

Nous avons aussi proposé de différencier entre des travaux qui ont considéré des *actions de maintenance parfaites* et des travaux qui ont considéré des *actions de maintenance imparfaites*. Un autre élément à prendre en compte pour les politiques de maintenance intégrées est le choix par rapport aux *lois de passage* considérées modélisant un passage du système d'un état sous contrôle vers un état hors contrôle.

#### 2.4.1.2 Critères liés à la MSP

Par rapport aux critères liés à la MSP, un premier critère représente l'outil MSP considéré. Comme mentionné dans la section 2.3.1, nous allons classer les travaux selon *la carte de contrôle utilisée* pour le suivi des caractéristiques du process / des produits fabriqués. Nous proposons de considérer aussi le nombre d'états hors contrôle considérés, car nous avons relevé une tendance majeure qui consiste à ne considérer qu'un seul état hors contrôle surtout avec une utilisation de la carte ( $\bar{X}$ ).

Nous avons observé par la suite *la périodicité des actions d'échantillonnage*, un élément qui varie entre les travaux de recherche étudiés. Comme dernier critère, nous avons observé que tous les travaux étudiés se basent sur les cartes de contrôle pour détecter l'occurrence d'une dérive vers un état hors contrôle, mais l'*identification de la cause de la dérive* varie en fonction des travaux et leurs cadres d'études. Si c'est un suivi univarié d'une seule caractéristique, notamment, via une carte de contrôle

univariée ( $\bar{X}$ ), l'identification s'effectue de manière implicite puisque ces cartes de contrôle suivent une caractéristique produit ou process. Si c'est un suivi multivarié et comme mentionné dans la section 1.2.3.3.3, identifier la cause de la dérive n'est pas toujours assuré, à moins d'intervenir via des actions d'inspections ou enclencher les actions de maintenance pour découvrir la cause de la dérive (Latrous et al., 2019). Ce critère a plus d'impact dans le cas des cartes de contrôle multivariées qui ne sont pas aussi utilisées que les cartes univariées, un constat relevé suite à notre analyse de la littérature.

## 2.4.2 Synthèse de l'état de l'art

Notre synthèse de la littérature va nous permettre d'appréhender et identifier les directions de développement que les travaux de recherche étudiés ont considéré pour traiter la problématique de l'intégration. Le tableau 2.1 reflète notre synthèse de l'état de l'art avec une classification des travaux analysés de la littérature selon les critères présentés.

Il est important de spécifier que le tableau ne regroupe pas tous les articles présentés dans la section 2.3. Nous avons choisi des travaux qui nous ont aidés à être pertinents afin de pouvoir identifier les manques dans la littérature.

Plusieurs constatations sont relevées. Un premier élément, qui a été mentionné dans la section précédente (2.4.1), porte sur les *types d'actions de maintenance* utilisés dans un contexte intégré. Une majorité des travaux s'est focalisée sur l'utilisation de la maintenance préventive systématique basée sur le temps. (Duncan, 1956) (Ben-Daya & Rahim, 1999) (Ben-Daya, 1999) (Charongrattanasakul & Pongpullponsak, 2011) (Shrivastava et al., 2016) (Yaping et al., 2018) (Salmasnia et al., 2017) (Salmasnia et al., 2019). La majorité des travaux dans cette catégorie, ont considéré des *actions de maintenance parfaites*, mais les travaux de (Ben-Daya & Rahim, 1999) (Ben-Daya, 1999) ont considéré des actions de maintenance préventive imparfaite avec un niveau de réparation qui est proportionnel aux coûts des actions de maintenance. Les travaux de (Xiang, 2013) (Shrivastava et al., 2016) (Yaping et al., 2018) ont considéré une politique de maintenance *imparfaite* minimale suite à une alarme de la carte de contrôle.

Articles	Politique de maintenance		Loi de passage vers un état hors contrôle	Actions de maintenance préventive		Carte de contrôle	Nb° états OC	Période d'échantillonnage		Analyse des dérives	
	TBM	CBM		Parfaite	Imparfaite			Fixe	Var	Détection (via des cartes de contrôle)	Identification
(Duncan, 1956)	✓		Exponentielle	✓		$\bar{X}$	1	✓		✓	-
(Ben-Daya & Rahim, 1999)	✓		Weibull		✓	$\bar{X}$	1	✓		✓	-
(Ben-Daya, 1999)	✓		Weibull		✓	$\bar{X}$	1	✓		✓	-
(Linderman et al., 2005)		✓	Exponentielle	✓		$\bar{X}$	1	✓		✓	-
(Wu & Makis, 2008)		✓	Exponentielle	✓		$\chi^2$	1	✓		✓	Nécessite inspection
(Panagiotidou & Tagaras, 2010)		✓	Générique (Weibull)	✓		$\bar{X}$	1	✓		✓	Nécessite inspection
(Charongrattanasakul & Pongpullponsak, 2011)	✓		Weibull	✓		Cusum	1	✓		✓	-
(Xiang, 2013)		✓	Exponentielle		✓	$\bar{X}$	n	✓		✓	-
(Kisic et al., 2015)		✓	Exponentielle	✓		$T^2$	n	✓		✓	Nécessite inspection
(Abouei-Ardakan et al., 2016)		✓	Weibull	✓		MEwma	1	✓		✓	Nécessite inspection
(Shrivastava et al., 2016)	✓		Exponentielle		✓	Ewma	1	✓		✓	Nécessite inspection
(Yaping et al., 2018)	✓		Générique (Weibull)		✓	Cusum	1	✓		✓	-
(Salmasnia et al., 2017)	✓		Weibull	✓		$\bar{X}$	n	✓		✓	Nécessite inspection
(Salmasnia et al., 2019)	✓		Weibull	✓		$\bar{X}$ adaptative	1		✓	✓	Nécessite inspection
<b>1<sup>ere</sup> contribution (chapitre 4)</b>		✓	Weibull	✓		$T^2$ multimodale	n	✓		✓	✓ (Nécessite inspection dans des cas particuliers)
<b>2<sup>eme</sup> contribution (chapitre 5)</b>		✓	Weibull	✓		DIS	n		✓	✓	✓ (Nécessite inspection dans des cas particuliers)

- indique la non considération des inspections dans le cas où il y a un seul état hors contrôle  
TBM : maintenance systématique, CBM maintenance conditionnelle, OC : Hors Contrôle, Var : variable  
Tableau 2.1 Analyse de la littérature

D'autres travaux se sont focalisés sur l'implémentation d'actions de *maintenance conditionnelle* jointe à la MSP (Linderman et al., 2005) (Wu & Makis, 2008) (Panagiotidou & Tagaras, 2010) (Kisic et al., 2015) (Abouei-Ardakan et al., 2016). Tous les travaux dans cette catégorie ont considéré des *actions de maintenance parfaites*.

Nous avons constaté qu'une grande majorité des travaux utilise la loi Weibull pour refléter *la loi de passage* d'un état sous contrôle vers un état hors contrôle. Ce choix est effectué dû à la flexibilité de la loi Weibull pour refléter l'évolution de la défaillance des systèmes suivant leurs différentes étapes de vie (figure 1.3) et ces travaux ont tous considéré une période de vie de vieillesse caractérisée par un taux de défaillance croissant (paramètre de forme de la loi Weibull  $\beta > 1$ ).

Les travaux qui ont opté vers une utilisation d'une loi exponentielle se sont basés principalement sur une représentation en chaînes de Markov pour modéliser l'évolution de la défaillance du système considéré. Ils ont travaillé sous l'hypothèse que le taux de défaillance est constant (Linderman et al., 2005) (Wu & Makis, 2008) (Shrivastava et al., 2016).

Nous avons aussi retrouvé des travaux qui ne sont pas restreints à un type spécifique de distribution et ils ont proposé une modélisation générique (Panagiotidou & Tagaras, 2010) (Yaping et al., 2018), mais qui ont utilisé une loi Weibull dans la partie numérique pour la validation de leurs résultats de recherche.

Un constat vis-à-vis la MSP est relevé par rapport à *l'utilisation des cartes de contrôle univariées* notamment la carte  $\bar{X}$ , qui est l'outil MSP le plus répandu dans la littérature. Ceci invite à la considération des hypothèses associées à son cadre d'utilisation. En effet, utiliser une carte  $\bar{X}$  implique principalement de résumer la maîtrise statistique d'un processus à un suivi d'une caractéristique produit ou processus pour un paramètre de tendance centrale. À l'exception des travaux de (Salmasnia et al., 2019) qui ont considéré l'utilisation d'une carte  $\bar{X}$  adaptative en faisant varier **la période d'échantillonnage**, pour tous les travaux étudiés, la période d'échantillonnage est considérée constante. Parmi les travaux qui ont supposé la période d'échantillonnage constante, nous citons les travaux de (Duncan, 1956) (Ben-Daya & Rahim, 1999) (Linderman et al., 2005) (Wu & Makis, 2008) (Charongrattanasakul & Pongpullponsak, 2011) (Xiang, 2013) (Kisic et al., 2015)

(Abouei-Ardakan et al., 2016) (Shrivastava et al., 2016) (Salmasnia et al., 2017) qui ont planifié des actions d'échantillonnage périodiques. Par contre, les travaux de (Ben-Daya, 1999) (Ben-Daya & Rahim, 1999) (Panagiotidou & Tagaras, 2010) (Rasay et al., 2018) (Yaping et al., 2018) se sont basés sur le concept du « constant integrated hazard rate » introduit par Munford en 1981 (Rivera-Gomez et al., 2013). Ce concept permet de planifier les actions d'échantillonnage de manière non périodique, où la probabilité de panne du système entre deux instances d'échantillonnage est la même.

Un autre facteur qui entre en considération pour le choix de la carte de contrôle est l'amplitude de la dérive  $\delta$ . Les travaux considérant des dérives avec un  $\delta$  faible ( $\delta < 1.5$ ) ont fait appel aux cartes de contrôle qui sont plus appropriées (Charongrattanasakul & Pongpullponsak, 2011) (Shrivastava et al., 2016) (Yaping et al., 2018).

L'utilisation des *cartes de contrôle* a aussi été étendue pour couvrir l'aspect *multivarié*. Le nombre de travaux traitant des cartes de contrôle multivariées couplées à la maintenance est assez faible car, comme mentionné dans la section 2.3.1.5, Les travaux qui ont utilisés les cartes multivariées se sont basées sur la carte  $T^2$  (ou la carte  $\chi^2$ ) (Wu & Makis, 2008) (Kisic et al., 2015), à l'exceptions des travaux de (Abouei-Ardakan et al., 2016) qui ont utilisé une carte MEWMA. Les auteurs ont développé un modèle de coût via une approche analytique et ils ont considéré les paramètres de la carte MEWMA parmi les paramètres à optimiser dans le modèle.

### 2.4.3 Les manques identifiés

Suite à l'analyse de la littérature, les manques identifiés sont :

- *Manque d'utilisation des cartes de contrôle multivariées dans un contexte intégré à la maintenance*

L'utilisation des cartes de contrôle univariées notamment la carte  $\bar{X}$  est assez populaire pour les travaux traitant de l'intégration. Principalement à cause de la simplicité d'implémentation et d'interprétation. Par contre, l'utilisation de ce type de carte de contrôle obéit à certaines hypothèses qui sont considérées simples par rapport aux systèmes réels. Ces systèmes sont de plus en plus complexes, notamment avec la vague de digitalisation actuelle, donnant accès à plus d'informations sur le processus industriel. Un meilleur accès à l'information permet de suivre plusieurs caractéristiques du processus.

Une solution est l'utilisation de plusieurs cartes de contrôle univariées sous l'hypothèse de non corrélation entre ses caractéristiques (Gonzalez et al., 2018). Par contre, la présence de potentielles corrélations entre les caractéristiques suivies rend la détection via des outils comme des cartes de contrôle univariés non appropriées.

Nous n'avons relevé que quelques travaux qui considèrent l'utilisation des cartes de contrôle multivariée sous un contexte d'intégration à la maintenance (Wu & Makis, 2008) (Kisic et al., 2015) (Abouei-Ardakan et al., 2016) (Rasay et al., 2018).

- ***Manque d'exploitation des cartes de contrôle multivariées (uniquement de la détection)***

Les travaux considérant l'utilisation des cartes de contrôle multivariées avec la maintenance conditionnelle s'arrêtent à l'étape de détection. Principalement en raison de la complexité des méthodes d'identification des causes des dérives. Nous avons retrouvé deux façons de faire suite à la détection d'une dérive par une carte de contrôle. La première consiste à intervenir de manière préventive sur le système (Kisic et al., 2015). La deuxième consiste à effectuer des inspections du système afin d'identifier la cause, (Panagiotidou & Tagaras, 2010) avant d'entreprendre les actions de maintenance.

- ***Manque par rapport à la considération de plusieurs états hors contrôle***

La majorité des travaux de la littérature qui traitent l'intégration de la maintenance et de la MSP ont considéré que le système peut être sous contrôle ou hors contrôle. Même si l'idée de considérer plus qu'une cause spéciale responsable de la dérive était une extension intuitive proposée par (Duncan, 1971) et qui a été adaptée dans d'autres travaux (Salmasnia et al., 2017), dans notre recherche dans la littérature, les travaux traitant de l'intégration s'arrêtent généralement à l'étape de détection des dérives et comptent sur des actions d'inspection pour identifier la cause de la dérive.

- ***Manque d'utilisation des cartes de contrôle adaptatives sous un contexte intégré à la maintenance***

L'utilisation des cartes de contrôle dans un contexte intégré à la maintenance se restreint principalement à l'utilisation des cartes de contrôle avec des paramètres

constants. Les travaux de (Salmasnia et al., 2019) ont montré qu'il y a un intérêt par rapport à l'utilisation des cartes de contrôle adaptatives, qui, dans le domaine de la MSP « uniquement », ont été développées et continuent à être améliorées (section 1.2.3.3.2).

## 2.5 ORIENTATION ET OBJECTIF DE LA THESE

Suite à notre analyse de la littérature, les principales lignes directrices pour la mise en place de notre proposition sont :

- Proposer une contribution à la problématique de l'intégration de la maintenance conditionnelle avec la MSP et la maintenance prévisionnelle
- Considérer les outils de la MSP dans le cadre de suivi de plusieurs caractéristiques corrélées avec des cartes de contrôles multivariées.
- Exploiter les cartes de contrôle multivariées pour l'identification des dérives avec d'autres outils que les inspections.

En suivant ces lignes directrices, nous avons pu formuler une proposition pour notre travail de thèse, « *Mise en place des règles de décision pour la maintenance conditionnelle et prévisionnelle basée sur l'information du produit dans le but de minimiser les coûts du processus de production* ».

Notre contribution doit être capable de se focaliser sur le lien entre la maintenance conditionnelle et la qualité en appliquant la maîtrise statistique des procédés dans un contexte multivarié et fournir une approche adaptative à la mise en place d'actions de maintenance. Ceci est possible via l'utilisation de cartes de contrôle multivariées pour le suivi des dérives du processus. Nous avons détaillé, dans le chapitre 1, le fonctionnement de deux cartes de contrôle qui ont retenu notre attention vis-à-vis de leur utilité pour l'étape d'identification de la cause de la dérive. En effet, l'information issue de la carte de contrôle permettra d'avoir, non pas un retour d'information binaire (sous contrôle ou hors contrôle), mais une détection et une identification de l'état vers lequel le système a dérivé. Ceci permettra de garantir une approche adaptative vis-à-vis des interventions de maintenance.

## 2.6 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons mis en évidence la problématique de l'intégration entre les différents éléments d'un processus industriel (la maintenance et la qualité). Nous avons établi un état de l'art regroupant les différents travaux traitant de l'intégration de ces éléments. Les travaux de recherche ont été présentés en regards de leurs liens avec la problématique étudiée et leur classification a été présentée selon un ensemble de critères que nous avons proposés pour nous permettre d'identifier les manques dans la littérature liée à la problématique étudiée. La proposition de recherche ainsi que l'objectif de notre contribution ont été présentées par la suite.

Le chapitre suivant représente une étude préliminaire effectuée dans le but de mettre en évidence l'impact des cartes de contrôle multivariées dans un contexte intégré à la maintenance conditionnelle et aussi dans l'objectif de définir une base pour pouvoir construire notre contribution.

# Chapitre 3: Etude préliminaire

---

## 3.1 INTRODUCTION

Après avoir étudié la problématique de l'intégration entre la MSP et la maintenance dans le chapitre 2 et suite à notre analyse de la littérature, un constat est établi par rapport à l'utilisation des cartes de contrôle univariées et multivariées couplées à la maintenance. En effet, une grande majorité des travaux de recherche intègrent des cartes de contrôle univariées avec la maintenance systématique. Il existe moins de travaux qui se sont focalisés sur l'intégration de la MSP multivariée pour le processus de prise de décision de la maintenance conditionnelle. De plus, il a été prouvé dans la littérature, que les cartes de contrôles multivariées sont plus appropriées pour la détection des dérives dans le cadre de suivi de plusieurs caractéristiques corrélées.

Nous proposons donc dans ce chapitre une étude préliminaire qui a pour objectif de mettre en évidence l'importance de l'utilisation des cartes de contrôle multivariées jointes à la maintenance conditionnelle. Nous avons identifié un article dans la littérature (Panagiotidou & Tagaras, 2010) qui nous a permis de construire le travail préliminaire présenté dans ce chapitre. Après avoir présenté les travaux de (Panagiotidou & Tagaras, 2010) et justifié sa sélection, une analyse comparative entre deux politiques de maintenance conditionnelle, l'une basée sur l'utilisation d'une carte de contrôle multivariée et l'autre sur l'utilisation de plusieurs cartes de contrôle univariées, est proposée.

## 3.2 PRESENTATION DES TRAVAUX DE (PANAGIOTIDOU & TAGARAS, 2010)

### 3.2.1 Présentation de l'approche suivie

Suite à notre analyse de la littérature, nous avons étudié un ensemble de travaux présentés dans la section 2.3.1 qui traitent de la problématique de l'intégration. Pour pouvoir construire et développer nos propres contributions (chapitre 4 et 5), nous avons proposé de nous baser sur des travaux existants dans le but de construire un modèle que nous allons faire évoluer par la suite. Pour ce faire, nous avons essayé d'identifier un travail de recherche qui satisfait un ensemble de critères :

- Un travail de recherche qui propose une contribution intégrant la maintenance conditionnelle et MSP
- Une modélisation d'un système de production simple pour être facilement adaptée par la suite en fonction des contributions du travail de cette thèse.

Selon les critères mentionnés, nous avons sélectionné parmi les travaux de la littérature étudiés qui traitent de la problématique de l'intégration (section 2.3.1) les travaux de (Panagiotidou & Tagaras, 2010) intitulés « Statistical process control and condition-based maintenance: A meaningful relationship through data sharing » et qui ont été publiés dans le journal « Production and operations management ».

Cet article propose une contribution intégrant l'utilisation de la maintenance conditionnelle couplée à une utilisation d'une carte de contrôle univariée. L'approche suivie par les auteurs nous a permis de bien appréhender leur modèle analytique ainsi que l'objectif de leur contribution dans le but de l'exploiter et l'adapter par la suite en utilisant une approche par simulation. De plus, les auteurs ont validé leurs travaux en utilisant un plan d'expériences qui peut être considéré comme un set de données que nous souhaitons exploiter pour l'étude présentée dans ce chapitre. Tous ces facteurs font de cet article une base solide sur laquelle le développement de nos contributions a pu être possible. Ces contributions seront présentées dans les chapitres 4 et 5.

Nous allons présenter dans la section suivante 3.2.2 les travaux des auteurs en explicitant le système étudié, les hypothèses considérées ainsi que le modèle développé pour évaluer la performance de la politique de maintenance proposée par les auteurs.

### **3.2.2 Système considéré et hypothèses**

Le système étudié par les auteurs est composé de trois états, un état sous contrôle (IC), un état hors contrôle (OC) et un état de panne totale (BD) (Figure 3.1). Le système débute la production en étant sous contrôle (IC) où des pièces de bonne qualité sont produites. Puis, au fur et à mesure que le système fonctionne, il peut se dégrader suivant une distribution donnée de paramètres supposés connus (les auteurs ont considéré une loi Weibull). Le système passe donc vers un état hors contrôle (OC) où des pièces de moindre qualité sont fabriquées. Si le système continue à fonctionner sans actions de maintenance, il est sujet à une panne totale (BD) qui est auto-détectée

et qui cause un arrêt de la production. Le système étudié par les auteurs est schématisé par la figure 3.1.

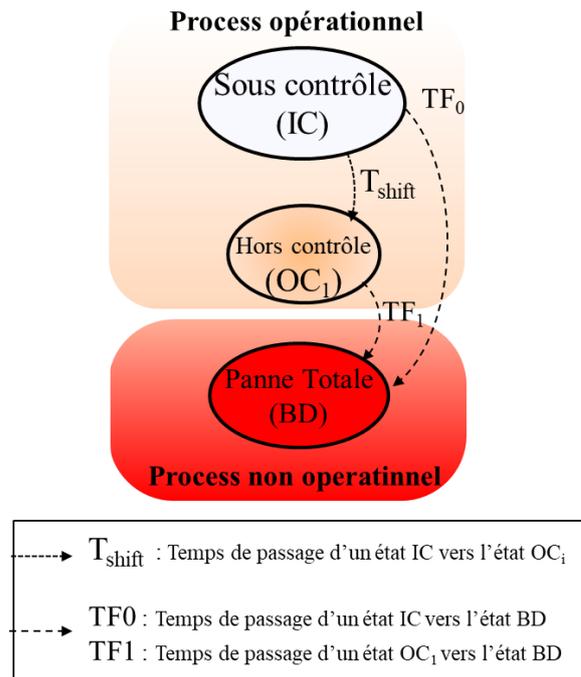


Figure 3.1 Shématisation du système considéré

Le tableau 3.1 regroupe les notations liées à la figure 3.1.

$TRF_0$	Variable aléatoire générée selon une loi Weibull de paramètres $(\beta_0, \eta_0)$ , représentant l'instant de passage de l'état IC vers l'état BD
$TRF_1$	Variable aléatoire générée selon une loi Weibull de paramètres $(\beta_1, \eta_1)$ avec $(\eta_0 \geq \eta_1)$ , représentant l'instant de passage de l'état OC <sub>1</sub> vers l'état BD
$T_{shift}$	Variable aléatoire générée selon une loi Weibull de paramètres $(\beta_{sw}, \eta_{sw})$ , représentant l'instant de passage de l'état IC vers l'état OC <sub>1</sub>

Tableau 3.1 Variables aléatoires gouvernant les passages entre les états du système

Les auteurs se sont basés sur les hypothèses suivantes :

- h1. Une seule caractéristique produit est suivie via une carte de contrôle  $\bar{X}$  pour identifier si le système est sous contrôle ou hors contrôle.
- h2. Les temps avant l'occurrence d'une panne totale ( $TRF_0, TRF_1$ ) et le temps de passage d'un état IC vers l'état OC ( $T_{shift}$ ) sont générés selon une loi Weibull de paramètres de forme et d'échelle connus (tableau 3.1).

h3. Les temps d'échantillonnage sont déterminés selon la politique de « constant integrated hazard rate » introduite par Munford en 1981 (Ben-Daya & Rahim, 1999) (Rivera-Gomez et al., 2013) et qui est formulée comme suit,

$$\int_{t_{i-1}}^{t_i} h(t)dt = \int_{t_i}^{t_{i+1}} h(t)dt \quad \forall i = 2, \dots, w - 1 \quad (3.1)$$

avec  $h(t)$  la densité de probabilité du taux de panne et  $w$  le nombre d'actions d'échantillonnages. Cette politique permet de planifier les actions d'échantillonnage de manière non périodique en assurant une même probabilité de panne du système entre deux instances d'échantillonnage.

h4. Chaque action d'échantillonnage, d'inspection et de maintenance est considérée parfaite, de durée connue et constante et nécessite l'arrêt du système.

h5. Les revenus attendus issus des produits fabriqués lorsque le système est dans l'état hors contrôle (OC) sont nettement inférieurs aux revenus issus des produits fabriqués lorsque le système est dans l'état sous contrôle (IC), car les articles de moindre qualité sont vendus à un prix réduit.

### 3.2.3 Règles de décision pour la maintenance

Les auteurs ont proposé de planifier les interventions de maintenance en se basant sur les informations fournies par une carte de contrôle (h1). En effet, les auteurs ont considéré le suivi d'une caractéristique produit  $x$  qui suit une loi normale de moyenne  $\mu_i$  et d'écart type  $\sigma$  avec  $i=0,1$ .  $\mu_0$  représente la moyenne de la caractéristique suivie associée à l'état sous contrôle et  $\mu_1$  la moyenne associée à l'état hors contrôle et qui est exprimée par l'équation (3.2)

$$\mu_1 = \mu_0 + \delta \sigma \quad (3.2)$$

Avec  $\delta$  représentant l'amplitude de la dérive. Les actions d'échantillonnage permettent de suivre l'évolution de la caractéristique produit en prélevant des échantillons de taille  $m$  et de moyenne  $\bar{X}$ . Nous rappelons que les instants d'échantillonnages sont non périodiques puisque les auteurs ont considéré la politique du « constant hazard rate » pour planifier les actions d'échantillonnages (h3). Si la moyenne de l'échantillon dépasse les limites de contrôle supérieures et inférieures UCL et LCL (section 1.2.3.2.1), alors la carte de contrôle indique que le système est passé d'un état IC vers un état OC. Les auteurs ont aussi considéré d'intervenir sur le

système par des actions de maintenance systématique si le système atteint un certain âge de fonctionnement  $T_{m0}$ .

Les règles proposées par les auteurs s'expriment donc comme suit :

- R1.** Si  $LCL \leq X \leq UCL$  , alors le système est sous contrôle et ne nécessite pas d'interventions de maintenance.
- R2.** Si  $X > UCL$  ou  $X < LCL$  , alors le système est passé vers l'état hors contrôle OC. Une action d'inspection parfaite est mise en place pour vérifier si le système est bien hors contrôle et une action de maintenance PM est enclenchée. Si suite à l'action d'inspection, il s'avère qu'il s'agissait d'une fausse alarme (section 1.2.3.2.4), alors aucune action de maintenance n'est mise en place et le système continue à opérer.
- R3.** Si le système atteint un temps de fonctionnement (âge critique)  $T_{m0}$ , alors une action de maintenance systématique est mise en place.
- R4.** Si le système est en panne totale (auto-détectée), alors une action de maintenance corrective (CM) est effectuée.

### 3.2.4 Evaluation de la performance de la politique proposée

Les auteurs ont proposé de suivre l'évolution du profit par unité de temps (ETP). ETP représente la différence entre les revenus de ventes des pièces produites de bonne et moindre qualité et les différents coûts engendrés par le système. L'objectif du modèle est de maximiser l'ETP qui se calcule comme suit selon l'équation (3.3),

$$ETP = \frac{E(P)}{E(S)} \quad (3.3)$$

Avec  $E(P)$  étant l'espérance du profit du système sur un cycle et  $E(S)$  l'espérance de la durée d'un cycle  $S$ .

Un cycle du système considéré commence avec le système dans un état opérationnel sous contrôle et se termine toujours par une action de maintenance préventive ou corrective remettant le système AGAN (h4). Les expressions de  $E(S)$  et  $E(P)$  sont représentées respectivement par les équations (3.4) et (3.5) (le tableau 3.2 regroupe les différents éléments de ces équations).

$r_{in}$	Revenus du système sous contrôle par unité de temps
$r_{out}$	Revenus du système hors contrôle par unité de temps
$C_{cm}$	Coût unitaire par action de maintenance corrective
$C_{pm}$	Coût unitaire par action de maintenance préventive
$C_{insp}$	Coût unitaire par action d'inspection du système
$C_{qc}$	Coût unitaire par action d'échantillonnage calculé en fonction de $c_{ins}$ et $c_{samp}$ tel que $C_{qc} = c_{ins} + m c_{samp}$
$c_{ins}$	Coût fixe par action d'échantillonnage
$c_{samp}$	Coût d'un prélèvement sur un produit pour une action d'échantillonnage
$D_{cm}$	Durée d'une action de maintenance corrective
$D_{pm}$	Durée d'une action de maintenance préventive
$D_{insp}$	Durée d'une action d'inspection du système
$D_{qc}$	Durée d'une action d'échantillonnage
$T_{m0}$	Age critique pour intervenir de manière systématique sur le système

Tableau 3.2 Notations des éléments des équations (3.4) et (3.5)

$$E(S) = T_{in} + T_{out} + E(Qc)D_{qc} + (D_{insp} + D_{pm})p_{pm} + D_{insp} E(\alpha) + D_{cm}p_{cm} + D_{pm} p_{pm}(T_{m0}) \quad (3.4)$$

avec  $T_{in}$  et  $T_{out}$  étant respectivement l'espérance de durée de fonctionnement sous contrôle et hors contrôle,  $p_{pm}$  et  $p_{cm}$  étant les probabilités d'intervention préventive (PM) et corrective (CM) dans un cycle,  $E(Qc)$  l'espérance du nombre d'actions d'inspection dans un cycle et  $p_{pm}(T_{m0})$  la probabilité d'atteinte de l'âge critique  $T_{m0}$  dans un cycle.

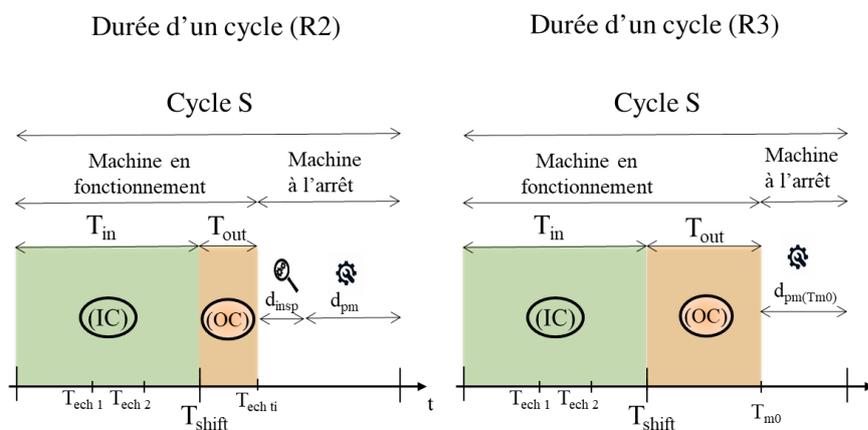


Figure 3.2 Schématisation d'un cycle du système

La figure 3.2 schématise le cycle du système étudié dans le cas d'une intervention suite à une alarme de la carte de contrôle (R2) et dans le cas d'une atteinte de l'âge critique  $T_{m0}$  (R3).

$$E(P) = r_{in}T_{in} + r_{out}T_{out} - C_{qc} E(QC) - (C_{insp} + C_{pm})p_{pm} - C_{cm}p_{cm} - C_{inv}E(\alpha) - C_{pm} p_{pm}(T_{m0}) \quad (3.5)$$

avec  $E(\alpha)$  étant l'espérance du nombre de fausses alarmes par cycle et  $r_{in}$ ,  $r_{out}$  représentant respectivement les revenus du système sous contrôle et hors contrôle.

Les auteurs ont par la suite proposé d'évaluer la performance de la politique de maintenance proposée, un élément qui sera présenté dans la section suivante 3.2.5.

### 3.2.5 Analyse des résultats des auteurs et présentation des limites de leur contribution

Les résultats des auteurs présentés dans l'article (Panagiotidou & Tagaras, 2010) se divisent en deux parties. Une première partie porte sur la validation du modèle et une deuxième partie porte sur une analyse comparative entre l'utilisation de la politique de maintenance qu'ils ont proposée et une politique de maintenance conditionnelle classique (qui se base uniquement sur des inspections du système pour identifier le passage de l'état IC vers l'état OC). Les auteurs ont pu valider leur modèle en utilisant un plan d'expérience qui fait varier les différents paramètres considérés dans le modèle présenté dans la section 3.2.4.

En effet, les auteurs ont utilisé un plan d'expériences pour observer l'effet de la variation des différentes variables d'entrée sur la sortie du modèle. Ils ont aussi identifié les différentes variables de décisions optimisant ETP pour chaque ligne de données du plan d'expériences (tableau 3.3). Les variables de décision considérées par les auteurs sont : le paramètre des limites de contrôle  $k$ , la taille d'échantillon  $m$ , l'âge critique  $T_{m0}$  pour intervenir de manière systématique sur le système, ainsi que les variables liées à la mise en place des intervalles d'actions d'échantillonnage (le nombre d'actions d'échantillonnage  $w$ , la première instance d'échantillonnage  $T_{ech 1}$  et la période initiale d'échantillonnage  $h_{ech 1}$ ) (Equ 3.1).

Les tableaux 3.1, 3.2 et 3.3 regroupent l'ensemble des paramètres qu'ils ont considérés et la figure 3.3 représente le plan d'expérience présenté par les auteurs.

$m$	Taille de l'échantillon
$w$	Nombre d'actions d'échantillonnage
$T_{ech 1}$	Le premier instant d'échantillonnage
$h_{ech 1}$	La première période d'échantillonnage
$k$	Paramètre des limites de contrôle
$T_{m0}$	Age critique pour intervenir de manière systématique sur le système

Tableau 3.3 Paramètres considérés pour optimiser le profit total par unité de temps

Factor	$\beta_{sw}$	$\eta_{sw}$	$\beta_0, \beta_1$	$\eta_1, \eta_2$	$R_{in}$	$R_{out}$	$C_{insp}$	$c_{ins}$	$c_{samp}$	$C_{pm}$	$C_{cm}$	$D_{insp}$	$D_q$	$D_{pm}$	$D_{cm}$	$\delta$							
Low level (-)	1 (exp)	11	2	12/9	200	0	50	1	0.2	400	1000	0	0	1	1	1							
High level (+)	2	20	4	56/41	500	100	100	5	1	800	1500	0.5	0.1	2	2	2							
	$\beta_{sw}$	$\eta_{sw}$	$\beta_0, \beta_1$	$\eta_1, \eta_2$	$R_{in}$	$R_{out}$	$C_{insp}$	$c_{ins}$	$c_{samp}$	$C_{pm}$	$C_{cm}$	$D_{insp}$	$D_q$	$D_{pm}$	$D_{cm}$	$\delta$	$m$	$k$	$t_{sch 1}$	$h_{sch 1}$	$w$	$T_{m0}$	EPT
1	+	-	-	-	-	-	-	+	+	-	-	-	-	-	-	-	10	1.9	4.4	2.1	5	10.5	91.27
2	+	-	+	-	+	+	-	+	-	+	-	+	-	+	+	-	8	3.4	2.7	1.6	13	11.9	326.39
3	+	-	+	-	+	-	-	-	+	-	+	+	+	-	+	-	6	2.8	4.2	2.3	4	9.6	311.57
4	+	-	-	-	-	+	-	-	-	+	+	-	+	+	-	-	17	2.4	6.5	2.0	8	15.9	47.49
5	+	-	+	+	+	+	+	+	-	-	-	-	+	+	-	-	25	2.7	4.4	2.6	17	22.2	345.73
6	+	-	-	+	-	+	+	+	+	+	-	+	+	-	+	-	6	3.2	12.8	9.6	2	22.4	104.7
7	+	-	-	+	-	-	+	-	-	-	+	+	-	-	+	+	6	3.3	2.4	1.5	47	21.0	127.37
8	+	-	+	+	+	+	+	-	+	+	+	-	-	-	-	-	10	2.2	3.2	1.9	59	30.4	361.73
9	+	+	+	-	-	-	+	+	+	+	+	-	-	+	+	+	4	2.6	5.5	2.2	4	10.8	69.65
10	+	+	-	-	+	+	+	+	-	-	+	+	-	-	-	-	23	3.1	4.3	2.4	10	16.0	330.89
11	+	+	-	-	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+	-	-	18	2.5	7.2	3.9	4	16.3	326.45
12	+	+	+	-	-	+	+	-	-	-	-	-	-	+	-	-	7	3.1	6.7	2.8	2	9.5	120.42
13	+	+	-	+	+	-	-	+	-	+	+	-	+	-	-	+	8	2.8	6.2	3.8	20	34.8	390.75
14	+	+	+	+	-	+	-	+	+	-	+	+	-	+	-	-	15	2.2	11.7	8.6	2	20.3	151.82
15	+	+	+	+	-	-	-	-	-	+	-	+	-	+	-	-	17	2.8	4.3	2.8	85	52.0	131.54
16	+	+	-	+	+	+	-	-	+	-	-	-	-	+	+	+	3	2.4	3.3	2.1	165	54.9	415.01
17	-	-	+	-	-	-	+	+	+	-	+	+	+	-	-	-	21	2.7	3.1	1.6	6	11.1	32.27
18	-	-	-	-	+	+	+	+	+	+	-	+	-	+	+	-	6	2.7	2.0	1.7	6	10.5	277.85
19	-	-	-	-	+	-	+	-	-	+	-	-	-	+	-	+	6	3.2	0.4	0.4	86	34.5	286.23
20	-	-	+	-	-	+	+	-	+	-	-	+	-	+	+	-	0		7.8		1	7.8	81.93
21	-	-	-	+	+	-	-	+	+	+	+	+	-	+	+	-	13	2.4	1.2	1.1	74	81.6	304.74
22	-	-	+	+	-	+	-	+	-	-	+	-	-	+	-	+	6	2.8	2.2	2.0	28	56.2	127.4
23	-	-	+	+	-	-	-	-	+	+	-	-	+	+	+	-	5	2.4	1.9	1.9	41	77.9	94.99
24	-	-	-	+	+	+	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	28	2.9	1.9	1.9	41	17.9	356.84
25	-	+	-	-	-	-	+	-	-	-	+	+	+	+	+	-	8	3.2	2.5	2.1	7	15.1	80.38
26	-	+	+	-	+	+	-	+	+	+	-	-	+	+	-	-	13	1.8	3.3	4.8	5	22.5	316.7
27	-	+	+	-	+	-	-	-	-	-	+	-	-	-	+	-	14	2.6	0.6	0.6	15	9.0	349.61
28	-	+	-	-	-	+	-	+	+	+	+	+	-	-	-	+	4	2.7	5.1	1.7	9	18.7	51.29
29	-	+	+	+	+	-	+	+	+	-	-	+	-	-	+	-	6	3.1	1.1	1.0	61	61.1	414.39
30	-	+	-	+	-	+	+	+	-	+	-	-	-	+	-	-	19	2.7	3.3	3.0	35	105.3	132.24
31	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+	-	-	+	+	-	-	13	2.1	3.0	2.7	27	73.2	127.08
32	-	+	+	+	+	+	+	-	-	+	+	+	+	+	+	+	10	3.4	2.4	2.4	30	72.0	365.24

Figure 3.3 Données du plan d'expérience des auteurs

Les auteurs ont proposé d'identifier les paramètres (tableau 3.3) qui optimisent le profit par unité de temps pour chaque ligne du plan d'expérience et ils ont optimisé ETP optimal pour chaque ligne de données d'entrée du plan d'expérience.

Les auteurs ont aussi comparé la performance de leur politique de maintenance par rapport à une politique de maintenance conditionnelle basé sur la récolte d'informations du système via des inspections. Les auteurs ont montré l'impact de

l'utilisation jointe de la MSP au processus de prise de décisions de la maintenance conditionnelle car les actions d'échantillonnage permettent de remonter de l'information sur l'état du système, ce qui réduit la fréquence d'inspections qui sont uniquement nécessaires suite à une alarme de la carte de contrôle.

Le travail présenté par les auteurs représente une importante contribution à la problématique de l'intégration entre la MSP et la maintenance conditionnelle où ils ont proposé un modèle analytique qui a été validé par un plan d'expérience ainsi qu'une étude comparative (CBM vs CBM et MSP). Néanmoins, nous avons relevé certaines limitations qui se dressent par rapport à leur contribution :

- La considération d'un seul état hors contrôle : les auteurs ont considéré qu'un système en fonctionnement peut être dans un état sous contrôle ou bien hors contrôle. Cette hypothèse est restrictive car le comportement hors contrôle d'un système de production peut être classifié sous plusieurs états hors contrôles et une classification et une différenciation entre les états hors contrôle du système permet de refléter avec plus de précision la façon avec laquelle le système se comporte en fonctionnement dégradé, dans un but d'intervenir de manière plus adaptée à l'état du système.
- La considération d'une seule caractéristique suivie (aspect univarié) : les auteurs ont proposé de suivre une caractéristique produit  $x$  pour refléter le passage du système d'un état IC vers un état OC. Cette hypothèse est assez répandue dans la littérature et son utilisation est justifiée par une simplicité d'utilisation de la carte de contrôle  $\bar{X}$ . Mais, la complexité croissante des systèmes industriels a un impact sur l'efficacité d'une telle approche surtout dans le cas de présence de corrélations entre plusieurs caractéristiques suivies.

Dans cette optique et dans le contexte d'un premier travail préliminaire, nous avons proposé d'exploiter les travaux des auteurs présentés dans la section 3.2 pour construire un modèle de simulation basé sur leur approche analytique. Par la suite, nous avons proposé de mener une étude comparative entre deux politiques de maintenance dans un contexte de suivi de plusieurs caractéristiques corrélées : Une politique de maintenance conditionnelle basée sur l'utilisation d'une carte de contrôle

multivariée ( $T^2$ ) et une politique de maintenance similaire aux travaux de (Panagiotidou & Tagaras, 2010) mais qui est basée sur l'utilisation de plusieurs cartes de contrôles univariées ( $\bar{X}$ ). L'objectif est de mettre l'accent sur l'importance des cartes de contrôle multivariées dans un contexte intégré à la maintenance conditionnelle.

### 3.3 TRAVAUX PRELIMINAIRES

Comme mentionné dans la section 1.2.3.3, la performance des cartes de contrôle multivariées est meilleure par rapport à une utilisation des cartes de contrôle univariées en présence de corrélations entre les caractéristiques suivies. Nous proposons d'étudier l'impact de l'utilisation des cartes de contrôles multivariées en menant une étude comparative dans un contexte intégré à la maintenance conditionnelle entre deux politiques de maintenance : MSP univariée et CBM, MSP multivariée et CBM.

Le critère de performance considéré sera l'ETP, qui est formulé par l'équation (3.3). En effet, nous allons utiliser dans un premier temps les données fournies par le plan d'expériences des travaux de (Panagiotidou & Tagaras, 2010) pour effectuer cette analyse comparative. Dans un deuxième temps, nous présenterons une étude de sensibilité en faisant varier différents paramètres pour étudier leurs impacts sur le profit par unité de temps (ETP).

#### 3.3.1 Modèle de simulation proposé

Suite à notre analyse des travaux des auteurs, nous avons développé un modèle de simulation à évènements discrets basé sur leur modèle analytique afin de pouvoir évaluer la performance des stratégies de maintenance proposées dans le contexte de cette étude préliminaire et de l'exploiter par la suite en le faisant évoluer en fonctions des contributions présentées dans les chapitres 4 et 5.

Le modèle de simulation est schématisé par l'organigramme représenté par l'annexe 1 et reflète les évènements suivants :

Le système est initialement sous contrôle (IC). Trois évènements peuvent subvenir :

- **Evénement 1** : Atteinte de l'instant d'échantillonnage  $T_{ech}$

Suite à une action d'échantillonnage de durée  $D_{qc}$ , le résultat de l'échantillonnage est visualisé en utilisant une carte de contrôle. Si la carte de contrôle

indique un passage vers l'état hors contrôle, une inspection parfaite du système de durée  $D_{\text{insp}}$  est mise en place pour vérifier s'il s'agit ou pas d'une fausse alarme (Erreur de type I) (section 1.2.3.2.4).

- S'il s'agit d'une dérive vers l'état OC, une action de maintenance préventive est mise en place remettant le système AGAN (h3) et le cycle se termine. (Un cycle, de durée notée  $S$ , commence avec le système sous contrôle IC et se termine par une action de maintenance préventive ou corrective remettant le système AGAN)
- S'il s'agit d'une fausse alarme, le système reprend la production sans action de maintenance.
- **Événement 2** : Dérive du système de l'état IC vers l'état OC à l'instant  $T_{\text{shift}}$

Les évènements possibles suivant cet évènement sont :

- Une panne totale du système (BD) à l'instant  $TRF_1$  : Une action de maintenance corrective est nécessaire pour remettre le système AGAN (h3) et le cycle se termine.
- Une action d'échantillonnage à l'instant  $T_{\text{ech}}$  (Evènement 1)
- **Événement 3** : Atteinte de l'instant d'intervention de maintenance préventive systématique à l'instant  $T_{m0}$

Une action de maintenance préventive systématique est mise en place marquant la fin d'un cycle.

### **3.3.2 Analyse comparative entre deux politiques de maintenance : MSP univariée et CBM vs MSP multivariée et CBM**

Pour mener cette analyse, nous proposons deux politiques de maintenance : MSP univariée et CBM et MSP multivariée et CBM. Pour ces politiques, nous gardons les mêmes hypothèses (h2... h5) que les auteurs (Panagiotidou & Tagaras, 2010) (section 3.2) et nous effectuons des changements par rapport à la partie MSP (h1) de la politique de maintenance proposée par les auteurs. L'hypothèse (h1) devient donc :

h6. Plusieurs caractéristiques produit sont suivies pour détecter les éventuelles dérives du système (avec  $p$  le nombre des caractéristiques suivies).

La section suivante 3.3.2.1 présente les politiques de maintenance (une politique couplant MSP univariée et CBM et une politique MSP multivariée couplée à la CBM).

### 3.3.2.1 Présentation des deux politiques MSP et CBM considérées

#### 3.3.2.1.1 Politique MSP univariée couplée à la CBM

La composante MSP considérée dans le cas de la politique MSP univariée et CBM se résume à l'utilisation d'une carte de contrôle  $\bar{X}$  pour le suivi de chaque caractéristique  $x_j$  ( $j = 1, 2, \dots, p$ ) avec  $p$  le nombre de caractéristiques suivies (h6). Chaque caractéristique produit  $x_j$  suit une loi normale de moyenne  $\mu_{1,j}$  et d'écart type  $\sigma_j$ , (la moyenne de chaque caractéristique dépend de l'état du système : sous contrôle ou hors contrôle) et  $j$  l'indice de la caractéristique ( $i = 0, 1$  et  $j = 1, 2, \dots, p$ ). Pour une caractéristique  $x_j$  donnée, si le système est hors contrôle alors la moyenne de la caractéristique (notée  $\mu_{1,j}$ ) a dévié de la moyenne nominale (notée  $\mu_{0,j}$ ) par un multiple de l'écart type, qui représente l'amplitude de la dérive notée  $\delta$ . La moyenne hors contrôle d'une caractéristique  $x_j$  s'exprime par l'équation (3.6) comme suit,

$$\mu_{1,j} = \mu_{0,j} + \delta \sigma_j \quad (3.6)$$

L'échantillonnage est effectué en prélevant des échantillons de taille  $m$  à des périodes prédéterminées (h2), les limites de contrôle pour chaque carte de contrôle sont calculées respectivement par les équations (3.7) et (3.8) comme suit,

$$UCL_j = \mu_{0,j} + \frac{k\sigma_j}{\sqrt{m}} \quad (3.7)$$

$$LCL_j = \mu_{0,j} - \frac{k\sigma_j}{\sqrt{m}} \quad (3.8)$$

Avec  $k$  le paramètre des limites de contrôle,  $UCL_j$  et  $LCL_j$  représentant respectivement les limites de contrôle supérieures et inférieures de la carte de contrôle  $\bar{X}$  utilisée pour suivre une caractéristique  $x_j$  et  $m$  représentant la taille de l'échantillon prélevé de moyenne  $X_j$ .

Les règles de décision pour la maintenance proposée pour cette politique (en plus des règles R3 et R4) sont :

**R5.** Si  $\forall j \in [1, p], LCL_j \leq X_j \leq UCL_j$ , alors le système est sous contrôle et ne nécessite pas d'intervention de maintenance.

**R6.** Si  $\exists j \in [1, p], LCL_j > X_j$  ou  $X_j > UCL_j$ , alors le système est passé vers l'état hors contrôle OC. Une action d'inspection parfaite est mise en place pour vérifier si le système est bien hors contrôle et une action de maintenance PM est enclenchée.

### 3.3.2.1.2 Politique MSP multivariée couplée à la CBM

La composante MSP considérée dans le cas de la politique MSP multivariée et CBM se résume à l'utilisation d'une carte de contrôle  $T^2$  de Hotelling pour le suivi de chaque caractéristique  $x_j$  ( $j = 1, 2, \dots, p$ ) avec  $p$  le nombre des caractéristiques suivies (h6). Ces caractéristiques sont représentées par un vecteur  $p$  dimensionnel  $[x_1 \dots x_p]^T$  suivant une loi normale  $N(\mu, \Sigma)$  avec  $\mu$  le vecteur moyenne et  $\Sigma$  la matrice de covariance (Montgomery, 2009). La mise en place d'une carte  $T^2$  a été présentée dans la section (1.2.3.3.1).

Les règles de décision proposées pour cette politique de maintenance (en plus des règles R3 et R4) sont :

**R7.** Si  $T^2 \leq UCL$ , alors le système est sous contrôle et ne nécessite pas d'intervention de maintenance.

**R8.** Si  $T^2 > UCL$ , alors le système est passé vers l'état hors contrôle OC. Une action d'inspection parfaite est mise en place pour vérifier si le système est bien hors contrôle et une action de maintenance PM est enclenchée.

### 3.3.2.2 Etude comparative par simulation

Pour mener notre étude comparative, les données du plan d'expériences (figure 3.3) fournies par les auteurs sont utilisées comme données d'entrée pour notre modèle de simulation (section 3.3.1) afin de comparer la performance des deux politiques de maintenance mentionnées dans la section 3.3.2.1 (CBM et MSP univarié, CBM et MSP multivariée).

Nous proposons de suivre deux caractéristiques produit corrélées. Les caractéristiques suivent une loi multinormale de vecteur moyenne  $\mu_0 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$  et matrice de covariance  $\Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0.9 \\ 0.9 & 1 \end{bmatrix}$  (Le choix du vecteur moyenne et de la matrice de covariance sont arbitraires).

Nous supposons que les éventuelles dérives sur le système affectent uniquement le vecteur moyenne avec une amplitude de dérive  $\delta = 0.5$  (choix arbitraire).

Nous proposons d'appliquer le modèle de coût présenté dans la section 3.2.4 pour évaluer la performance des deux politiques de maintenance (CBM et MSP univarié, CBM et MSP multivariée).

### 3.3.2.2.1 Convergence des résultats

La figure 3.4 montre que le résultat de la simulation commence à converger vers une valeur stable de ETP pour un nombre de simulations de 2000 et la fluctuation des valeurs est réduite à partir d'un nombre de simulation de 5000.

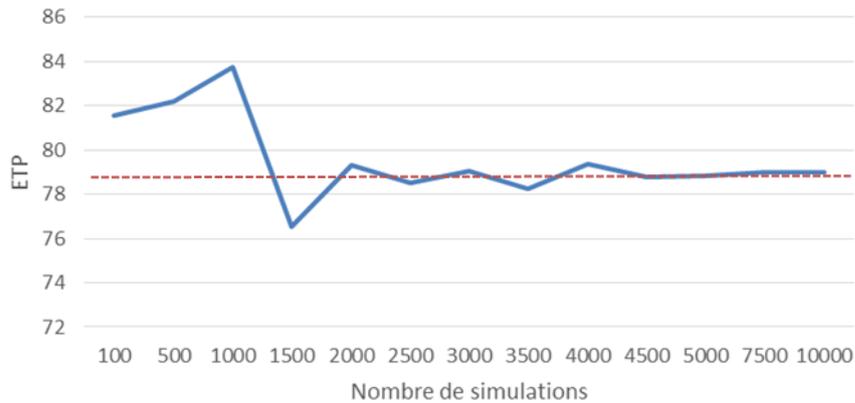


Figure 3.4 Convergence des résultats pour un set de données (ligne 1 du plan d'expérience) pour la politique multivariée (figure 3.3)

Ayant identifié le nombre de simulations assurant la convergence des résultats, nous proposons de considérer un nombre de simulation de 10000 pour les résultats présentés dans les sections qui suivent (3.3.2.2.2).

### 3.3.2.2.2 Résultat de l'analyse comparative

Comme présenté dans la section (3.2.4), l'indicateur de performance ETP dépend de plusieurs éléments selon les équations (3.4) et (3.5). En effet, assurer un meilleur profit du système considéré repose sur une détection des dérives avec moins de fausses alarmes (erreur type I), ce qui assure moins d'inspections du système. Nous rappelons que selon les règles de décisions considérées (section 3.3.2.1), chaque alarme de la (des) carte(s) de contrôle considérée(s) enclenche une action d'inspection. Ainsi, la détection du passage du système d'un état IC vers un état OC a un impact sur les revenus du système.

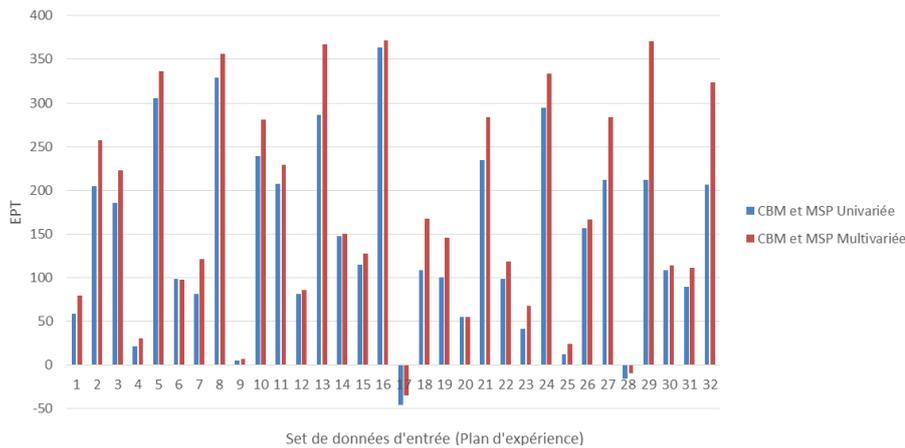


Figure 3.5 Visualisation de EPT pour les politiques considérées (10000 simulations)

La figure (3.5) reflète l'amélioration de l'espérance du profit par unité de temps ETP pour chaque ligne de données d'entrée du plan d'expériences pour une utilisation de la politique de maintenance conditionnelle basée sur la carte  $T^2$ .

Nous pouvons noter que l'ETP dans le cas CBM et MSP multivarié est toujours plus élevé que dans le cas MSP univarié. Ainsi nous améliorons le profit en mettant en place une carte  $T^2$  plutôt qu'en parallélisant des cartes  $\bar{X}$ . (Sauf la ligne 20 du plan d'expérience, car ce jeu de données d'entrée représente le cas d'une utilisation d'une politique de maintenance systématique sans la composante MSP (Panagiotidou & Tagaras, 2010)).

Comme constat initial, nous avons observé une amélioration pour les lignes de données du plan d'expérience ayant des coûts et des durées d'inspections élevés (e.g. lignes 7, 18, 29, 32). Comme mentionné au début de la section 3.2.4, un coût et une durée élevés des actions d'inspections, en cas de fausse alarme, ont un impact sur le profit ETP. Ce résultat est attendu puisque les cartes de contrôle multivariées permettent une meilleure détection des dérives du système dans le cas de suivi des caractéristiques produit/process corrélées (moins de fausses alarmes) (section 1.2.3.2.4).

Nous avons aussi observé une réduction du temps passé par le système dans un état hors contrôle (figure 3.6).

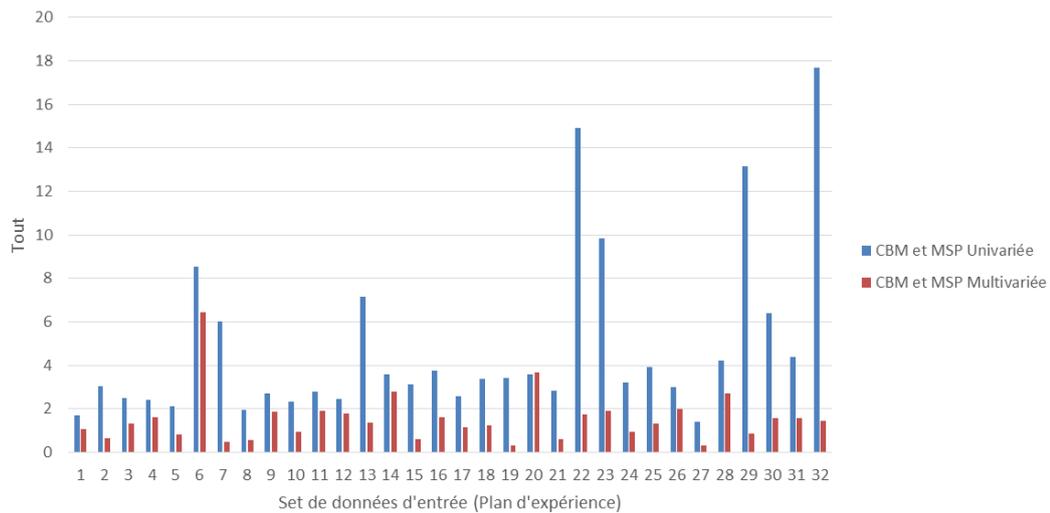


Figure 3.6 Visualisation de  $T_{out}$  pour les politiques considérées (10000 simulations)

Cette variation est due au paramètre  $k$  des limites de contrôle ainsi qu'à la taille de l'échantillon  $m$  considérée, dans le cas de la politique de maintenance basée sur l'utilisation des cartes de contrôle univariées ( $\bar{X}$ ). En effet, nous avons remarqué que si  $k$  est élevé et la taille d'échantillon est faible, les cartes de contrôle univariées ne sont pas capables de détecter rapidement la dérive (erreur de type II) (section 1.2.3.3). Le système continue donc son fonctionnement sous un état hors contrôle, ce qui justifie une durée  $T_{out}$  élevée. Nous avons aussi observé que la carte de contrôle  $T^2$  permet une détection au plus tôt des dérives qui peuvent se produire sur le processus. Ceci permet des interventions plus efficaces et par conséquent, une réduction des coûts.

Les cartes de contrôle multivariées permettent une meilleure évaluation de l'état des équipements car elles assurent un meilleur suivi des dérives des caractéristiques en cas de corrélation. Nous rappelons que ce résultat est retrouvé dans le cadre d'une politique de maintenance conditionnelle intégrée à la MSP.

Nous souhaitons par la suite explorer davantage l'effet de la variation des différents paramètres sur le profit par unité de temps ETP. L'exploitation du plan d'expérience nous a permis d'avoir une vision globale de l'impact des cartes de contrôle utilisées pour le processus de prise de décision de la maintenance conditionnelle, par rapport à une utilisation des cartes de contrôle univariées. Vu que le plan d'expériences fait varier plusieurs paramètres simultanément, nous proposons de faire une étude de sensibilité pour observer l'impact de la variation de quelques paramètres sur l'ETP pour les deux politiques considérées, notamment l'amplitude des dérives car nous avons considéré pour notre analyse comparative un  $\delta$  faible, ainsi que

l'impact de la variation des paramètres  $m$  et  $k$  car nous avons observé leurs impact sur ETP (figure 3.6). Nous proposons aussi d'observer l'effet de variation des paramètres de forme sur ETP puisque la planification des actions d'échantillonnage se base sur la politique du « contant hazard rate » (h2). Enfin, nous voulions observer l'impact d'augmentation du nombre de caractéristiques sur ETP puisque dans un contexte industriel, le nombre de caractéristiques suivies est souvent important avec la complexité croissante des systèmes de production.

### 3.3.2.2.3 Etude de sensibilité

Dans cette section, nous proposons d'étudier la sensibilité du modèle de coût utilisé pour évaluer la performance des politiques de maintenance considérées. L'objectif est d'observer l'impact de la variation des paramètres d'entrée sur le profit total moyen par unité de temps ETP.

Pour cette partie, nous avons choisi de nous mettre dans une configuration où les différents coûts et durée des interventions sur le système sont élevées afin de visualiser l'intérêt d'utilisation des cartes de contrôle multivariée pour le processus de prise de décision pour la maintenance. Pour les paramètres  $m$ ,  $k$ ,  $T_{ech\ 1}$ ,  $h_{ech\ 1}$ ,  $w$  et  $T_{m0}$ , nous avons choisi de considérer les valeurs de la ligne 32 du plan d'expérience et qui représente une combinaison de données qui nous a donné une bonne performance dans notre étude comparative. Le tableau 3.4 représente les hypothèses de départ que nous considérons pour notre étude de sensibilité.

$\beta_0, \beta_1, \beta_{sw}$	$\eta_0, \eta_1, \eta_{sw}$	$R_{in}$	$R_{out}$	$C_{insp}$	$C_{ins}$	$C_{samp}$	$C_{pm}$	$C_{cm}$	$D_{insp}$
2	(56,41,20)	500	100	100	5	1	800	1500	1
$D_{qc}$	$D_{pm}$	$D_{cm}$	$\delta$	$m$	$k$	$T_{ech\ 1}$	$h_{ech\ 1}$	$w$	$T_{m0}$
0.1	2	4	0.5	10	3	2	4	30	70

Table 3.4 Hypothèses de départ pour l'étude de sensibilité

- Variation de l'amplitude des dérives  $\delta$

Dans un premier temps, nous proposons de suivre l'effet de la variation de l'amplitude des dérives sur ETP. Ce résultat est représenté par la figure (3.7).

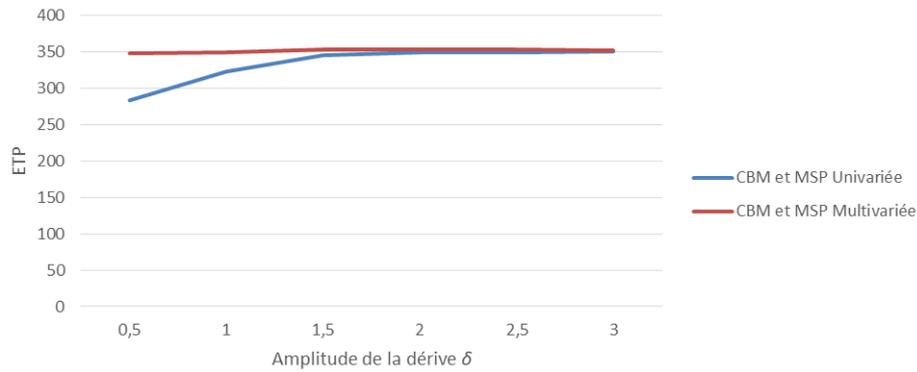


Figure 3.7 Effet de la variation de l'amplitude des dérives sur ETP

Nous avons observé que, si l'amplitude de la dérive est importante, la performance de la politique de maintenance basée sur plusieurs cartes de contrôle tend vers celle de la politique basée sur la carte de contrôle multivariée. En effet, à partir d'une valeur de  $\delta > 1.5$ , les deux politiques de maintenance convergent vis-à-vis de leurs performances. Nous avons aussi remarqué qu'il y a une amélioration de ETP en appliquant la politique de maintenance basée sur la carte multivariée lorsque l'amplitude des dérives est entre 0.5 et 1.5.

- Variation du paramètre  $k$  et de la taille de l'échantillon  $m$  (pour la politique MSP univariée couplée à la CBM)

Nous avons aussi étudié l'effet de la variation du paramètre  $k$  et de la taille de l'échantillon  $m$ . En effet, nous avons observé que pour des faibles valeurs de  $k$  et de  $m$ , la performance de la politique de maintenance MSP univariée et CBM est réduite. (ETP faible). (figure 3.8 (1))

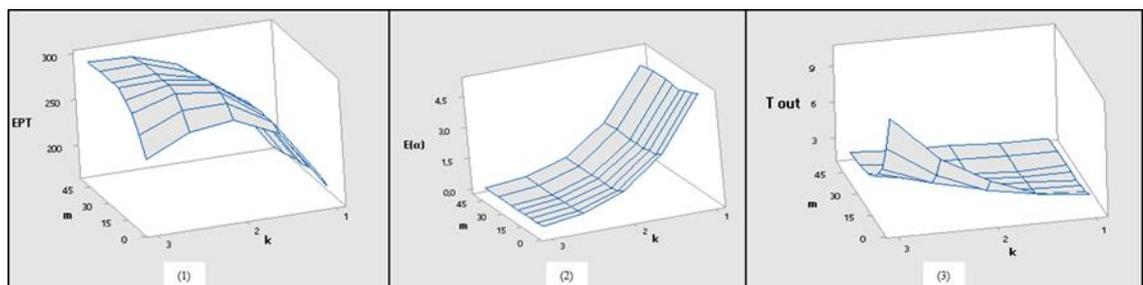


Figure 3.8 Effet de la variation de  $k$  et  $m$  sur : ETP (1), le nombre de fausses alarmes  $E(\alpha)$  (2) et  $T_{out}$  (3)

Nous avons relevé deux constats :

- Si  $k$  est faible, le nombre de fausses alarmes augmente (figure 3.8 (2)).

- Si  $k$  est élevé et  $m$  est faible, le temps passé hors contrôle  $T_{out}$  est élevé (Erreur type II) (figure 3.8 (3)).

La variation de ces éléments a un impact sur le profit total par unité de temps ETP.

- Variation des paramètres de forme  $\beta_0, \beta_1, \beta_{sw}$ .

Un autre élément que nous avons étudié est l'évolution du paramètre de forme des distributions des variables aléatoires gérant le passage entre les états du système. Nous rappelons que les différents temps de passages entre les états du système sont générés selon une loi Weibull de paramètres connus (Tableau 3.1, (h2)). Nous avons donc étudié l'effet de la variation des paramètres ( $\beta_0, \beta_1, \beta_{sw}$ ) sur ETP.

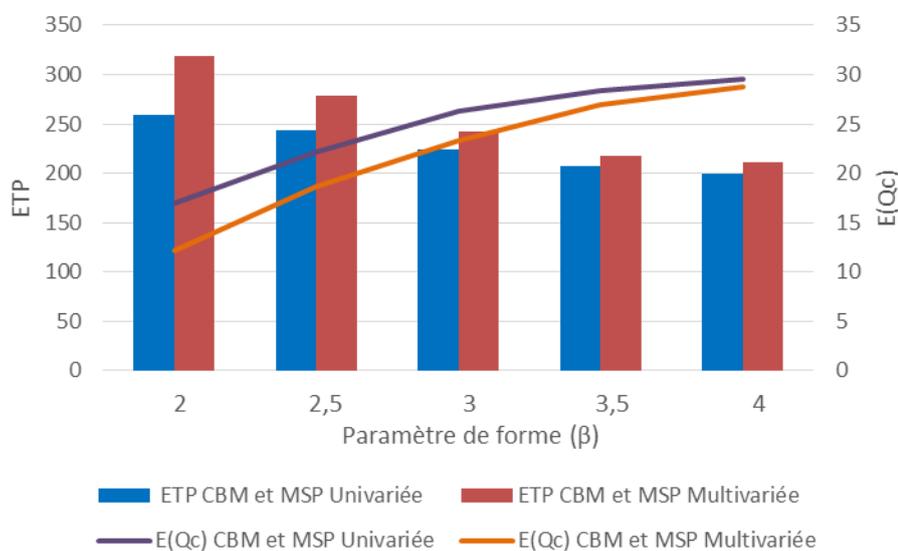


Figure 3.9 Effet de la variation des paramètres de forme sur EPT et sur le nombre d'actions d'échantillonnage  $E(Qc)$

Nous avons constaté qu'une augmentation du paramètre de forme engendre une réduction de ETP. Ce résultat est justifié par une augmentation du nombre d'actions d'échantillonnages, car le système se dégrade plus rapidement. Puisque les actions d'échantillonnage sont planifiées selon la politique du « constant hazard rate » (section 3.2.1.1.1) (Eq 3.1), une augmentation du nombre d'actions d'échantillonnage impacte le profit par unité de temps ETP.

- Variation du nombre de caractéristiques suivies  $p$

Dans ce qui précède, nous avons considéré le suivi de deux caractéristiques produit ( $p=2$ ). Nous proposons de monter en dimensionnalité en augmentant la taille des vecteurs moyenne et matrice de covariance considérés. L'objectif est d'étudier

l'impact de l'augmentation du nombre de caractéristiques suivies sur le taux de fausses alarmes relevé lors du fonctionnement du système.

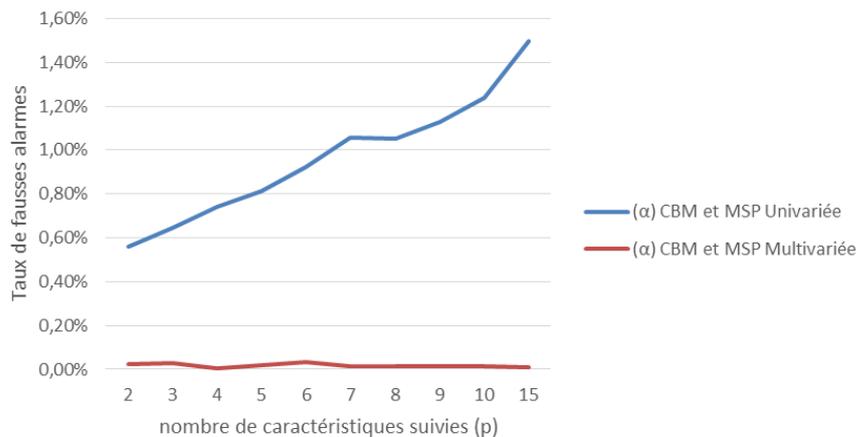


Figure 3.10 Evolution du taux de fausses alarmes en fonction du nombre de caractéristiques suivies

La figure (3.10) indique que la politique de maintenance basée sur la carte de contrôle  $T^2$  reste assez performante et n'est pas affectée par l'augmentation du nombre de caractéristiques suivies. En revanche, nous pouvons observer l'effet de l'augmentation de la dimensionnalité sur la politique de maintenance basée sur une utilisation de plusieurs cartes de contrôle univariées. Comme mentionné dans la section 1.2.3.3, une augmentation du taux de fausses alarmes est attendue. Cette augmentation est proportionnelle au nombre de caractéristiques suivies et implique un besoin d'inspecter le système de manière plus fréquente ce qui affecte sa performance.

### 3.4 CONCLUSION

L'objectif de ce chapitre est de présenter une étude préliminaire et de construire une base pour pouvoir établir un modèle de règles de décisions pour la maintenance conditionnelle intégrée à la MSP multivariée. Nous avons identifié les travaux de (Panagiotidou & Tagaras, 2010) que nous avons étudiés et implémentés sous la forme d'un modèle de simulation. Par la suite, nous avons proposé une analyse comparative de la performance des cartes de contrôle univariées par rapport aux cartes de contrôle multivariées dans un contexte intégrée à la maintenance conditionnelle. Ce constat est généralement retrouvé dans la littérature, notamment via des études comparatives considérées d'un point de vue uniquement MSP. Nous citons les travaux de (Hossain & Masud, 2016) qui ont proposé une comparaison entre la carte  $T^2$  et plusieurs cartes  $\bar{X}$  dans un contexte uniquement MSP. De plus, ils ont prouvé l'adéquation de

l'utilisation de la carte  $T^2$  par rapport à la carte  $\bar{X}$  pour le suivi de caractéristiques corrélées.

Les résultats de notre étude préliminaire encouragent l'exploration du volet d'intégration de la MSP multivariée avec la maintenance conditionnelle, car nous avons obtenu une amélioration de ETP pour une utilisation des cartes de contrôle multivariées jointe au processus de prise de décision pour la maintenance. Nous avons pu aussi observer que pour les cartes de contrôle utilisées, l'amélioration de la performance est plus significative dans le cas de faibles dérives.

Le travail présenté dans ce chapitre possède aussi quelques limitations, notamment le nombre d'états hors contrôle que le système peut avoir, car nous avons considéré que le système peut être sous contrôle ou hors contrôle (ou en état de panne totale). Puisque cette manière de modéliser le système est assez restreinte, nous proposons dans le chapitre 4 une contribution qui considère que le système peut avoir plusieurs états hors contrôle. Notre contribution suggère aussi d'adapter les actions de maintenance à l'état détecté du système. Nous avons choisi pour la suite de notre travail de recherche de ne pas se baser sur la politique du constant hazard rate pour planifier les actions d'échantillonnage vu la sensibilité de cette politique à la variation des paramètres de formes. Nous proposons donc d'identifier la période d'échantillonnage qui permet d'optimiser le profit par unité de temps. Nous avons aussi restreint l'utilisation des actions d'inspection suite à chaque alarme vu le coût important des actions d'inspection et de ne se baser que sur des actions de maintenance conditionnelle (sans les actions de maintenance systématique programmée) afin d'exploiter pleinement le potentiel des cartes de contrôle comme solution de détection et d'identification des dérives du système.

Nous avons aussi observé, comme mentionné dans la section 3.3.2.2.3 l'impact de l'amplitude des dérives sur la performance de la politique de maintenance présentée dans ce chapitre. Ceci nous a permis de réfléchir sur le sujet de la nature des dérives et de considérer l'hypothèse des dérives lentes pour la suite de nos travaux de recherche. En effet, nous avons porté un intérêt à l'impact de la dynamique de la dérive sur le processus de détection et d'identification des dérives en présentant une contribution dans le chapitre 5 qui permet de détecter et même d'anticiper les dérives du système vers des états hors contrôle. La contribution du chapitre 5 permettra de passer d'une étape de diagnostic vers une approche de pronostic des dérives du système considéré.

Etant donné que notre travail de recherche se focalise principalement sur les cartes multivariées jointes à la maintenance conditionnelle, ce chapitre a permis donc d'appuyer l'intérêt de ces cartes de contrôle pour le suivi de caractéristiques corrélées. Le travail réalisé dans cette partie a fait l'objet d'une publication (Latrous et al., 2018).

Le chapitre suivant présente notre contribution par rapport à la problématique d'intégration des règles de décisions de maintenance conditionnelle aux données fournies par les cartes de contrôle multivariées. Cette contribution vise à exploiter l'information issue du produit pour intervenir sur le système avec des actions de maintenance préventive adaptives.

# Chapitre 4:Modèle de règles de décision adaptatives pour la maintenance conditionnelle intégrées à la maîtrise statistique des procédés

---

## 4.1 INTRODUCTION

Suite à notre analyse de la littérature, nous avons constaté que la majorité des travaux de recherche traitant de la problématique de l'intégration entre la maintenance et la MSP se basent sur des cartes de contrôle univariées. Nous avons identifié que l'aspect d'identification est peu si utilisé dans la littérature (Tableau 2.1) quand les cartes de contrôle multivariées sont intégrées au processus de prise de décision pour la maintenance. En effet, les travaux identifiés au niveau du chapitre 2 se basent sur des actions d'inspection pour identifier la cause de la dérive du système (Wu & Makis, 2008)(Kisic et al., 2015) (Abouei-Ardakan et al., 2016). L'utilisation des cartes de contrôle multivariées reste un élément qui nécessite d'être exploité davantage pour alimenter les politiques de maintenance par des informations supplémentaires sur le produit ou sur le système. Nous avons aussi identifié que même s'il existe des cartes de contrôle multivariées adaptatives, leurs utilisations de manière conjointe avec la maintenance n'est pas considérée dans la littérature. Dans le chapitre 3, nous avons proposé une étude préliminaire pour illustrer l'efficacité des cartes de contrôle multivariées par rapport aux cartes univariées dans un contexte intégré au processus de prise de décision de la maintenance conditionnelle.

Dans ce chapitre, nous proposons un modèle de règles de décision pour la maintenance conditionnelle basées sur les informations issues d'une carte de contrôle multivariée multimodale. Pour cette politique, nous considérons que les actions de maintenance sont adaptatives, car elles sont associées à la cause de la défaillance générant le défaut identifié au niveau du produit. Cette contribution s'inscrit dans le contexte de proposition d'une approche qui considère l'exploitation d'une carte de contrôle multivariée qui va permettre d'adapter les actions de maintenance prenant en compte plusieurs états hors contrôle. Suite à notre analyse de la littérature, nous avons identifié une carte de contrôle qui se différencie des cartes de contrôles communément

utilisées et qui permet une détection et une identification de la dérive du système. La carte  $T^2$  Multimodale présentée dans la section 1.2.3.3.5 exige une connaissance a priori des différents états du système permettant une détection et identification des dérives. La contribution présentée dans ce chapitre va exploiter l'information de la carte de contrôle  $T^2$  Multimodale pour détecter et identifier les dérives du système.

L'organisation de ce chapitre est comme suit : une première partie présente l'ensemble des hypothèses considérées, ainsi qu'une description du système étudié. Ensuite, les règles de décision de la maintenance adaptatives intégrées à la MSP seront présentées, suivies par le modèle de profit établi. Enfin, nous proposons d'étudier la performance des règles de décision proposées, ainsi que la sensibilité de notre modèle à la variation de ses différents paramètres.

## 4.2 DESCRIPTION DU PROBLEME ET HYPOTHESES DE TRAVAIL.

### 4.2.1 Contexte d'étude

Dans le cadre de notre étude, nous considérons un système multi composant produisant un seul type de produit (Figure 4.1). Le système est initialement considéré AGAN et opère selon les attentes du client fabriquant des produits conformes aux spécifications. Puis, au fur et à mesure que le système fonctionne, il se dégrade suivant une distribution donnée de paramètres supposés connus.

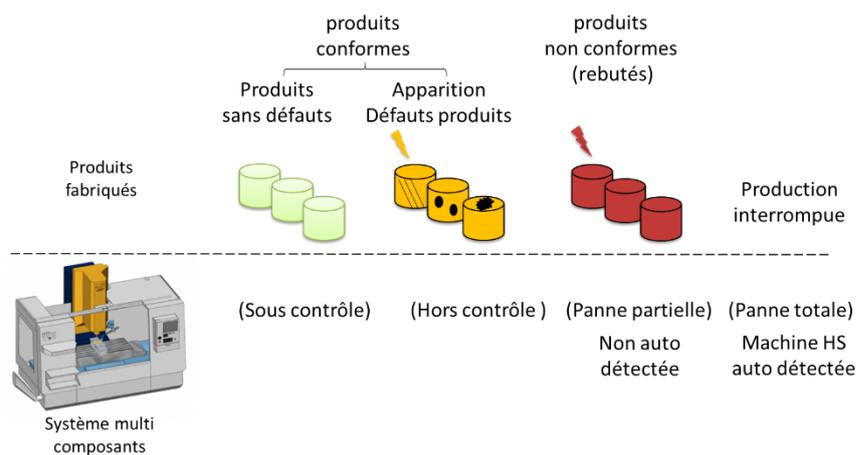


Figure 4.1 Représentation du système considéré

Le fonctionnement du système est modélisé comme un système à états. Le système débute la production en étant dans un état sous contrôle noté IC (des pièces conformes sont produites). Le système peut passer vers un état hors contrôle noté  $OC_i$ ,

avec  $i$  représentant l'indice de l'état ( $i \in [1, n - 1]$ ) et  $n$  le nombre d'états fonctionnels du système (hors les états de pannes). Nous considérons que notre système peut avoir plusieurs états hors contrôle  $OC_i$ . Quand le système est dans un état hors contrôle  $OC_i$ , il fabrique des pièces conformes mais qui possèdent des défauts. Nous ferons références aux pièces produites sous un état hors contrôle comme dans la suite du manuscrit comme des pièces de « moindre qualité » car ces pièces seront vendues à moindre prix par la suite puisque qu'elles sont considérées conformes (les défauts associés aux états hors contrôle sont considérés des défauts acceptables, mais qui affectent le prix de vente des pièces). Plusieurs types de défauts sont considérés et chaque type de défaut est associé à un état  $OC_i$  du système.

Si le système est hors contrôle et continue à opérer sans interventions externes, le système passe vers un état de panne partielle (F), où il est susceptible de produire des pièces hors de la spécification supérieure et inférieure du client, notées USL et LSL. Ces pièces sont considérées non acceptables et seront rebutées. Comme tout système de production, notre système est sujet à des pannes totales aléatoires (BD) causant un arrêt de la production.

#### 4.2.2 Hypothèses considérées

Notre travail se base sur un ensemble d'hypothèses présentées dans ce qui suit :

- h1. Hypothèse de dérive rapide : Les dérives du système sont considérées rapides (e.g. de type choc, cf. section 1.2.3.3.4). En effet, nous supposons que le système passe d'un état à un autre de manière instantanée.
- h2. Disponibilité d'informations par rapport au système : Un historique de défaillances et des composants réparés, ainsi qu'une défauthèque sont supposés disponibles et permettent d'associer les états hors contrôle du système ( $OC_i$ ) aux différents défauts potentiels qui peuvent apparaître sur le produit. Nous supposons aussi que les passages entre les états du système suivent une loi Weibull de paramètres connus et que le système ne peut dériver que vers un seul état  $OC_i$  au cours d'un cycle.
- h3. Suivi de plusieurs caractéristiques produit : Les différents états du système (hors l'état de panne totale) sont identifiés via le suivi de plusieurs caractéristiques produits  $(x_1, x_2, \dots, x_p)$  via des actions d'échantillonnage, avec  $p$  le nombre de caractéristiques produit suivies. Les caractéristiques

produit suivies sont supposées pas indépendantes et suivent une loi multinormale de paramètres connus (vecteur moyenne et matrice de covariance des caractéristiques pour chaque état IC ou OC<sub>i</sub>).

- h4. Echantillonnage périodique : Les actions d'échantillonnage sont effectuées de manière périodique (avec  $\Delta t$  la période d'échantillonnage). Elles sont considérées de durées négligeables et ne nécessitent pas l'arrêt du système.
- h5. Interventions parfaites de coûts et durées connues : Toutes les interventions sur le système sont supposées parfaites. Les actions de révision (OV), les actions de maintenance corrective (CM) et les actions d'inspections ont des durées et coûts constants, mais les actions de maintenance préventive conditionnelle ont des durées et des coûts adaptés au défaut identifié. Toutes ces actions nécessitent l'arrêt du système.

#### 4.2.3 Représentation du système considéré

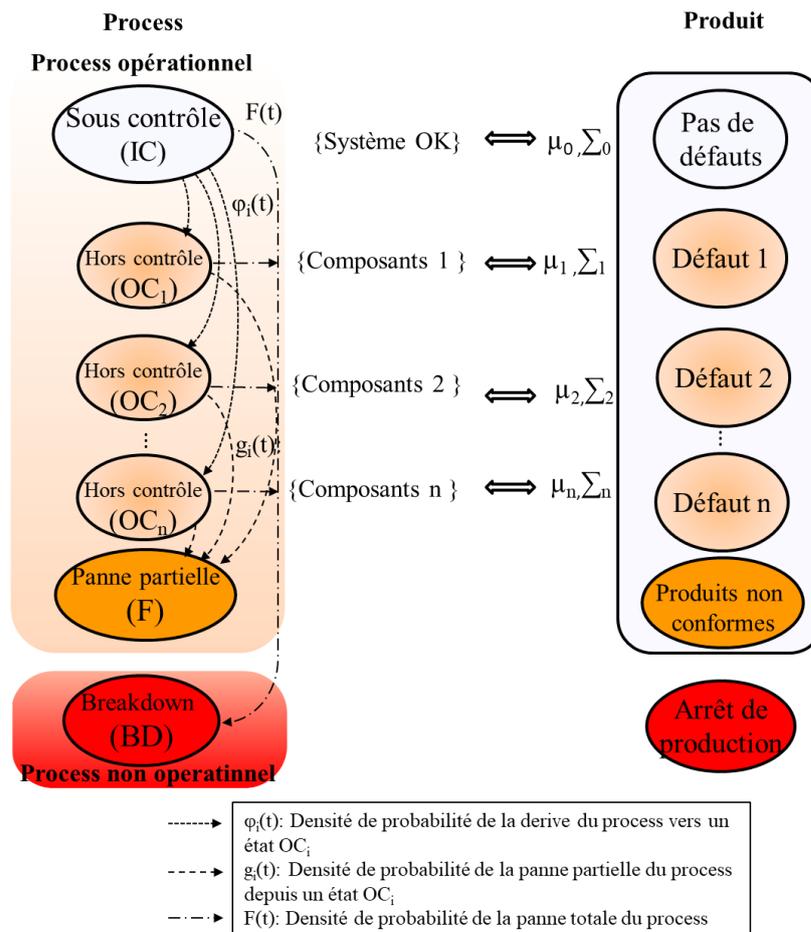


Figure 4.2 Schématisation du fonctionnement du système considéré ainsi que les instants de sauts entre les états

Le fonctionnement du système de production considéré est modélisé par le biais d'un système à états représenté par la figure 4.2. Les passages entre les états du système s'effectuent suivant des variables aléatoires générées selon des lois de probabilité de paramètres connus (h2). L'instant de passage de l'état IC vers un état  $OC_i$  suit une loi de densité de probabilité notée  $\varphi_i(t)$  (avec  $T_{\text{shift}_i}$  représentant la variable aléatoire générée selon  $\varphi_i(t)$ ,  $i \in [1, n - 1]$ ). A l'instant  $T_{\text{shift}_i}$ , le système va passer « directement » de l'état IC vers l'état  $OC_i$  (h1). Si le système est dans un état  $OC_i$  et en cas d'absence d'interventions externes, il est susceptible de se dégrader davantage et de passer vers un état de panne partielle (F) fabriquant des pièces non conformes. L'instant de passage d'un état  $OC_i$  vers un état F suit une loi de densité de probabilité notée  $g_i(t)$  (avec  $TF_i$  représentant la variable aléatoire générée selon  $g_i(t)$ ,  $i \in [1, n - 1]$ ). S'il y a l'occurrence d'une panne totale à un instant  $TF$ , qui est la variable aléatoire générée selon  $F(t)$ , alors le système passe vers un état de panne totale (BD) qui est auto-déecté.

Il est important de noter que nous considérons que le système ne peut dériver que vers des états connus et représentés par la figure 4.2.

Nous rappelons que notre objectif est de proposer des règles de décisions pour la maintenance conditionnelle basées sur des données issues du produit. L'originalité de notre contribution porte sur l'adaptabilité des actions de maintenance conditionnelle en fonction des informations relevées par la carte de contrôle  $T^2$  multimodale qui sera utilisée. En effet, nous proposons de construire notre processus de prise de décision pour la maintenance sur les données recueillies par le suivi d'un certain nombre de caractéristiques du produit fabriqué. Les règles de décisions seront présentées dans la section suivante.

## **4.3 REGLES DE DECISIONS ADAPTATIVES POUR LA MAINTENANCE**

### **4.3.1 Proposition des règles de décision**

Nous proposons de planifier les interventions de maintenance en nous basant sur les informations fournies par la carte de contrôle multivariée  $T^2$  multimodale (cf. section 1.2.3.3.5) en exploitant le lien entre les états  $OC_i$  du système et les défauts produits pour adapter les actions de maintenance.

Nous rappelons que cette carte de contrôle se base sur la statistique  $T_i^2$  (Eq. (1.2.1)) associée à chaque état IC et  $OC_i$  ( $i \in [1, n - 1]$ ). En effet, cette carte de

contrôle implique le suivi des statistique  $T_i^2$  par rapport à des limites de contrôle  $UCL_i$  associées à chaque état (IC,  $OC_i$ ), ce qui permet de détecter si le système a quitté l'état sous contrôle et d'identifier vers quel état le système a dérivé (figure 1.11).

Nous utilisons donc la carte  $T^2$  Multimodale pour construire nos règles de décision pour la maintenance conditionnelle. Nous présentons dans ce qui suit notre proposition de règles de décision R1 à R5, qui sont une extension des règles de la carte multimodale intégrant les actions de maintenance (cf. section 1.2.3.3.5).

**R1.** Si  $T_0^2 \leq UCL_0$ , alors le système est sous contrôle et ne nécessite pas d'intervention de maintenance.

En effet, si la statistique  $T_0^2$  calculée par rapport à l'état IC est inférieure à la limite de contrôle supérieure  $UCL_0$  associée à l'état IC, alors le processus est sous contrôle statistique.

**R2.** Si  $T_0^2 > UCL_0$  et  $\exists ! i \in [1, n - 1] T_i^2 \leq UCL_i$ , alors le système est passé vers l'état hors contrôle  $i$  et une action de maintenance adaptée au défaut détecté est enclenchée.

En effet, si la statistique  $T_0^2$  calculée par rapport à l'état IC dépasse la limite de contrôle supérieure  $UCL_0$ , ( $T_0^2 > UCL_0$ ) et une unique statistique  $T_i^2$ , ( $i \in [1, n - 1]$ ) calculée par rapport à un état  $OC_i$  devient inférieure à la limite de contrôle  $UCL_i$  associée à ce même état. Cela signifie que le système se retrouve dans un unique état hors contrôle ( $OC_i$ ) ( $\exists ! i \in [1, n - 1] T_i^2 \leq UCL_i$ ). Une action de maintenance préventive conditionnelle est mise en place afin de remettre le système dans un état (IC). Puisque la carte de contrôle nous permet de savoir vers quel état le système a dérivé, nous sommes en mesure d'intervenir sur le système par une action de maintenance adaptée au défaut détecté au niveau du produit.

**R3.** Si  $T_0^2 > UCL_0$  et  $\exists i, j \in [1, n - 1] i \neq j, T_i^2 \leq UCL_i$  et  $T_j^2 \leq UCL_j$ , alors il y a une ambiguïté par rapport à l'état du système et une action d'inspection est nécessaire pour identifier l'état hors contrôle vers lequel le système a dérivé. ( $OC_i$  ou  $OC_j$ ). Après l'action d'inspection, l'état du système est identifié (inspection parfaite, h5) et l'action de maintenance préventive conditionnelle appropriée à l'état identifié est ensuite mise en place.

Ici la carte de contrôle indique deux informations :

- Le système a quitté l'état (IC) de manière similaire à **R2** :  $T_0^2 > UCL_0$
- La carte de contrôle indique que le système peut être dans au moins deux états  $OC_i$  ou  $OC_j$ :  $\exists i, j \in [1, n - 1] \ i \neq j, T_i^2 \leq UCL_i$  et  $T_j^2 \leq UCL_j$

Puisque nous ne sommes pas en mesure de savoir l'état du système en se basant uniquement sur l'information retournée par la carte de contrôle, nous proposons de mettre en place une action d'inspection afin d'identifier l'état dans lequel se trouve le système. Après l'action d'inspection, une action de maintenance préventive adaptée à l'état identifié est enclenchée pour remettre le système AGAN (h5).

**R4.** Si  $\exists q \in [1, p], x_q > USL_{x_q}$  ou  $x_q < LSL_{x_q}$ , **alors** le système est dans un état de panne partielle et une action de maintenance corrective est mise en place.

Produire des pièces hors spécifications du client est un indicateur que le système est dans un état de panne partielle (F). Si le système est dans cet état, alors il nécessite une action de maintenance corrective afin de le remettre AGAN (IC) (figure 4.3).

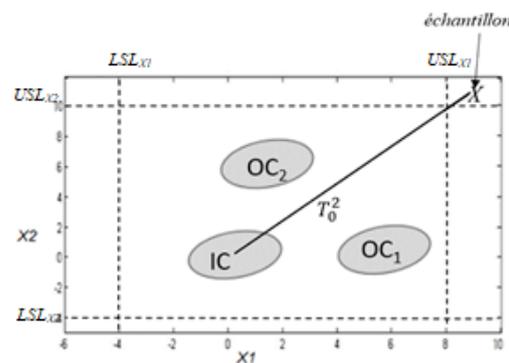


Figure 4.3 Schématisation d'un cas de panne partielle (F) pour deux caractéristiques suivies ( $p=2$ )

**R5.** Si le système est en panne totale (auto-détectée), **alors** une action de révision (OV) est effectuée.

Puisque l'occurrence d'une panne totale est auto-détectée, une action de révision est nécessaire pour remettre le système en fonctionnement dans un état AGAN (IC).

#### 4.3.2 Evaluation de la politique de maintenance proposée

Afin d'évaluer la performance des règles de décisions intégrées présentées dans la section 4.3.1, nous proposons de suivre le profit total par unité de temps du système de production présenté dans la section 4.3.2. Le profit total regroupe les différents

revenus de production desquels nous déduisons les différents coûts engendrés par l'ensemble des interventions sur le système, c'est-à-dire les actions d'échantillonnage, d'inspection du système ainsi que les actions de maintenance préventive (conditionnelle) et corrective.

$TP(t, \Delta t)$  représente le profit total cumulé en fonction du temps  $t$  et de la période d'échantillonnage notée  $(\Delta t)$  et qui est, dans notre cas, la variable à identifier pour optimiser  $TP$ . Le profit total est représenté par l'équation (4.1) comme suit,

$$TP(t, \Delta t) = R(t, \Delta t) - C(t, \Delta t) \quad (4.1)$$

Avec  $R(t, \Delta t)$  représentant les différents revenus cumulés des ventes de pièces produites à l'instant  $t$  et  $C(t, \Delta t)$  étant le coût total cumulé engendré par le système à l'instant  $t$ .

#### **4.3.2.1 Expression du revenu de vente**

Quand le système est en fonctionnement, il fabrique des produits avec différents niveaux de qualité. Les produits fabriqués sont vendus à un prix qui dépend de leur qualité. Les produits sans défaut rapportent plus en termes de revenu de vente et les produits comportant des défauts seront vendus à un coût inférieur.

Dans ce travail, nous supposons que le calcul des revenus du système est en fonction du temps de fonctionnement du système. Le profit cumulé à l'instant  $t$  est donc exprimé en fonction des durées de fonctionnement dans chaque état du système comme exprimé par l'équation (4.2),

$$R(t, \Delta t) = r_{in}T_{in}(t, \Delta t) + r_{out}T_{out}(t, \Delta t) \quad (4.2)$$

Avec  $r_{in}$  et  $r_{out}$  étant les revenus sous contrôle et hors contrôle ( $r_{in} > r_{out}$ ),  $T_{in}(t, \Delta t)$  et  $T_{out}(t, \Delta t)$  les temps de fonctionnement cumulés du système à l'instant  $t$  en étant respectivement sous contrôle et hors contrôle et  $\Delta t$  étant la période d'échantillonnage. Ces temps de séjour sont calculés par simulation et seront présentés dans la section 4.3.2.3.

#### **4.3.2.2 Expression des coûts générés par le système**

Plusieurs interventions sont effectuées sur le système que ce soit la collecte d'informations via la carte de contrôle, les actions de maintenance corrective et préventive ou les actions d'inspection. Ces éléments sont regroupés dans l'équation (4.3). En effet, le coût à un instant  $t$  est défini comme suit,

$$C(t, \Delta t) = c_S N_S(t, \Delta t) + c_{insp} N_{insp}(t, \Delta t) + c_{cm} N_{cm}(t, \Delta t) + c_{ov} N_{ov}(t, \Delta t) + c_{dw} D_{dw}(t, \Delta t) + \sum_{i=1}^{n-1} c_{pmi} N_{pmi}(t, \Delta t) \quad (4.3)$$

Le tableau 4.1 regroupe les notations liées à l'équation (4.3)

$N_S(t, \Delta t)$	le nombre d'actions d'échantillonnage effectuées pendant [0,t] et de coût unitaire $c_S$
$N_{cm}(t, \Delta t)$	le nombre d'actions de maintenance corrective effectuées pendant [0,t] et de coût unitaire $c_{cm}$
$N_{ov}(t, \Delta t)$	le nombre d'actions de révision effectuées pendant [0,t] et de coût unitaire $c_{ov}$
$N_{insp}(t, \Delta t)$	le nombre d'actions d'inspection effectuées pendant [0,t] et de coût unitaire $c_{insp}$
$n$	le nombre d'états fonctionnels du système (hors les états de panne)
$N_{pmi}(t, \Delta t)$	le nombre d'actions de maintenance préventive conditionnelle de type $i$ effectuées pendant [0,t] pour le type de défaut $i$ et de coût unitaire $c_{pmi}$
$D_{dw}(t, \Delta t)$	la durée d'indisponibilité pendant [0,t] de coût par unité de temps $c_{dw}$

Tableau 4.1 Notations des éléments de l'équation (4.3)

#### 4.3.2.3 Expression du profit total moyen à long terme par unité de temps

Nous calculons par la suite le profit total moyen à long terme par unité de temps, noté  $ETP_{\infty}(\Delta t)$  et qui s'exprime comme suit,

$$ETP_{\infty}(\Delta t) = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[TP(t, \Delta t)]}{t} \quad (4.4)$$

Le processus considéré dans notre étude est un processus régénératif (section 1.1.5), car les actions de maintenance sont supposées être parfaites (h5). L'une des propriétés de ce processus permet de réduire son étude asymptotique à l'étude d'un seul cycle de régénération ou un cycle de renouvellement marqué par deux événements successifs de maintenance corrective ou préventive

L'équation (4.4) devient,

$$ETP_{\infty}(\Delta t) = \frac{E[TP(S, \Delta t)]}{E[S, \Delta t]} = \frac{E[R(S, \Delta t)] - E[C(S, \Delta t)]}{E[S, \Delta t]} \quad (4.5)$$

Avec  $E[S, \Delta t]$  représentant l'espérance de la durée  $S$  d'un cycle de renouvellement et  $E[TP(S, \Delta t)]$  représentant l'espérance du profit total sur un cycle qui est composé de  $E[R(S, \Delta t)]$  (espérance du revenu total sur un cycle) et de  $[C(S, \Delta t)]$  (espérance du coût total sur un cycle).

La valeur de  $E[S, \Delta t]$  est relevée par simulation et se calcule comme suit,

$$E[S, \Delta t] = \frac{\sum_{k=1}^{Nsim} S(k, \Delta t)}{Nsim} \quad (4.6)$$

avec  $S(k, \Delta t)$  étant la durée d'un cycle pour la simulation numéro  $k$  et  $Nsim$  le nombre de simulations. La durée d'un cycle dépend de  $\Delta t$  car selon les règles de décision proposées (section 4.3.1), nous nous basons uniquement sur les actions d'échantillonnage pour récolter des informations sur l'état du système et agir par des actions de maintenance en fonction des données produits.

Pour des soucis de clarté pour le lecteur, nous proposons d'exprimer dans un premier temps l'expression de  $E[R(S, \Delta t)]$  reflétée par l'équation (4.7). Dans un second temps nous présentons l'expression de  $[C(S, \Delta t)]$  reflétée par l'équation (4.8). Enfin l'expression de  $E[TP(S, \Delta t)]$  sera présentée par l'équation (4.15).

$$E[R(S, \Delta t)] = r_{in}E[T_{in}(S, \Delta t)] + r_{out}E[T_{out}(S, \Delta t)] \quad (4.7)$$

Avec  $E[T_{in}(S, \Delta t)]$  représentant l'espérance du temps passé par le système sous contrôle (IC) et  $r_{in}$  le revenu généré par unité de temps exprimé en (4.2) et  $E[T_{out}(S, \Delta t)]$  représentant l'espérance du temps passé par le système hors contrôle et  $r_{out}$  le revenu généré par unité de temps exprimé en (4.2).

Les valeurs de  $E[T_{in}(S, \Delta t)]$  et  $E[T_{out}(S, \Delta t)]$  sont calculés par simulation comme suit,

$$E[T_{in}(S, \Delta t)] = \frac{\sum_{k=1}^{Nsim} T_{in}(S(k, \Delta t))}{Nsim} \quad (4.8)$$

Avec  $T_{in}(S(k, \Delta t))$  étant le temps passé sous contrôle dans un cycle  $S(k, \Delta t)$  pour la simulation numéro  $k$  et  $Nsim$  le nombre de simulations.

$$E[T_{out}(S, \Delta t)] = \frac{\sum_{k=1}^{Nsim} T_{out}(S(k, \Delta t))}{Nsim} \quad (4.9)$$

Avec  $T_{out}(S(k, \Delta t))$  étant le temps passé hors contrôle dans un cycle  $S(k, \Delta t)$  pour la simulation numéro  $k$  et  $N_{sim}$  le nombre de simulations.

$$[C(S, \Delta t)] = c_s E[N_s(S, \Delta t)] + c_{insp} E[N_{insp}(S, \Delta t)] + c_{cm} E[N_{cm}(S, \Delta t)] + c_{ov} E[N_{ov}(S, \Delta t)] + c_{dw} E[D_{dw}(S, \Delta t)] + \sum_{i=1}^{n-1} c_{pmi} E[N_{pmi}(S, \Delta t)] \quad (4.10)$$

Les quantités incluses dans cette équation (4.10) sont explicitées ci-dessous,

- $E[N_s(S, \Delta t)]$  représente l'espérance du nombre d'actions d'échantillonnage sur un cycle de renouvellement avec  $\Delta t$  étant la période d'échantillonnage et s'exprime en fonction de  $E[S, \Delta t]$  de la manière suivante,

$$E[N_s(S, \Delta t)] = \frac{E[S, \Delta t]}{\Delta t} \quad (4.11)$$

- $E[D_{dw}(S, \Delta t)]$  représente l'espérance de la durée d'indisponibilité sur un cycle de renouvellement (figure 4.4). Elle s'exprime en fonction de la première instance d'échantillonnage après le passage du système vers un état de panne partielle à l'instant  $TF_i$  ( $TF_i$  représente la variable aléatoire générée selon la densité de probabilité  $g_i(t)$  présentée dans la section 4.2.3).  $l$  représente la  $l^{\text{ème}}$  instance d'échantillonnage effectuée suite à un passage vers l'état de panne partielle, avec  $l \in \mathbb{N}^*$ .  $E[D_{dw}(S, \Delta t)]$  est exprimée par l'équation (4.12),

$$E[D_{dw}(S, \Delta t)] = \sum_{i=1}^{n-1} E[l\Delta t - TF_i] \quad (4.12)$$

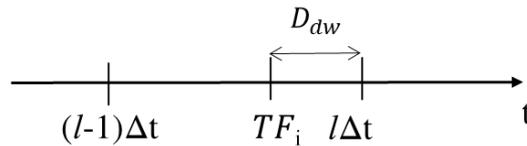


Figure 4.4 Schématisation de la durée d'indisponibilité

Etant donné que notre système est un processus régénératif, un cycle de renouvellement se termine toujours par une action de maintenance parfaite, que ce soit une action de maintenance préventive, corrective ou une révision du système. Le calcul des espérances du nombre d'actions de maintenance et du nombre d'inspections revient à calculer leurs probabilités d'occurrence dans un cycle de renouvellement  $S$ .

Il est important de noter aussi que les probabilités exprimées dans ce qui suit sont calculées par simulation de manière similaire aux équations (4.6), (4.8) et (4.9) en faisant la somme du nombre d'occurrence de chaque intervention sur un « tirage » de simulation et de la diviser par le nombre total de simulations.

- L'espérance du nombre d'actions d'inspection  $E[N_{insp}(S, \Delta t)]$  est équivalente à la probabilité d'inspecter le système dans un cycle de renouvellement  $S$  et qui est notée  $p_{insp}$ .

Nous rappelons que selon les règles de décision présentées dans la section 4.2.5, une action d'inspection est nécessaire en cas d'ambiguïté par rapport à l'état actuel du système. Selon (R3), une action d'inspection est toujours suivie par une action de maintenance préventive.

$p_{insp}$  est exprimée par l'équation (4.13),

$$p_{insp} = P(T_0^2 > UCL_0) \times P(\exists i, j \in [1, n-1], (i \neq j) T_i^2 \leq UCL_i \text{ et } T_j^2 \leq UCL_j) \quad (4.13)$$

avec  $P(T_0^2 > UCL_0)$  représentant la probabilité que la carte de contrôle a détecté un passage de l'état IC vers l'état OC et  $P(\exists i, j \in [1, n-1], (i \neq j) T_i^2 \leq UCL_i \text{ et } T_j^2 \leq UCL_j)$  représentant la probabilité que la carte de de contrôle n'a pas pu identifier un état hors contrôle  $OC_i$  unique vers lequel le système a dérivé.

- L'espérance du nombre d'actions de maintenance corrective  $E[N_{cm}(S, \Delta t)]$  est équivalente à la probabilité, notée  $p_{cm}$ , que le cycle de renouvellement  $S$  se termine par une action de maintenance corrective CM. Cette action de maintenance est nécessaire en cas de panne partielle du système qui fabrique des produits non conformes.

$p_{cm}$  est exprimée par l'équation (4.14),

$$p_{cm} = P(\exists q \in [1, p], x_q > USL_{x_q} \text{ ou } x_q < LSL_{x_q}) \quad (4.14)$$

avec  $P(\exists q \in [1, p], x_q > USL_{x_q} \text{ ou } x_q < LSL_{x_q})$  représentant la probabilité que le système produit des pièces hors des spécifications client (figure 4.3).

- L'espérance du nombre d'actions de maintenance préventive conditionnelle  $E[N_{pmi}(S, \Delta t)]$  est équivalente à la probabilité, notée  $p_{pmi}$ , que le cycle de

renouvellement  $S$  se termine par une action de maintenance préventive adaptée à un état OC $_i$ .  $p_{pmi}$  est exprimée par l'équation (4.15),

$$p_{pmi} = p_{shift} + p_{insp} \quad (4.15)$$

avec  $p_{insp}$  qui représente la probabilité d'inspecter le système s'il y a une ambiguïté sur la détection (R3), car nous rappelons que suivant une action d'inspection, une action de maintenance préventive est mise en place.  $p_{shift}$  représente la probabilité d'intervenir sur le système suite à une détection d'une dérive et une identification par la carte de contrôle que le système est passé d'un état IC vers un état OC $_i$ .  $p_{shift}$  est exprimée par l'équation (4.16),

$$p_{shift} = P(T_0^2 > UCL_0) \times P(\exists! i \in [1, n - 1] T_i^2 \leq UCL_i) \quad (4.16)$$

- L'espérance du nombre d'actions de révision  $E[N_{ov}(S, \Delta t)]$  est équivalente à la probabilité, notée  $p_{ov}$ , que le cycle de renouvellement  $S$  se termine par une action de révision suite à une panne totale, qui est considérée auto détectée (section 4.2.1).  $p_{ov}$  est exprimée par l'équation (4.17),

$$p_{ov} = 1 - (p_{pmi} + p_{cm}) \quad (4.17)$$

Le profit total moyen  $E[TP(S, \Delta t)]$  peut donc être exprimé comme suit,

$$\begin{aligned} E[TP(S, \Delta t)] = & r_{in}E[T_{in}(S, \Delta t)] + r_{out}E[T_{out}(S, \Delta t)] - \\ & (c_S E[N_S(S, \Delta t)] + c_{insp}E[N_{insp}(S, \Delta t)] + c_{cm}E[N_{cm}(S, \Delta t)] + \\ & c_{ov}E[N_{ov}(S, \Delta t)] + c_{dw} E[D_{dw}(S, \Delta t)] + \sum_{i=1}^{n-1} c_{pmi}E[N_{pmi}(S, \Delta t)]) \end{aligned} \quad (4.18)$$

La durée moyenne d'un cycle de renouvellement  $E[S, \Delta t]$ , s'exprime de la manière suivante par l'équation (4.19),

$$\begin{aligned} E[S, \Delta t] = & d_{insp}E[N_{insp}(S, \Delta t)] + d_{cm}E[N_{cm}(S, \Delta t)] + d_{ov}E[N_{ov}(S, \Delta t)] + \\ & E[T_{in}(S, \Delta t)] + E[T_{out}(S, \Delta t)] + \sum_{i=1}^{n-1} d_{pmi}E[N_{pmi}(S, \Delta t)] + E[D_{dw}(S, \Delta t)] \end{aligned} \quad (4.19)$$

Un cycle regroupe la somme des durées de fonctionnement du système, des éléments qui seront présentés dans le tableau 4.2.

$T_{in}$	La durée de fonctionnement sous contrôle pendant un cycle $S$
$T_{out}$	La durée de fonctionnement hors contrôle pendant un cycle $S$

$d_{cm}$	La durée d'une action de maintenance corrective effectuée lors d'un cycle $S$
$d_{pmi}$	La durée d'une action de maintenance préventive adaptée à l'état $OC_i$ effectuée lors d'un cycle $S$
$d_{insp}$	La durée d'une action d'inspection effectuée lors d'un cycle $S$
$d_{ov}$	La durée d'une action de révision effectuée lors d'un cycle $S$

Tableau 4.2 Notations des éléments de l'équation (4.19)

Dans ce qui suit, le profit total moyen à long terme par unité de temps,  $ETP_{\infty}(\Delta t)$  sera représenté par la notation  $ETP$  pour simplification d'écriture.

#### 4.4 ETUDE PAR SIMULATION DE LA STRATEGIE DE MAINTENANCE CONDITIONNELLE ADAPTATIVE PROPOSEE

##### 4.4.1 Données d'entrée pour la simulation

Dans notre étude par simulation, le système considéré évolue entre un état IC initial et deux états hors contrôle  $OC_1$  et  $OC_2$  (figure 4.2 avec  $n=3$ ).

Nous considérons le cas de suivi de deux caractéristiques au niveau du produit ( $p=2$ ). Les vecteurs moyenne et matrice de covariance associées à chaque état (IC,  $OC_1$  et  $OC_2$ ) sont estimés par rapport à un nombre de prélèvements  $m_i$  associé à chaque état avec  $m_i = 100$ ,  $i \in [1, n-1]$ . Nous avons présenté dans la section 1.2.3.3.5 la carte multimodale qui se base sur le suivi de la statistique  $T_i^2$  associée à chaque état. Nous rappelons aussi que la carte de contrôle se base aussi sur une limite de contrôle  $UCL_i$  qui dépend de  $p$  et  $m_i$ .

Les valeurs des paramètres des états considérés durant l'étude par simulation présentée dans cette section sont données dans les tableaux 4.3 et 4.4. Les valeurs des vecteurs moyennes sont choisies de manière arbitraire, sauf le vecteur de l'état IC qui est souvent choisi comme  $[0,0]$  dans la littérature (Boudaoud & Cherfi, 2005). Les valeurs des paramètres de forme et d'échelle sont basées sur des valeurs qui sont utilisées dans la littérature dans le cadre de la simulation (Rezg et al., 2008) (Dhouib et al., 2012) et qui ont été ajustées expérimentalement.

Les paramètres d'entrée liés aux coûts et aux durées sont choisis de manière à avoir des valeurs cohérentes vis-à-vis de la nature de l'intervention, par exemple, les

actions de maintenance préventive coûtent moins cher que les actions de maintenance corrective, ou encore les actions de maintenance corrective ont moins d'impact sur l'arrêt du système par rapport à une action de révision qui coûterait plus cher et qui nécessiterait de mobiliser du personnel et un arrêt du système plus important.

état	$\mu_i$	$\Sigma_i$	Panne $TF_i$		Dérive $T_{shift\ i}$		Revenus
			$\beta$	$\eta$	$\beta$	$\eta$	
IC	[0, 0]	$\begin{bmatrix} 1 & 0.7 \\ 0.7 & 1 \end{bmatrix}$	2	10000	-	-	0.1
OC1	[5, 1]	$\begin{bmatrix} 1 & 0.7 \\ 0.7 & 1 \end{bmatrix}$	2	1000	2	850	0.05
OC2	[6, 6]	$\begin{bmatrix} 1 & 0.7 \\ 0.7 & 1 \end{bmatrix}$	2	1000	2	850	0.05

Tableau 4.3 Données liées aux états du système (les revenus sont considérés par unité de temps)

Interventions	Durée	Coût
Action d'échantillonnage	-	$C_s = 100$
Inspections du système	$D_{insp} = 5$	$C_{insp} = 500$
Maintenance Préventive	$D_{pm1} = 15$	$C_{pm1} = 150$
	$D_{pm2} = 20$	$C_{pm2} = 450$
Maintenance Corrective	$D_{cm} = 25$	$C_{cm} = 450$
Révision	$D_{ov} = 35$	$C_{ov} = 850$

\* Le coût d'indisponibilité considéré est  $C_{dw}=550$

Tableau 4.4 Données liées aux interventions de surveillance et de maintenance effectuées sur le système (les coûts affichés sont considérés par unité de temps)

#### 4.4.2 Modèle de simulation considéré

Nous avons adapté notre modèle de simulation à événements discrets développé dans le chapitre 3 pour refléter le fonctionnement du système présenté dans la section 4.2. Ce modèle va nous permettre d'évaluer la performance de la stratégie de maintenance proposée dans la section 4.3.

Le modèle de simulation est schématisé par l'organigramme représenté par l'annexe 2

#### 4.4.3 Convergence des résultats

La figure 4.5 montre que le résultat de la simulation converge vers une valeur stable de ETP pour un nombre de simulations de 10000.

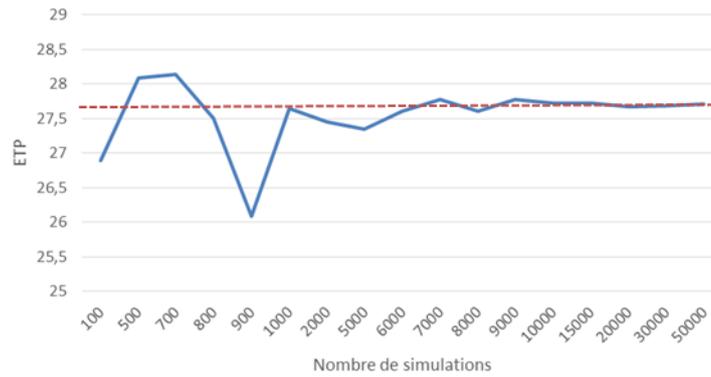


Figure 4.5 Convergence de ETP en fonction du nombre de simulations ( $\Delta t$  fixe)

Nous avons donc effectué 10000 simulations pour obtenir les résultats présentés dans la section 4.4.4.

Dans la section suivante, nous proposons d'optimiser la stratégie de maintenance proposée en identifiant la valeur de la période d'échantillonnage  $\Delta t$  qui maximise le profit ETP pour un ensemble de données d'entrée choisies arbitrairement.

#### 4.4.4 Optimisation de la stratégie de maintenance proposée (maximisation du profit ETP)

Afin d'identifier la période d'échantillonnage maximisant le profit moyen à long terme (ETP), un algorithme de recherche exhaustive est appliqué (brute force search). Ainsi l'ETP est évalué pour chaque valeur du paramètre  $\Delta t$  discrétisée sur un intervalle  $[5, 100]$  avec un pas de 5.

La figure 4.7 représente l'évolution de l'ETP pour différentes valeurs de la période d'échantillonnage  $\Delta t$ . Les résultats obtenus sont issus du modèle de profit présenté dans la section 4.4.2.

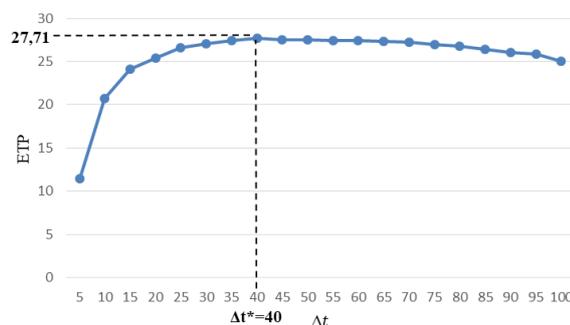


Figure 4.6 Evolution de ETP en fonction de  $\Delta t$

La figure 4.6 montre l'existence d'un ETP maximum correspondant à une valeur optimale de  $\Delta t$  notée  $\Delta t^* = 40$ . L'interprétation de ce résultat peut être présentée en

deux parties. D'une part, considérer une faible période d'échantillonnage génère des coûts d'échantillonnage non essentiels car si le système est toujours dans un état IC produisant des articles sans défaut, il n'est donc pas nécessaire d'inspecter fréquemment le système. D'autre part, avoir une période d'échantillonnage trop importante expose le système à un risque de panne partielle (production d'articles non conformes) ou même au risque d'une panne totale. La performance de la politique de maintenance proposée converge vers une valeur optimale de ETP pour  $\Delta t^* = 40$ . Pour cette valeur et pour les données d'entrées considérées (section 4.4.1) dans notre étude, une utilisation optimisée de la politique de maintenance est assurée.

#### 4.4.5 Etude sensibilité

Dans cette section, nous proposons d'étudier la sensibilité de notre modèle par rapport à une variation des paramètres d'entrée et d'observer son effet sur l'optimisation de la stratégie de maintenance. Le tableau 4.4 regroupe les données d'entrée pour notre étude de sensibilité.

- Impact de la variation du coût d'échantillonnage  $C_s$

Dans la section 4.3.2, le coût d'échantillonnage était un paramètre fixé au préalable (cf. tableau 4.4). Dans la pratique, quantifier le coût d'échantillonnage dépend de plusieurs facteurs (le coût de mobilisation du personnel, le coût de collecte d'informations, le niveau de difficulté d'accès à la donnée). Ce coût peut donc varier d'une application à une autre, il est important d'étudier l'effet de cette variation sur la période d'échantillonnage optimale et l'ETP associé. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 4.5 et la figure 4.7.

$C_s$ (\$)	$\Delta t^*$ (ut)	ETP(\$)
5	25	31,08
50	35	29,29
100	40	27,71
200	50	26,17
300	55	24,57
400	70	22,93
500	80	23,17
600	100	21,36

Tableau 4.5 Effet de la variation de  $C_s$  sur  $\Delta t^*$  et ETP

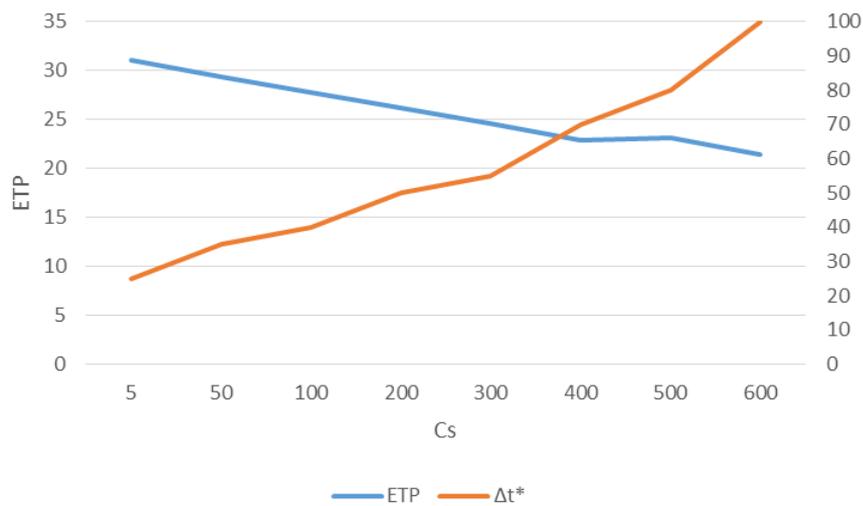


Figure 4.7 Evolution de ETP et de  $\Delta t^*$  en fonction de l'augmentation de  $C_s$

En augmentant le coût d'échantillonnage  $C_s$ , nous avons observé une augmentation de la période d'échantillonnages  $\Delta t^*$  (la variable optimisant ETP). Cette augmentation est justifiée par le fait que les actions d'échantillonnages deviennent moins fréquentes à cause de leurs coût qui affecte directement le profit total du système de production. Cet effet est observé dans l'autre sens car une diminution du coût d'échantillonnage permet de collecter des données depuis les produits fabriqués de manière plus fréquente sans pour autant avoir un impact sur la performance / le revenu du système.

- Impact de la variation du coût de maintenance corrective  $C_{cm}$  et d'indisponibilité  $C_{dw}$

Nous avons aussi étudié l'effet de la variation du coût unitaire d'une action de maintenance corrective  $C_{cm}$  et le coût d'indisponibilité  $C_{dw}$  qui sont des paramètres qui affectent ETP. En effet, les coûts d'indisponibilité et les coûts de maintenance corrective sont souvent élevés, étant donné que le système se retrouve dans un état où il ne peut pas remplir sa fonction requise. L'impact de variation de ces paramètres est présenté dans le tableau 4.6 et la figure 4.8.

$C_{cm}$	$p_{cm}$	$C_{dw}$	$E[D_{dw}(S, \Delta t)]$	$\Delta t^*$	ETP
5	79,70%	5	1025,74	2000	47,37
10	79,40%	10	647,19	1500	47,26
25	69,30%	25	313,03	1000	39,27
50	21,70%	50	13,46	200	33,28
100	10,00%	100	3,20	90	30,71

450	5,50%	450	1,06	50	28,59
500	4,86%	500	0,93	40	28,03
650	5,80%	650	1,07	50	27,68
1000	5,41%	1000	0,92	50	27,64
1500	5,40%	1500	0,70	45	26,13

Tableau 4.6 Effet de la variation de  $C_{cm}$  et  $C_{dw}$  sur  $\Delta t^*$  et ETP

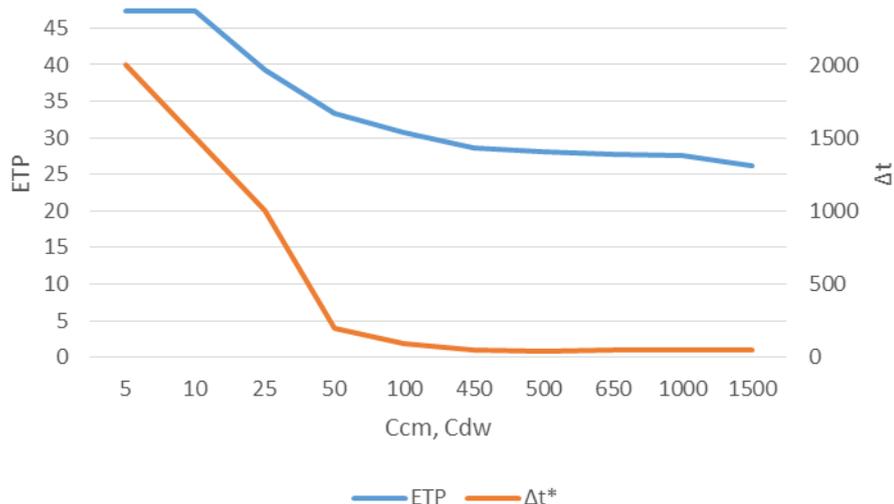


Figure 4.8 Evolution de ETP et de  $\Delta t^*$  en fonction de l'augmentation de  $C_{cm}$  et  $C_{dw}$

Nous avons observé qu'une réduction de ces paramètres fait augmenter la période d'échantillonnage optimale. Ce résultat est justifié par une réduction de la pénalité assurée par les coûts importants engendrés par le passage vers un état de panne partielle (F). En effet, si les coûts de maintenance corrective et les coûts d'indisponibilité sont faibles, la période d'échantillonnages devient importante car au niveau du modèle de profit, ETP est plus important si le système est maintenu via des actions de maintenance corrective. De plus, nous avons remarqué que pour des valeurs de  $C_{cm}$  et  $C_{dw}$  supérieures à 100, la période optimale d'échantillonnages se stabilise sur un intervalle [40,50]. Ce résultat est justifiable par le fait que pour le  $\Delta t^*$  identifié, le temps moyen d'indisponibilité est de l'ordre d'une unité de temps ( $ut$ ) et la probabilité d'effectuer une action de maintenance corrective est de l'ordre de 5%.

- Impact de la variation du paramètre de forme ( $\beta$ ) des lois associées aux variables aléatoires ( $TF_i$   $T_{shift\ i}$ )

Dans un but de validation de notre modèle, nous avons aussi observé l'effet de la variation des paramètres de forme  $\beta$  des lois selon lesquelles les variables aléatoires

TF, TF<sub>i</sub> et T<sub>shift\_i</sub> sont générées. Le tableau 4.7 et la figure 4.9 reflètent les résultats obtenus.

$\beta$	$\Delta t^*(ut)$	ETP	E[S]
2	40	27,12	353,57
3	65	41,72	493,14
4	70	49,93	573,5

Tableau 4.7 Effet de la variation de  $\beta$  sur  $\Delta t^*$  et ETP

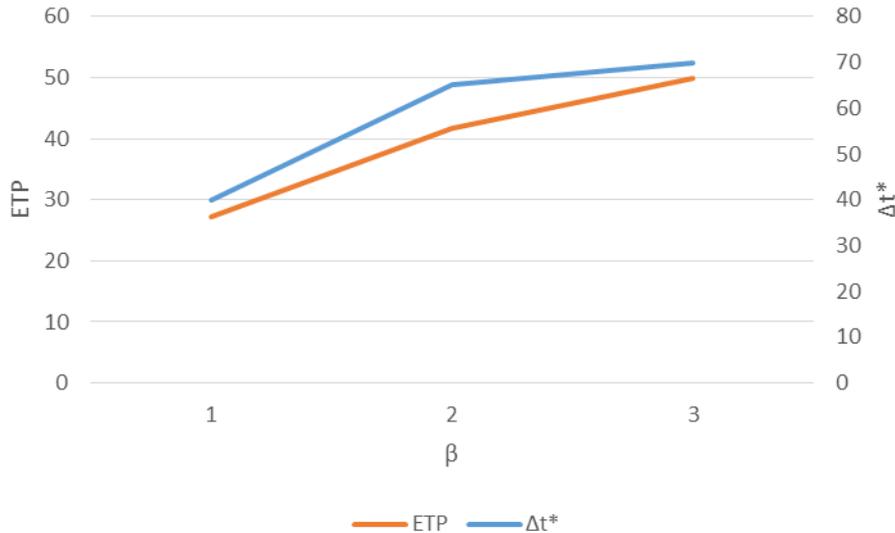


Figure 4.9 Evolution de ETP et de  $\Delta t^*$  en fonction de l'augmentation de  $\beta$

Nous avons observé qu'une augmentation du paramètre de forme des différentes lois engendre une hausse de la période d'échantillonnages  $\Delta t^*$  optimisant ETP, ainsi qu'une croissance de la durée d'un cycle  $S$ . En effet, si  $\beta$  augmente, le MTTF (Mean Time To Failure) augmente, ce qui fait croître TF, TF<sub>i</sub> T<sub>shift\_i</sub>. Le MTTF s'exprime de la manière suivante selon l'équation (4.20),

$$MTTF = \eta \Gamma\left(1 + \frac{1}{\beta}\right) \quad (4.20)$$

Avec  $\Gamma$  la fonction Gamma,  $\beta$  le paramètre de forme et  $\eta$  le paramètre d'échelle (Osaki, 2002). Cette augmentation de  $\beta$  rend la période d'échantillonnage plus élevée car le système prend plus de temps pour dériver vers un état donné.

- Impact de la variation du nombre de caractéristiques produit suivies et des moyennes des caractéristiques.

Les résultats présentés dans ce qui précède sont obtenus pour un suivi de deux caractéristiques produit ( $p=2$ ). Dans la pratique, le nombre de caractéristiques suivies

est souvent élevé vu la complexité des systèmes industriels. Nous proposons d'étudier l'effet de l'augmentation du nombre de caractéristiques suivies. Nous faisons varier le nombre de caractéristiques en fixant la période d'échantillonnages  $\Delta t^*=40$ .

Pour cette étude de sensibilité, nous considérons que les vecteurs moyenne ainsi que les matrices de covariances augmentent en dimensionnalité en fonction de la variation de  $p$ . Par exemple, la moyenne des caractéristiques considérées pour  $p=4$  pour l'état  $OC_1$  devient  $\mu_1 = [5,1,1,1]$  et pour l'état  $OC_2$ ,  $\mu_2 = [6,6,6,6]$ . La matrice de covariance considérée pour les deux états sera  $\Sigma_1=\Sigma_2 \begin{bmatrix} 1 & 0.7 & 0.7 & 0.7 \\ 0.7 & 1 & 0.7 & 0.7 \\ 0.7 & 0.7 & 1 & 0.7 \\ 0.7 & 0.7 & 0.7 & 1 \end{bmatrix}$  (cas1). Le vecteur moyenne initialement considéré dans le cas de  $p = 2$  (section 4.4.1) est donc maintenu en augmentant le nombre de caractéristiques. Maintenu en terme de valeurs car pour  $p = 3$  c'est  $[5,1,1]$ ,  $p=4$  c'est  $[5,1,1,1]$  et ainsi de suite.

Le tableau 4.8 et la figure 4.11 reflètent les résultats obtenus,

$p$	Coût moyen (\$)/ut	$p_{pmi}$	$p_{cm}$
2	4,41	91,50%	5,08%
3	4,39	91,36%	5,30%
4	4,49	91,42%	5,30%
5	4,52	90,94%	5,26%
6	4,46	91,34%	5,04%
7	4,43	91,22%	5,66%
8	4,51	91,72%	5,50%
9	4,38	91,20%	5,40%
10	4,53	91,18%	5,66%
15	4,50	91,24%	5,52%
20	4,38	91,20%	5,06%
30	16,75	0,00%	92,64%
40	16,83	0,00%	92,44%

Tableau 4.8 Effet de la variation du nombre de caractéristiques suivies ( $p$ )  
(pour  $\Delta t^* = 40$ ) (cas 1)

Le tableau 4.8 et la figure 4.10 reflètent l'évolution des coûts engendrés par le système en fonction de l'augmentation du nombre de caractéristiques suivies. Nous avons observé que, pour un nombre de caractéristiques  $p \leq 20$ , la performance de la carte de contrôle n'est pas affectée.

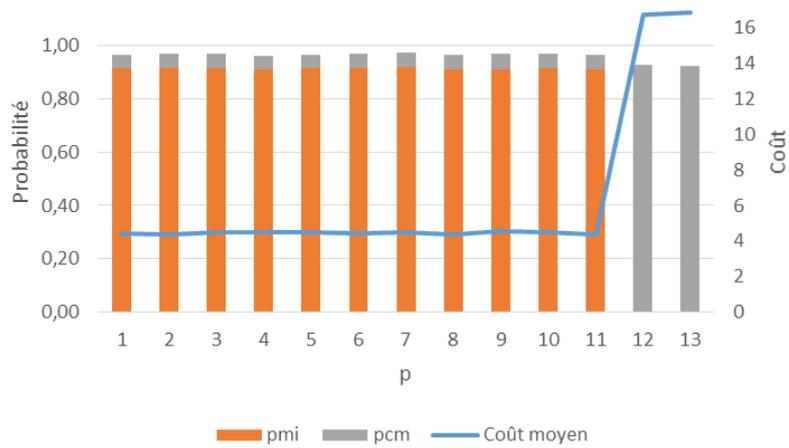


Figure 4.10 Impact de la variation du nombre de caractéristiques suivies ( $p$ ) sur le cout et les probabilités  $p_{pmi}$  et  $p_{cm}$  (cas 1)

Au-delà de cette valeur, la carte de contrôle n'est plus en mesure de détecter et d'identifier un passage vers un état hors contrôle donné. En effet, nous rappelons que le nombre de caractéristiques  $p$  affecte le calcul de limite de contrôle  $UCL_i$  reflété par l'équation (1.20). Si  $p$  augmente, les limites de contrôle augmentent et selon la règle de décision (R1), la carte de contrôle indique toujours que le système est sous contrôle si  $T_0^2 \leq UCL_0$ . De plus, nous avons observé une augmentation de la probabilité  $p_{cm}$  lors d'un cycle, car le système continue son fonctionnement jusqu'à atteindre un état de panne, ce qui justifie l'augmentation du moyen /ut. Pour une grande dimension, un ajustement des limites de contrôle est nécessaire pour assurer une détection de la dérive du système de l'état IC vers un état OC<sub>i</sub>.

Par la suite, Nous proposons d'observer l'effet de la variation du vecteur moyenne sur le résultat de l'étude de sensibilité présenté par le tableau 4.8. Nous avons observé un changement du comportement du modèle quand les vecteurs moyennes entre les états hors contrôle se rapprochent et qui représente un problème classique d'isolabilité entre les états (Par exemple,  $p=4$  pour l'état OC<sub>1</sub> devient  $\mu_1' = [5,3,3,3]$  et pour l'état OC<sub>2</sub>,  $\mu_2' = [6,6,6,6]$ , les matrices de covariances considérés sont  $\sum_1 = \sum_2$ ) (Cas 2). Le tableau 4.9 reflète les résultats obtenus.

$p$	Coût moyen (\$)/ut	$p_{pmi}$	$p_{cm}$	$p_{insp}$
2	4,52	91,18%	5,38%	0,00%
3	4,42	92,00%	5,08%	0,00%
4	4,47	91,04%	5,48%	0,00%
5	4,37	91,08%	5,46%	0,00%

6	4,42	90,88%	5,36%	0,00%
7	4,33	91,90%	5,16%	0,06%
8	4,47	91,30%	5,26%	1,24%
9	4,62	91,72%	5,42%	5,54%
10	5,22	90,74%	5,46%	19,68%
15	12,04	55,52%	39,76%	45,26%
20	13,22	45,64%	48,88%	45,64%
30	16,73	0,00%	92,82%	0,00%
40	16,96	0,00%	93,30%	0,00%

Tableau 4.9 Effet de la variation du nombre de caractéristiques suivies ( $p$ )  
(pour  $\Delta t^* = 40$ ) (cas 2)

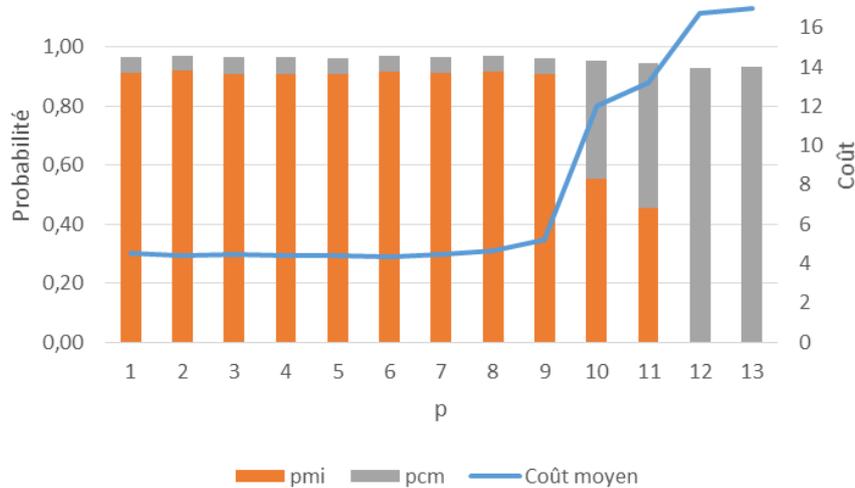


Figure 4.11 Impact de la variation du nombre de caractéristiques suivies ( $p$ ) sur le coût et les probabilités  $p_{pmi}$  et  $p_{pcm}$  (cas 1)

Pour les résultats présentés par le tableau 4.9 et la figure 4.11, nous avons constaté qu'en plus de la dégradation de la performance reflétée par le résultat du tableau 4.8, il y a une présence d'ambiguïté qui apparaît à partir de  $p > 7$  (besoin d'inspecter le système). Nous rappelons que selon les règles de décision considérées (R3), si la carte de contrôle détecte que le système a dérivé simultanément vers plusieurs états, il est nécessaire d'inspecter le système pour identifier l'état  $OC_i$ . Cette ambiguïté est due à une augmentation des limites de contrôle qui rendent la carte de contrôle incapable de détecter avec précision vers quel état le système a dérivé.

L'étude de sensibilité menée nous a permis de relever l'impact de plusieurs paramètres sur l'évolution de ETP et de  $\Delta t^*$ . Le tableau 4.10 résume l'étude de sensibilité menée où nous avons pu observer l'impact de la période d'échantillonnage,

les coûts de maintenance corrective et les coûts d'indisponibilité, ainsi que les paramètres de formes utilisées pour générer les temps de passages entre les états du système ainsi que le nombre de caractéristiques suivies.

$C_s \nearrow$	$ETP \searrow \Delta t^* \nearrow$
$C_{cm} \nearrow C_{dw} \nearrow$	$ETP \searrow \Delta t^* \searrow$
$\beta \nearrow$	$ETP \nearrow \Delta t^* \nearrow$

Tableau 4.10 Synthèse de l'étude de sensibilité

Nous avons aussi relevé les limitations de notre politique de maintenance face à l'augmentation du nombre de caractéristiques suivies. De plus, nous avons aussi observé l'impact de la variation du vecteur moyenne qui nous a poussés à étudier davantage son impact sur la performance de la politique proposée.

Afin d'évaluer l'effet de la variation du vecteur moyenne une analyse comparative est menée entre la politique proposée dans ce chapitre et la politique de maintenance considérée dans le chapitre 3 (CBM et T<sup>2</sup>).

#### 4.4.6 Analyse comparative CBM et T<sup>2</sup> multimodale vs CBM et T<sup>2</sup> classique

Pour montrer l'efficacité des règles de décision proposées qui se basent sur la carte de contrôle multimodale, le modèle proposé est comparé à un modèle joignant CBM et T<sup>2</sup> présenté dans le chapitre 3.

Pour mener cette analyse comparative et suite au résultat de l'analyse de sensibilité, nous avons porté un intérêt au taux de recouvrement qui peut exister entre les états  $OC_i$  et son effet sur la détection et l'identification de la dérive. Un recouvrement entre des états représente combien les distributions multinormales des états  $OC_i$  partagent un espace d'état commun (intersection). Un recouvrement entre les états est créé en rapprochant la distance euclidienne, notée  $d_{euc}$  (Eq. 4.20), entre les vecteurs moyenne des états  $OC_i$ .

$$d_{euc} = \sqrt{\sum_{l=1}^p (\mu_{l,2} - \mu_{l,1})^2} \quad (4.20)$$

Deux scénarios sont traités : un premier scénario représente deux états  $OC_i$  sans recouvrement et totalement disjoints entre eux et un deuxième scénario représente les

deux états  $OC_i$  se couvrant partiellement. La figure 4.12 représente les deux scénarios considérés.

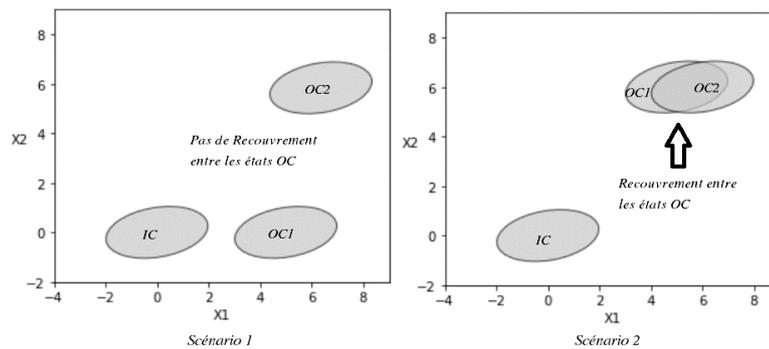


Figure 4.12 Schématisation des scénarios considérés

Le tableau 4.11 montre que la stratégie de maintenance proposée offre de meilleurs résultats, comparée à la stratégie de maintenance basée sur une carte  $T^2$ .

ETP (\$)	Pas de recouvrement entre les états OC	Recouvrement entre les états OC
Politique de maintenance adaptative intégrée	27,80	26,28
CBM et $T^2$ classique	25,79	25,78
Amélioration de ETP entre les deux stratégies	7,79%	1,92%

Tableau 4.11 Résultat de l'analyse comparative pour  $\Delta t^* = 40$

En effet, pour la politique de maintenance adaptative, les actions PM ciblent le(s) potentiel(s) composant(s) créant les défauts sur le produit en se basant sur l'information de détection fournie par la carte de contrôle multimodale ( $R2$ ). L'utilisation d'une simple carte de contrôle  $T^2$  ne permet pas l'identification d'état  $OC_i$ . En effet, à chaque fois qu'il y a une alarme indiquant une dérive du processus, la seule information fournie par la carte  $T^2$  est que le système a dérivé de l'état IC. Une action d'inspection est donc nécessaire pour identifier l'état vers lequel le système a dérivé.

Pour le second scénario, nous avons constaté que les ETPs des deux stratégies sont proches. Un tel résultat est justifié par le fait qu'un recouvrement important amène la carte de contrôle multimodale à indiquer une ambiguïté, car le système peut être sous un état  $OC_1$  ou un état  $OC_2$ . Selon les règles de décision proposées ( $R3$ ), une action d'inspection est nécessaire chaque fois que le processus dérive de l'état IC. De plus, nous rappelons que les actions d'inspection nécessitent l'arrêt du système de production ( $h5$ ), ce qui affecte négativement le profit par unité de temps.

La figure 4.13 schématise le déroulement des évènements pour les deux scénarios considérés et l'effet d'applications de règles de décisions proposées :

- Dans le cas d'une détection de l'état  $OC_i$  vers lequel le système a dérivé (R2).
- Dans le cas d'une ambiguïté nécessitant une action d'inspection avant une intervention de maintenance préventive (R3).

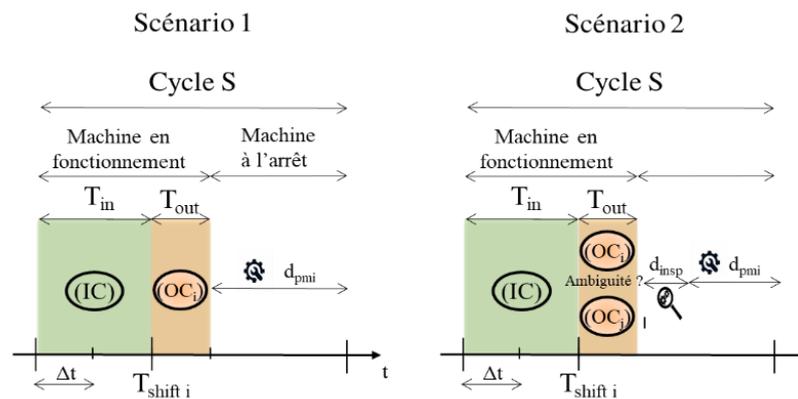


Figure 4.13 Effet des règles de décisions pour les scénarios étudiés pour la politique de maintenance proposée

Nous proposons d'étudier davantage l'effet de présence d'un recouvrement entre les états  $OC_i$  sur la stratégie conjointe proposée, la figure (4.16) reflète l'effet de l'augmentation de la distance entre les états  $OC_i$  sur ETC pour un  $\Delta t^* = 40$ . Pour obtenir les résultats de la figure 4.14, nous faisons varier la distance euclidienne, notée  $d_{euc}$  (Eq. 4.20), entre les vecteurs moyenne des états  $OC_1$  et  $OC_2$  ( $\mu_1$  et  $\mu_2$ ) par un pas de 0.5 (en gardant les mêmes matrices de covariances). En réduisant la distance euclidienne entre les états  $OC_i$ , le recouvrement entre les états augmente en conséquence.

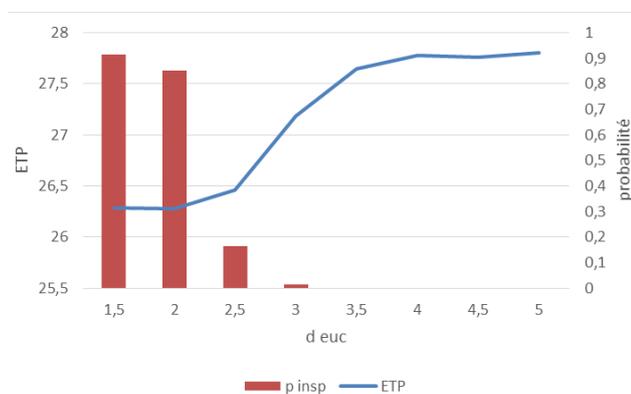


Figure 4.14 Effet de la variation de  $d_{euc}$  entre les états  $OC_i$  sur ETP

Le résultat obtenu indique que le modèle proposé parvient à détecter la cause du décalage en cas de recouvrement jusqu'à ce que la distance euclidienne entre les moyennes des états atteigne une valeur de 3.

Au-delà de cette valeur, une diminution de la performance de la stratégie proposée est observée. En effet, il y a une diminution de ETP et une augmentation de la probabilité d'inspections qui sont nécessaires car la carte multimodale perd de la précision, ce qui n'assure plus une identification de l'état vers lequel le système a dérivé. Les actions d'inspections engendrent des coûts qui affectent ETP. Le résultat obtenu indique que la stratégie de maintenance proposée est sensible au potentiel recouvrement qui peut exister entre les états  $OC_i$ .

#### 4.5 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons proposé une contribution à la problématique de l'intégration entre MSP-CBM. Le but des règles de décision adaptatives proposées est d'intervenir par des actions de maintenance de manière à cibler les défauts apparus au niveau du produit. Pour ce faire, l'utilisation de la carte multimodale intégrée au processus de prise de décision pour la maintenance conditionnelle est étudiée. Cette stratégie a permis d'exploiter les données issues du produit pour mettre en place des actions de maintenance sur le système. Un modèle de profit est proposé et la performance de la politique de maintenance est visualisée à travers le suivi du profit moyen par unité de temps ETP. Les résultats obtenus montrent la présence d'un optimum pour la période d'échantillonnage  $\Delta t$  qui est le paramètre considéré pour optimiser ETP. Une étude de sensibilité est présentée pour valider le modèle proposé et une étude comparative est menée entre la politique de maintenance adaptative présentée dans ce chapitre et la politique de maintenance conditionnelle basée sur une carte  $T^2$  proposée dans le chapitre 3. Les résultats obtenus indiquent un intérêt pour la stratégie proposée par rapport à la maximisation de ETP. Nous avons aussi relevé les limites de la stratégie présentée en observant l'impact de l'augmentation du nombre de caractéristiques suivies ainsi que la présence de recouvrement entre les états  $OC_i$  sur sa performance.

Le travail réalisé dans cette partie a fait l'objet d'une publication (Latrous et al., 2019)

Le cadre d'étude présenté dans ce chapitre se base sur l'hypothèse que l'apparition des défauts est considérée rapide, c'est-à-dire, le système passe de l'état

sous contrôle vers un état hors contrôle de façon « instantané » à l'instant  $T_{\text{shift}_i}$ . Cette hypothèse peut être vraie dans des cas spécifiques comme les défauts causés par des chocs aléatoires qui arrivent de façon soudaine et affectent ainsi le fonctionnement nominal du système. Mais l'apparition des défauts peut prendre une tendance graduelle ou lente, comme l'usure d'un équipement, la corrosion d'une surface, etc., ce qui nuit au bon fonctionnement du système. Dans le chapitre suivant, nous proposons des règles de décision pour couvrir les dérives ayant une tendance lente.

# Chapitre 5:Modèle de règles de décision pour la maintenance prévisionnelle intégrées à la maitrise statistique des procédés

---

## 5.1 INTRODUCTION

Dans le chapitre 4, une première contribution à la problématique d'intégration de la MSP et de la Maintenance a été présentée. Le but des règles de décision présentées dans le chapitre précédent est d'intervenir de manière à cibler les défauts apparus au niveau du produit. Pour ce faire, l'utilisation de la carte  $T^2$  multimodale (section 1.2.3.3.6) intégrée au processus de prise de décision pour la maintenance conditionnelle a permis la proposition d'une approche de maintenance adaptative. De plus, les résultats du chapitre 3 nous ont poussé à réfléchir sur l'impact que peut avoir la dynamique de la dérive sur le processus de prise de décision pour la maintenance. Dans cet objectif, ce chapitre propose d'étendre les règles de décision développées dans le chapitre 4 pour couvrir l'hypothèse des dérives « progressives ». Nous présentons par la suite l'ensemble des hypothèses sur lequel sera basée une nouvelle approche de règles de décision de maintenance.

La contribution présentée dans ce chapitre permet non seulement une détection et une identification des dérives, mais aussi d'anticiper l'apparition des défauts au niveau du produit et d'intervenir par des actions de maintenance préventive prévisionnelle en fonction de l'information fournie par la carte de contrôle DIS (section 1.2.3.3.7). Nous présentons par la suite les étapes nécessaires pour assurer la détection, l'identification et la prédiction des éventuelles dérives du système étudié.

En effet, nous proposons de suivre l'évolution de la vitesse de la dérive qui sera estimée depuis les données disponibles caractérisant les états du système. De plus, deux approches pour la prédiction de l'occurrence d'une dérive sont présentées : une première approche se basant sur un calcul de distance statistique entre l'échantillon prélevé sur le produit et les vecteurs moyenne des différents états du système (supposés connus) et une deuxième approche utilisant les coordonnées polaires pour ajouter une composante angulaire pour mieux identifier la direction de la dérive. Les règles de

décision proposées seront par la suite introduites ainsi que le modèle de profit établi dans le but d'évaluer leur performance. Enfin, une étude comparative est menée afin d'étudier la performance des règles de décision pour la maintenance proposées dans ce chapitre par rapport aux règles de décision proposés dans le chapitre 4.

## **5.2 DESCRIPTION DU PROBLEME ET HYPOTHESES DE TRAVAIL.**

### **5.2.1 Contexte d'étude**

Le système considéré pour le développement de cette partie est similaire à celui de la section 4.2.1, mais avec une différence par rapport à la dynamique d'apparition des dérives. En effet, une hypothèse sur laquelle le travail du chapitre 4 repose est que la transition entre les états s'effectue de manière instantanée ou « rapide ». Ceci implique que l'apparition des dérives est due à des effets instantanés (e.g. des chocs). Comme mentionné dans la section 1.2.3.3.7, une dérive peut aussi résulter, par exemple, de l'usure d'un outil, ce qui lui donne une dynamique progressive.

Dans ce chapitre, Nous proposons de considérer ce type de dérive et son effet sur le processus de prise de décision pour la maintenance. Comme mentionné dans la section 5.1, nous allons porter un intérêt aux dérives du système ayant une dynamique lente et proposer des règles de décision pour la maintenance en considérant cette hypothèse. Pour ce faire, nous considérons un système multi états sur lequel nous récoltons des informations liées au produit via des actions d'échantillonnage périodiques (avec  $\Delta t$  la période d'échantillonnage).

Le système débute la production en étant sous contrôle (IC) (fabricant de pièces conformes). Après un certain temps de fonctionnement, le système commence à se dégrader et passe graduellement vers un état hors contrôle ( $OC_i$ ) avec  $i$  représentant l'indice de l'état ( $i \in [1, n - 1]$ ) et  $n$  le nombre d'états fonctionnels du système. Nous considérons que notre système peut avoir plusieurs états hors contrôle  $OC_i$ . Quand le système dérive, il se retrouve dans un état intermédiaire transitoire qui caractérise le passage progressif de l'état IC vers un état  $OC_i$ . Quand le système est dans un état hors contrôle  $OC_i$ , il fabrique des pièces de « moindre qualité » (section 4.2.1). Nous différencions, dans ce chapitre comme dans le chapitre 4, entre les pièces produites quand le système est sous contrôle et les pièces produites quand le système n'est pas sous contrôle. En effet, nous considérons que les pièces fabriquées quand le système dérive vont aussi être vendues à un prix réduit. De même, nous considérons que

plusieurs types de défauts sont considérés, chaque type de défaut au niveau produit est associé à un état  $OC_i$  du système.

Si le système est hors contrôle et continue à opérer sans interventions externes, le système passe vers un état de panne partielle (F), où il est susceptible de produire des pièces hors des spécifications client (section 4.2.1). Ces pièces sont considérées non acceptables et seront rebutées. Et comme tout système de production, notre système est sujet à des pannes totales aléatoires (BD) causant un arrêt de la production.

### **5.2.2 Hypothèses considérées**

Les hypothèses (h2 jusqu'à h5) considérées dans la section 4.2.2 restent applicables pour cette section. Etant donné que nous considérons dans ce chapitre que les dérives de l'état IC vers un état  $OC_i$  s'effectuent de manière progressive, nous considérons, en plus de (h2) jusqu'à (h5), l'hypothèse suivante :

h6. Hypothèse de dérives lentes : Le passage d'un état à un autre du système s'effectue de manière graduelle selon une tendance linéaire. (L'introduction d'un état transitoire de dérive sera présentée dans la figure 5.1 dans ce qui suit)

### **5.2.3 Représentation du système considéré**

Nous proposons une nouvelle schématisation du fonctionnement du système en introduisant un état intermédiaire qui représente l'état de dérive. La figure 5.1 représente le fonctionnement du système sous l'hypothèse des dérives lentes (h6). Nous considérons toujours que les passages entre les états du système s'effectuent suivant des variables aléatoires générées par des lois de probabilité de paramètres connus.

Comme mentionné dans la section 5.2.1, l'état de dérive est un état transitoire qui représente le passage progressif de l'état sous contrôle IC vers un potentiel état hors contrôle  $OC_i$ . L'état de dérive n'est pas un état caractérisable par des défauts spécifiques comme les états  $OC_i$ , mais les pièces fabriquées sous cet état ne sont pas considérées sous contrôle. La détection d'une dérive est possible à travers un suivi de caractéristiques produit et nous serons en mesure de détecter si le système dérive ou pas afin de pouvoir anticiper l'apparition des défauts sur le produit avec des actions de maintenance préventive prévisionnelle. Il est important de noter, comme pour la section 4.3, que nous considérons que le système ne peut dériver que vers des états connus et représentés par la figure 5.1.

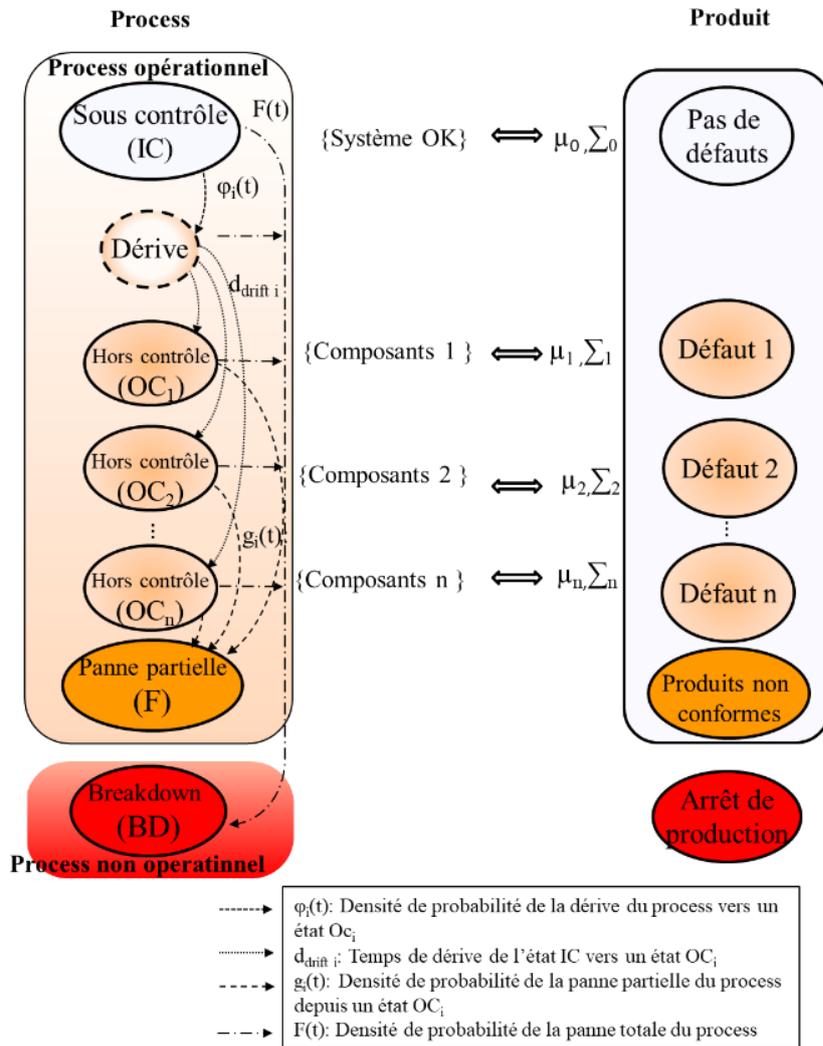


Figure 5.1 Schématisation du fonctionnement du système (cas des dérives lentes)

Le système va débuter sa dérive à un instant  $T_{shift i}$  qui est la variable aléatoire générée selon la distribution  $\varphi_i(t)$ . Le système se retrouve par la suite dans un état intermédiaire de dérive qui est un état transitoire. La durée de la dérive, notée  $d_{drift i}$ , représente la durée du passage de l'état IC vers un état  $OC_i$ . Pour des raisons de simplification, nous considérons dans ce chapitre que le système atteint un état hors contrôle s'il atteint le vecteur moyenne associé à un état  $OC_i$ .

$d_{drift i}$  dépend de l'état  $OC_i$  vers lequel le système dérive et s'exprime en fonction de la distance entre l'état IC et l'état  $OC_i$  ainsi que la vitesse de la dérive comme suit,

$$d_{drift i} = v_i d_i \quad (5.1)$$

Avec  $v_i$  étant la vitesse de la dérive par rapport à un état  $i$  et  $d_i$  la distance de Mahalanobis entre l'état IC et  $OC_i$  qui est calculée comme suit,

$$d_i = \sqrt{(\mu_0 - \mu_i)' \Sigma^{-1} (\mu_0 - \mu_i)} = \sqrt{T_i^2} \quad (5.2)$$

La distance de Mahalanobis est considérée car, selon l'hypothèse (h3), il y a une présence de corrélation entre les caractéristiques produit suivies.

L'instant de passage d'un état  $OC_i$  vers un état F suit une loi de densité de probabilité notée  $g_i(t)$  (avec  $TF_i$  représentant la variable aléatoire générée selon  $g_i(t)$ ,  $i \in [1, n - 1]$ ). S'il y a l'occurrence d'une panne totale à un instant  $TF$ , qui est la variable aléatoire générée selon  $F(t)$ , alors le système passe vers un état de panne totale (BD) qui est auto-déecté.

Nous rappelons que notre objectif est de proposer des règles de décisions pour la maintenance basées sur des données issues du produit. Puisque nous considérons l'hypothèse (h6) que la dynamique de la dérive est lente, notre contribution sur ce chapitre consiste à anticiper l'apparition des défauts au niveau du produit et d'intervenir par des actions de maintenance prévisionnelle. Nous proposons de construire notre processus de prise de décision pour la maintenance sur le suivi d'un certain nombre de caractéristiques du produit fabriqué à l'aide d'une carte de contrôle multivariée multimodale DIS (section 1.2.3.3.7). L'approche de construction des règles de décision sera présentée dans la section suivante 5.2.4.

#### 5.2.4 Mise en place des règles de décisions

Nous proposons de planifier les interventions de maintenance en se basant sur les informations fournies par la carte de contrôle multivariée multimodale DIS (section 1.2.3.3.7) en exploitant le lien entre les états  $OC_i$  du système et les défauts sur les produits pour adapter les actions de maintenance. La carte de contrôle multimodale DIS propose une détection et une identification des passages vers un état  $OC_i$  dans le contexte des dérives lentes, en assurant un suivi de l'évolution de la dérive ainsi qu'une identification du ou des états hors contrôle vers lequel ou lesquels le système dérive. Nous allons nous baser sur cette carte de contrôle pour mettre en place nos règles de décisions pour la maintenance prévisionnelle.

En effet, en partant de la carte de contrôle DIS, nous présentons une approche pour pouvoir détecter l'occurrence des dérives lentes qui peuvent se produire lors du fonctionnement de processus de production. Notre approche se divise en 3 étapes :

- La première étape porte sur la détection de la dérive via une utilisation de la carte DIS.
- La deuxième étape se focalise sur l'identification de la cause/direction de la dérive en fonction sa vitesse.
- La troisième étape permet d'anticiper l'arrivée à un état  $OC_i$  et de planifier l'intervention des actions de maintenance en fonction d'un seuil à mettre en place.

#### **5.2.4.1 Étape de détection (basée sur la carte DIS, section 1.2.3.3.7)**

Nous adoptons une approche similaire aux travaux de (Boudaoud & Cherfi, 2006) présentés dans la section 1.2.3.3.7. Nous proposons de suivre la distance de Mahalanobis pour calculer l'évolution de la dérive (équation 5.2). Ce choix est justifié par notre objectif de pouvoir anticiper l'arrivée vers un état  $OC_i$  donné et l'utilisation de la distance Mahalanobis permet un suivi « réel » de la dérive dans un but de pouvoir estimer sa vitesse, à l'opposé des travaux présentés dans la section 1.2.3.3.7 qui ont considéré le suivi de la vitesse associée à la statistique  $T^2$ .

Nous rappelons que pour des raisons de simplification, nous supposons que les dérives sont linéaires (h6) et que nous avons une connaissance des différents états du système (h3). Avec des actions d'échantillonnage effectuées à des intervalles connus (h4), nous sommes en mesure d'estimer et suivre la vitesse instantanée de la dérive qui peut être formalisée comme suit,

$$\hat{v}_{i,k} = \frac{\Delta d_i}{\Delta t} \quad (5.3)$$

Avec  $\hat{v}_{i,k}$  représentant la vitesse estimée de la dérive par rapport à un état  $i$  à un instant  $k$  et  $\Delta d_i = \sqrt{T_i^2(k)} - \sqrt{T_i^2(k-1)}$  la distance de Mahalanobis entre deux échantillons prélevés à des instants  $k$  et  $k-1$  et  $\Delta t$  la période d'échantillonnage.

Nous appliquons la même approche que la carte DIS en utilisant une carte CUSUM pour suivre l'évolution de la vitesse estimée de la dérive  $\hat{v}_{i,k}$  par le biais des statistiques  $C_{i,k}^+$  et  $C_{i,k}^-$  (section 1.2.3.3.7) et qui sont formulées comme suit,

$$C_{i,k}^+ = \max[0, S_{i,k-1}^+ + \hat{v}_{i,k} - K_i^+] \text{ avec } C_{i,0}^+ = 0 \text{ et } K_i^+ = \hat{v}_{i,k_{IC}} + l \sigma_{\hat{v}_i} \quad (5.4)$$

$$C_{i,k}^- = \max[0, S_{i,k-1}^- + \hat{v}_{i,k} - K_i^-] \text{ avec } C_{i,0}^- = 0 \text{ et } K_i^- = \hat{v}_{i,k_{IC}} - l \sigma_{\hat{v}_i} \quad (5.5)$$

Avec  $l$  étant le paramètre de sensibilité,  $\sigma_{\hat{v}_i}$  étant l'écart type de la séquence estimée de  $\hat{v}_{i,k}$  et  $\hat{v}_{i,k_{IC}} = 0$  étant la vitesse de la dérive sous contrôle qui est considérée nulle car si le système est sous contrôle, il n'est pas en état de dérive.

En se basant sur les travaux présentés dans la section 1.2.3.3.7 et en observant la séquence notée  $\{\hat{v}_i\}_k$  qui représente l'ensemble des valeurs estimées de  $\hat{v}_{i,k}$  sur la période  $[0, k]$ , la détection d'une dérive s'effectue comme suit :

- Si  $C_{i,k}^+ > H^+$  alors un changement positif s'est produit sur la séquence  $\{\hat{v}_i\}_k$  et  $D_{i,k}^+ = 1$
- Sinon, si  $C_{i,k}^- < H^-$  alors un changement négatif s'est produit sur la séquence  $\{\hat{v}_i\}_k$  et  $D_{i,k}^- = 1$
- Sinon, s'il n'y a pas de changement détecté au niveau de la séquence  $\{\hat{v}_i\}_k$ , alors  $D_{i,k}^+ = D_{i,k}^- = -1$

Avec  $H^+$  et  $H^-$  étant les limites de contrôle supérieure et inférieure de la carte CUSUM et  $D_{i,k}^+$  et  $D_{i,k}^-$  les décisions indicatrices de dérive sur la séquence  $\{\hat{v}_i\}_k$  (section 1.2.3.3.7).

En fonction des décisions indicatrices observées au niveau de tous les états du système, nous adoptons la règle de décision par vote majoritaire  $D_k$  présentée par l'équation (1.30) et qui représente un choix arbitraire effectué par les auteurs dans les travaux présentés dans la section 1.2.3.3.7 (Selon les auteurs, il est possible d'utiliser d'autres stratégies pour combiner des décisions).

Si  $D_k$  indique une dérive du système, nous proposons de changer la période d'échantillonnage qui était considéré  $\Delta t$ , afin d'inspecter le système de manière plus fréquente avec une nouvelle période d'échantillonnage réduite notée  $\Delta t' < \Delta t$ ,

$$\Delta t' = c \Delta t \quad (5.6)$$

avec  $c \in ]0,1[$  représentant le facteur de réduction de la période d'échantillonnage initiale et qui sera un paramètre à fixer.

Sur la base de ce qui a été présenté, la détection d'une dérive du système de l'état IC est effectuée principalement en utilisant la carte DIS et l'indication de  $D_k$ . La section suivante porte sur notre contribution par rapport à l'identification de la direction des dérives.

#### 5.2.4.2 Étape d'identification

Dans la section précédente 5.2.4.1, nous étions en mesure de déterminer si le système a dérivé de l'état sous contrôle (IC). L'étape suivante consiste à identifier vers quel état le système dérive. Les auteurs dans les travaux présentés dans la section 1.2.3.3.7 se sont basés sur le suivi de la statistique  $T^2$  pour savoir vers quel état hors contrôle le système se rapproche (figure 1.13). Nous proposons donc d'observer la vitesse estimée de la dérive (Eq. 5.3) pour savoir vers quel(s) état(s) le système dérive.

Il est important de spécifier que la vitesse estimée de la dérive peut être positive ou négative. Puisque  $\Delta t$  ne peut pas être négative ( $\Delta t > 0$ ) et la distance  $\Delta d_i$  peut être négative ( $\Delta d_i < 0$  s'il y a un rapprochement vers un état donné) ou positive ( $\Delta d_i > 0$  s'il y a un éloignement par rapport un état donné), alors la vitesse estimée  $\hat{v}_{i,k}$  va suivre le signe de la distance (Eq. 5.3).

Suite à l'indication d'une dérive par la carte DIS ( $D_k = 1$ ), nous pouvons exploiter davantage l'information fournie par l'évolution séquence  $\{\hat{v}_i\}_k$ . En effet, une vitesse estimée négative indique un rapprochement vers un état donné et une vitesse positive indique un éloignement d'un état donné, ce qui permet d'anticiper ou de prédire la direction d'évolution de la dérive de manière préliminaire. L'ensemble des états vers lesquels le système dérive sont par la suite regroupés sous un ensemble noté  $\{Etat_{pr}\}_k$ . Cet ensemble représente les états hors contrôle probables (vers lesquels le système peut dériver) à un instant  $k$ .

En d'autres termes :

- Si  $\hat{v}_{i,k} > 0$  alors le système s'éloigne de l'état  $i$  à l'instant  $k$ , donc nous considérons que le produit ne va pas avoir de défauts liés à cet état.

- Si  $\hat{v}_{i,k} < 0$ , alors le système se rapproche de l'état  $i$  à l'instant  $k$ , donc nous l'ajoutons à un ensemble d'états hors contrôle probables  $\{Etat_{pr}\}_k$ .

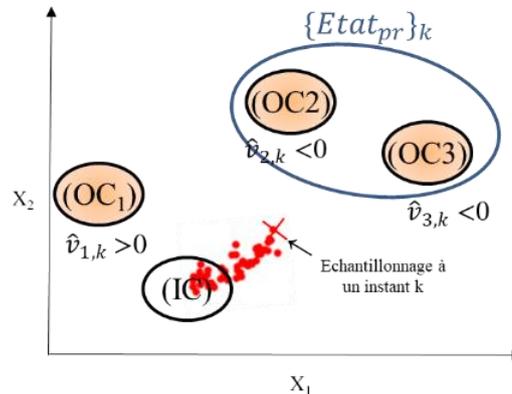


Figure 5.2 Identification des états probables de dérive en fonction de  $\hat{v}_{i,k}$

Il est important de noter que  $\{Etat_{pr}\}_k$  s'actualise suite à chaque action d'échantillonnage, car nous pouvons avoir un cas de figure où le comportement du système se rapproche d'un ou plusieurs états hors contrôle, donc le rapprochement est juste momentanément car la destination finale de la dérive est un état qui est à proximité d'autres états hors contrôle. Une actualisation de  $\{Etat_{pr}\}_k$  permet d'affiner le nombre d'états hors contrôle probables.

Nous avons pu présenter dans les sections 5.2.4.1 et 5.2.4.2 les approches adoptées pour pouvoir respectivement détecter et identifier vers quel état le système dérive. Dans la section suivante, nous allons présenter l'approche suivie pour anticiper l'apparition des défauts au niveau du produit et éviter que le système atteigne un état  $OC_i$  donné.

### 5.2.4.3 Étape de prédiction de la dérive

Suite aux étapes de détection et d'identification présentées dans ce qui précède, nous sommes en mesure de prédire le ou les états vers lequel (lesquels) le système dérive. En effet, nous proposons de faire du pronostic en exploitant les informations sur la vitesse estimée et la distance entre l'échantillon prélevé et les états  $OC_i$  notée  $d_i$  et qui peut être visualisé dans la figure 5.3.

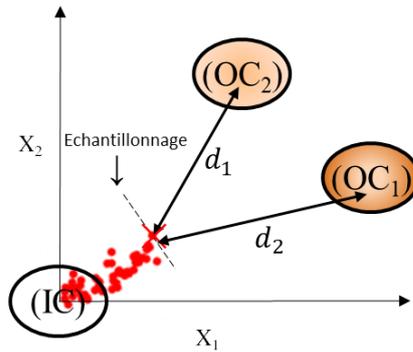


Figure 5.3 Représentation des distances  $d_i$

Nous pouvons estimer une durée résiduelle de la dérive à un instant  $k$ , notée  $\widehat{D_{res\ i,k}}$ , indiquant le temps restant avant que le système atteigne un état  $OC_i$  selon l'équation (5.7).

$$\widehat{D_{res\ i,k}} = d_i / \hat{v}_{i,k} \quad (5.7)$$

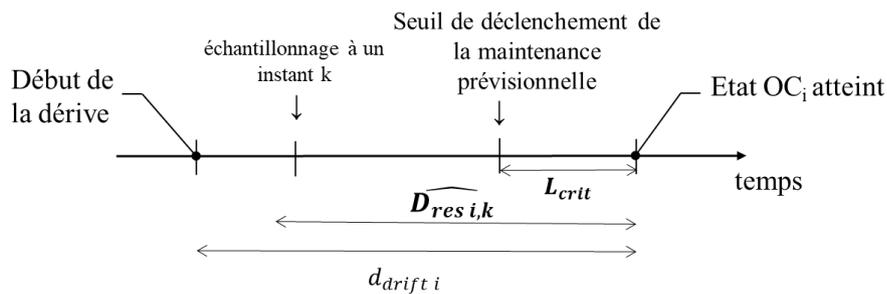


Figure 5.4 Représentation de la durée résiduelle d'une dérive

L'information sur la durée restante avant l'atteinte d'un état  $OC_i$  donné permet de mettre en place un seuil  $L_{crit}$  (figure 5.4) pour anticiper l'apparition des défauts et intervenir par des actions de maintenance adaptative prévisionnelle.

#### 5.2.4.4 Règles de décisions adaptatives pour la maintenance prévisionnelle

Nous rappelons que nous proposons de planifier les interventions de maintenance en nous basant sur les informations fournies par la carte de contrôle DIS (1.2.3.3.7) en exploitant le lien entre les états  $OC_i$  du système et les défauts produits pour adapter les actions de maintenance. Ayant présenté les différentes étapes nécessaires pour la mise en place de règles de décision dans les sections 5.2.4.1, 5.2.4.2 et 5.2.4.3, nous proposons un ensemble de règles de décision pour la maintenance schématisé par la figure 5.5.

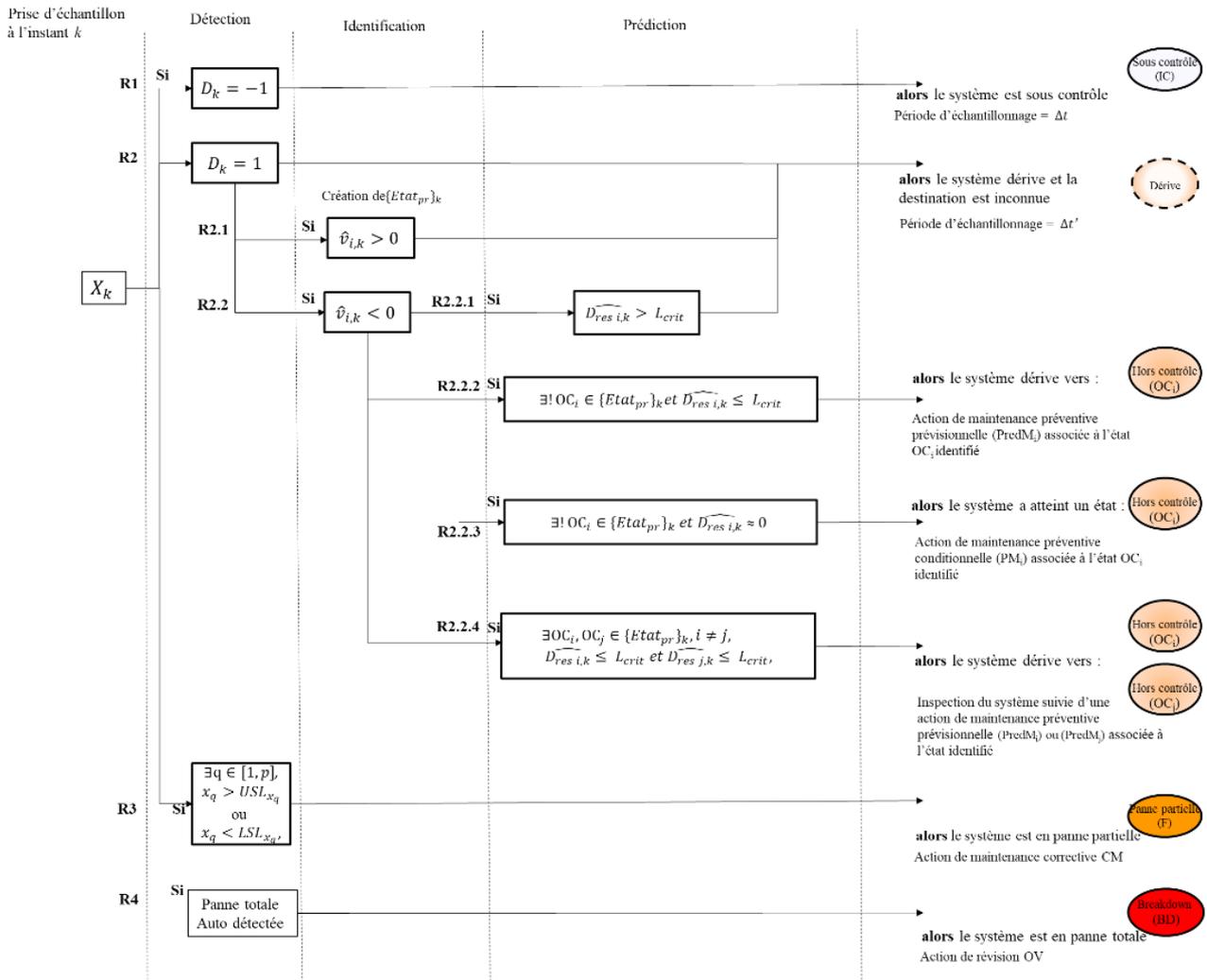


Figure 5.5 Schématisation des règles de décision proposées (section 5.2.4)

**R1.** Si  $D_k = -1$ , alors le système est sous contrôle et ne nécessite pas d'interventions de maintenance et la période d'échantillonnage est maintenue à  $\Delta t$ .

Si la carte de contrôle n'indique pas de dérive vers un état hors contrôle, alors le processus est supposé sous contrôle statistique. R1 représente un suivi de la décision indicatrice  $D_k$  présentée dans la section 5.2.4.1 et qui permet de savoir si le système est encore sous contrôle (IC) en combinant les différentes décisions  $D_{i,k}$ . Si le système est sous contrôle statistique, des interventions de maintenance ne sont pas nécessaires.

**R2.** Si  $D_k = 1$ , alors le système dérive de l'état sous contrôle vers un état hors contrôle et la période d'échantillonnage devient  $\Delta t'$ .

En effet, si la décision indicatrice  $D_k$  détecte que le système dérive alors la période d'échantillonnage devient réduite pour assurer un suivi plus fréquent de l'évolution de la dérive. Pour identifier vers quel état le système dérive et comme présenté dans la section 5.2.4.2, nous proposons de suivre les vitesses des dérives estimées par rapport à chaque état, ce qui se reflète par la règle suivante,

**R2.1.** Si  $\hat{v}_{i,k} > 0$ , **alors** le système s'éloigne de l'état  $i$ , donc le système ne va pas produire des pièces avec des défauts liés à cet état.

**R2.2.** Si  $\hat{v}_{i,k} < 0$ , **alors** le système se rapproche vers l'état  $i$ , donc l'état  $OC_i$  est ajouté à l'ensemble des états hors contrôle probables  $\{Etat_{pr}\}_k$ .

En effet, observer la vitesse de la dérive par rapport à chaque état  $OC_i$  permet d'identifier vers quel(s) état(s) le système dérive ce qui permet de savoir quelles sont les potentielles actions de maintenance à mettre en place. En d'autres termes, l'identification des états hors contrôle probables du système permet d'orienter la décision par rapport aux actions de maintenance.

Pour l'étape de prédiction, la règle de décision se formule en fonction de la durée restante estimée avant l'atteinte d'un état  $OC_i$  donné.

**R2.2.1.** Si  $\widehat{D_{res\ i,k}} > L_{crit}$ , **alors** aucune intervention n'est mise en place car le  $L_{crit}$  n'est pas atteint et la période d'échantillonnage est maintenue à  $\Delta t'$ .

**R2.2.2.** Si  $\exists! OC_i \in \{Etat_{pr}\}_k$ ,  $\widehat{D_{res\ i,k}} \leq L_{crit}$ , **alors** le système va passer vers l'état  $OC_i$  et une intervention de maintenance préventive prévisionnelle adaptative est effectuée sur le système. La stratégie de maintenance considérée est prévisionnelle car nous anticipons l'intervention de maintenance préventive avant que le système atteigne un état  $OC_i$  donné. L'action de maintenance est considérée adaptative car elle vise l'état identifié vers lequel le système dérive.

**R2.2.3.** Si  $\exists! OC_i \in \{Etat_{pr}\}_k$ ,  $\widehat{D_{res\ i,k}} = 0$ , **alors** le système a atteint l'état  $OC_i$  et une intervention de maintenance préventive adaptative est effectuée sur le système. Pour cette règle, l'intervention de maintenance est conditionnelle car nous sommes plus en mesure d'anticiper la dérive puisque le système a atteint un état  $OC_i$  donné. Nous rappelons, comme cité dans la section 5.2.3,

que nous considérons que le système atteint un état hors contrôle s'il atteint le vecteur moyenne associé à un état  $OC_i$ . En d'autres termes, si le système continue sa dérive et atteint un état  $OC_i$  sans interventions de maintenance, alors une action de maintenance préventive est nécessaire pour le remettre AGAN.

**R2.2.4.** Si  $\exists OC_i, OC_j \in \{Etat_{pr}\}_k, i \neq j, \widehat{D_{res\ i,k}} \leq L_{crit}$  et

$\widehat{D_{res\ j,k}} \leq L_{crit}$ , **alors** il y a une ambiguïté par rapport à l'état du système, une action d'inspection est nécessaire pour identifier l'état hors contrôle vers lequel le système dérive ( $OC_i$  or  $OC_j$ ). Suite à l'action d'inspection, une action de maintenance préventive est mise en place et qui est adaptée à l'état vers lequel le système dérive.

**R3.** Si  $\exists q \in [1, p], x_q > USL_{x_q}$  ou  $x_q < LSL_{x_q}$ , le système est dans un état de panne partielle, **alors** des actions de maintenance corrective sont mises en place.

De même que pour le chapitre 4, la production des pièces hors spécifications du client est un indicateur que le système est dans un état de panne partielle (F). Si le système est dans cet état, alors il nécessite une action de maintenance corrective afin de le remettre AGAN (IC).

**R4.** Si le système est en panne totale (auto détectée), **alors** une action de révision est effectuée.

De même que pour le chapitre 4, l'occurrence d'une panne totale est auto-détectée, une action de révision est nécessaire pour remettre le système en fonctionnement dans un état AGAN (IC).

### 5.2.5 Évaluation de la politique de maintenance proposée

Afin d'évaluer la performance des règles de décision intégrées présentées dans ce chapitre, nous proposons de suivre le profit total par unité de temps du système de production qui représente les revenus moins les différents coûts engendrés par les interventions sur le système. Les interventions représentent les actions d'échantillonnage, d'inspection ainsi que les actions de maintenance préventive (conditionnelle et prévisionnelle) et corrective.

$TP(t, \psi)$  représente le profit total cumulé (Eq. 5.8), exprimé en fonction du temps  $t$  et des paramètres de décision regroupés par  $\psi$ . Les paramètres de décision considérés sont la période d'échantillonnage  $\Delta t$  et  $L_{crit}$  représentant le seuil critique pour intervenir avant l'atteinte de l'état OC<sub>i</sub> (figure 5.3).

$$TP(t, \psi) = R(t, \psi) - C(t, \psi) \quad (5.8)$$

Avec  $R(t, \psi)$  représentant les différents revenus cumulés de ventes des pièces produites à un instant  $t$  et  $C(t, \psi)$  le coût total cumulé engendré par le système à un instant  $t$ .

### 5.2.5.1 Expression du revenu de vente

Comme présenté dans la section 5.2.1, notre système fabrique des pièces avec différents niveaux de qualité. Le prix de vente des produits est en fonction de l'état dans lequel se trouve le système quand ils sont fabriqués. Les produits fabriqués par un système dans un état IC rapportent plus en revenu de vente comparés aux produits fabriqués par un système dans un état de dérive ou dans un état OC<sub>i</sub>.

Pour calculer les revenus de vente en fonction du temps de fonctionnement du système, nous associons un revenu par unité de temps en fonction de l'état du système, avec  $r_{in}$  le revenu engendré lors d'un fonctionnement sous contrôle du système (IC),  $r_{drift}$  le revenu du système dans un état de dérive et  $r_{out}$  le revenu engendré lors d'un fonctionnement sous un état hors contrôle ( $r_{out} < r_{drift} < r_{in}$ ).

Le profit cumulé à l'instant  $t$  est donc exprimé en fonction des durées de fonctionnement dans chaque état du système et il peut être exprimé comme suit,

$$R(t, \psi) = r_{in}T_{in}(t, \psi) + r_{drift}T_{drift}(t, \psi) + r_{out}T_{out}(t, \psi) \quad (5.9)$$

Avec  $T_{in}(t, \psi)$ ,  $T_{out}(t, \psi)$  représentant respectivement les temps de fonctionnement cumulés à l'instant  $t$  en étant sous contrôle et hors contrôle et  $T_{drift}(t, \psi)$  le temps de fonctionnement du système en étant sous une dérive. Ces temps de fonctionnements seront calculés par simulation et seront explicités dans la section 5.2.5.3.

### 5.2.5.2 Expression des coûts générés par le système

Plusieurs interventions sont effectuées sur le système que ce soit la collecte d'informations via la carte de contrôle, les actions de maintenance corrective, préventive (prévisionnelle et conditionnelle) ou les actions d'inspection. Ces éléments

sont regroupés dans l'équation (5.10). L'expression du coût à un instant  $t$  est définie comme suit,

$$C(t, \psi) = c_S N_S(t, \psi) + c_{insp} N_{insp}(t, \psi) + c_{cm} N_{cm}(t, \psi) + c_{ov} N_{ov}(t, \psi) + \sum_{i=1}^{n-1} c_{pmi} N_{pmi}(t, \psi) + \sum_{i=1}^{n-1} c_{pred}(t) N_{pred}(t, \psi) + c_{ov} D_{dw}(t, \psi) \quad (5.10)$$

Le tableau 5.1 regroupe les notations liées à l'équation (5.10),

$N_S(t, \psi)$	Le nombre d'actions d'échantillonnage effectuées pendant $[0,t]$ de coût unitaire $c_S$
$N_{cm}(t, \psi)$	Le nombre d'actions de maintenance corrective effectuées pendant $[0,t]$ de coût unitaire $c_{cm}$
$N_{ov}(t, \psi)$	Le nombre d'actions de révision effectuées pendant $[0,t]$ de coût unitaire $c_{ov}$
$N_{insp}(t, \psi)$	Le nombre d'actions d'inspection effectuées pendant $[0,t]$ de coût unitaire $c_{insp}$
$n$	Le nombre des états fonctionnels du système
$N_{pmi}(t, \psi)$	Le nombre d'actions de maintenance préventive conditionnelle de type $i$ effectuées pendant $[0,t]$ pour un type de défaut associé à un état $OC_i$ identifié, avec $i$ dans $[1, n - 1]$ et de coût unitaire $c_{pmi}$
$D_{dw}(t, \psi)$	La durée d'indisponibilité pendant $[0,t]$ de coût par unité de temps $c_{dw}$
$N_{pred}(t, \psi)$	Le nombre d'actions de maintenance préventive prévisionnelle effectuées pendant $[0,t]$ associé à un défaut associé à un état $OC_i$ identifié, avec $i$ dans $[1, n - 1]$ et de coût unitaire $c_{pred}(t)$

Table 5.1 Notations des éléments de l'équation (5.10)

Il est important de spécifier que nous différencions entre les coûts d'interventions préventives conditionnelles et prévisionnelles. Nous supposons que le fait d'anticiper l'intervention de maintenance et de laisser le système fonctionner pour intervenir quand un certain seuil est atteint serait plus économique qu'intervenir sur le système quand il a atteint un état  $OC_i$  donné. De plus, intervenir sur le système de manière prévisionnelle évite l'apparition de défauts sur le produit et donc sa vente à un prix très réduit.

Le coût d'une action de maintenance prévisionnelle dépend donc de l'instant de l'intervention.  $c_{pred}(t)$  peut s'exprimer comme suit :

$$C_{c_{pred}}(t) = \text{Coût des nouvelles pieces (coût direct)} + \frac{\widehat{D_{res_{i,k}}}}{D_{drift_i}} \times \text{Coût de l'utilisation effective de l'équipement (coût indirect)} \quad (5.11)$$

Le coût d'une action de maintenance prévisionnelle  $c_{pred}(t)$  est divisé en deux parties (Eq. 5.11), un coût fixe de remplacement du (des) composant(s) (coût direct) et un coût dépendant de la durée de vie utile restante de l'équipement avant l'atteinte de l'état hors contrôle (coût indirect). Comme mentionné dans le paragraphe précédent et en se référant à la figure 5.4, nous pouvons dire que, d'un coté, plus l'intervention de maintenance se rapproche du  $L_{crit}$ , plus son coût sera réduit car l'action de maintenance permet une exploitation de l'équipement avant l'atteinte d'un état hors contrôle. D'un autre côté, plus l'intervention de maintenance est effectuée de manière prématurée, c'est-à-dire au début de la dérive, plus le coût de l'action de maintenance sera élevé car le système est en mesure de fonctionner encore avant d'être dans un état hors contrôle. Ceci permet de n'intervenir que juste avant qu'un défaut de type  $i$  est considéré apparaitre au niveau du produit (atteinte de  $L_{crit}$ ).

### 5.2.5.3 Expression du profit total moyen à long terme par unité de temps

Si nous souhaitons exprimer le profit total moyen à long terme par unité de temps  $ETP$  (en appliquant la même approche présentée dans le chapitre 4 et en suivant les équations (4.4) et (4.5)), de l'espérance du profit total par unité de temps sur un cycle devient :

$$ETP(\psi) = \frac{E[TP(S, \psi)]}{E[S, \psi]} = \frac{E[R(S, \psi)] - E[C(S, \psi)]}{E[S, \psi]} \quad (5.12)$$

L'expression de l'espérance du profit total par unité de temps sur un cycle  $S$ , notée  $[TP(S, \psi)]$ , est donc exprimée comme suit,

$$E[R(S, \psi)] = r_{in}E[T_{in}(S, \psi)] + r_{drift}E[T_{drift}(S, \psi)] + r_{out}E[T_{out}(S, \psi)] \quad (5.13)$$

avec  $E[T_{in}(S, \psi)]$ ,  $E[T_{drift}(S, \psi)]$  et  $E[T_{out}(S, \psi)]$  représentant respectivement les espérances des temps passés par le système sous contrôle, en dérive et hors contrôle. Les valeurs de ces entités sont calculées par simulation comme suit,

$$E[T_{in}(S, \psi)] = \frac{\sum_{k=1}^{Nsim} T_{in}(S(k), \psi)}{Nsim} \quad (5.14)$$

Avec  $T_{in}(S(k), \psi)$  le temps passé sous contrôle dans un cycle  $S(k)$  pour la simulation numéro  $k$  et  $N_{sim}$  le nombre de simulations.

$$E[T_{drift}(S, \psi)] = \frac{\sum_{k=1}^{N_{sim}} T_{drift}(S(k), \psi)}{N_{sim}} \quad (5.15)$$

Avec  $T_{drift}(S(k), \psi)$  le temps passé en dérive dans un cycle  $S(k)$  pour la simulation numéro  $k$ .

$$E[T_{in}(S, \psi)] = \frac{\sum_{k=1}^{N_{sim}} T_{out}(S(k), \psi)}{N_{sim}} \quad (5.16)$$

Avec  $T_{in}(S(k), \psi)$  le temps passé hors contrôle dans un cycle  $S(k)$  pour la simulation numéro  $k$ .

L'expression de l'espérance du coût total par unité de temps sur un cycle  $[C(S, \psi)]$  est donc exprimée comme suit,

$$\begin{aligned} [C(S, \psi)] = & c_S E[N_S(S, \psi)] + c_{insp} E[N_{insp}(S, \psi)] + c_{cm} E[N_{cm}(S, \psi)] + \\ & c_{ov} E[N_{ov}(S, \psi)] + c_{dw} E[D_{dw}(S, \Delta t)] + \sum_{i=1}^{n-1} c_{pmi} E[N_{pmi}(S, \psi)] + \\ & \sum_{i=1}^{n-1} c_{pred} E[N_{pred}(S, \psi)] \end{aligned} \quad (5.17)$$

Les quantités incluses dans l'équation (5.17) sont explicitées ci-dessous ;

- $E[N_S(S, \psi)]$  représente l'espérance du nombre d'action d'échantillonnage sur un cycle de renouvellement. Etant donné que la fréquence d'échantillonnage change en fonction de la détection de la dérive (R2), une fréquence qui est représentée par  $\Delta t$  si le système est dans l'état sous contrôle et  $\Delta t'$  si le système est dans l'état de dérive,  $E[N_S(S, \psi)]$  s'exprime de la manière suivante,

$$E[N_S(S, \psi)] = \frac{E[T_{in}(S, \psi)]}{\Delta t} + \frac{E[T_{drift}(S, \psi)]}{\Delta t'} \quad (5.18)$$

- $E[D_{dw}(S, \psi)]$  représente l'espérance de la durée d'indisponibilité sur un cycle de renouvellement. Elle s'exprime en fonction de la première instance d'échantillonnage après le passage du système vers un état de panne à l'instant  $TF_i$  ( $TF_i$  la variable aléatoire générée selon la densité de probabilité  $g_i(t)$  (figure 5.1). Nous posons  $l\Delta t'$  la première instance d'échantillonnage suite à un passage vers un état de panne partielle.

$$E[D_{dw}(S, \psi)] = \sum_{i=1}^{n-1} E[l\Delta t' - TF_i] \quad (5.19)$$

Comme énoncé dans la section 4.2.5.2, notre système est un processus régénératif, avec un cycle de renouvellement qui se termine toujours par une action de maintenance remettant le système AGAN. Le calcul des espérances du nombre d'actions de maintenance et inspections revient à calculer leur probabilité d'occurrence dans un cycle de renouvellement  $S$ .

Il est important de noter aussi que les probabilités exprimées dans ce qui suit sont calculées par simulation de manière similaire aux équations (5.14), (5.15) et (5.16) en faisant la moyenne du nombre d'occurrences de chaque action par rapport au nombre total de simulations.

- Selon (R2), une action d'inspection est toujours suivie par une action de maintenance préventive. De ce fait, une seule action d'inspection peut être effectuée sur un cycle  $S$ . Donc, l'espérance du nombre d'actions d'inspection  $E[N_{insp}(S, \psi)]$  est équivalente à la probabilité d'inspecter le système dans un cycle de renouvellement noté  $p_{insp}$ .

$p_{insp}$  s'exprime donc comme suit ;

$$p_{insp} = P(D_k = 1) \times P(\exists OC_i, OC_j \in \{Etat_{pr}\}_k, i \neq j, \widehat{D_{res\ i,k}} \leq L_{crit} \text{ et } \widehat{D_{res\ j,k}} \leq L_{crit}) \quad (5.20)$$

- L'espérance du nombre d'actions de maintenance corrective  $E[N_{cm}(S, \psi)]$  est équivalente à la probabilité (notée  $p_{cm}$ ) présentée par l'équation (4.14).
- L'espérance du nombre d'actions de maintenance prévisionnelle  $E[N_{pred}(S, \psi)]$  qui est équivalente à la probabilité (notée  $p_{pred}$ ) que le cycle de renouvellement se termine par une action de maintenance suite à l'atteinte du seuil critique  $L_{crit}$ , ou suite à une inspection due à une ambiguïté sur la détection (R2).

$$p_{pred} = p_{L_{crit}} + p_{insp} \quad (5.21)$$

avec  $p_{L_{crit}}$  représentant la probabilité qu'une action de maintenance préventive prévisionnelle soit effectuée suite à l'identification d'une dérive vers un état hors contrôle  $i$  sous condition d'atteinte du seuil  $L_{crit}$ ,  $p_{L_{crit}}$  s'exprime comme suit,

$$p_{L_{crit}} = P(D_k = 1) \times P(\exists ! OC_i \in \{Etat_{pr}\}_k \text{ et } \widehat{D_{res\ i,k}} \leq L_{crit}) \quad (5.22)$$

- L'espérance du nombre d'actions de maintenance préventive conditionnelle  $E[N_{pmi}(S, \psi)]$  est équivalente à la probabilité, notée  $p_{pmi}$ , que le système a

atteint l'état hors contrôle vers lequel il dérive et aucune action de maintenance n'est mise en place.  $p_{pmi}$  s'exprime comme suit,

$$p_{pmi} = P(D_k = 1) \times P(\exists! OC_i \in \{Etat_{pr}\}_k \text{ et } \widehat{D_{res\ i,k}} = 0) \quad (5.23)$$

- L'espérance du nombre d'actions de révision  $E[N_{ov}(S, \psi)]$  est équivalente à la probabilité, noté  $p_{ov}$ , que le cycle de renouvellement se termine par une action de révision suite à une panne totale qui est considérée auto détectée (h1).  $p_{ov}$  s'exprime comme suit

$$p_{ov} = 1 - (p_{pmi} + p_{cm} + p_{pred}) \quad (5.24)$$

Le profit total moyen  $E[TP(S, \psi)]$  peut donc être exprimé comme suit,

$$\begin{aligned} E[TP(S, \psi)] = & r_{in}E[T_{in}(S, \psi)] + r_{drift}E[T_{drift}(S, \psi)] + \\ & r_{out}E[T_{out}(S, \psi)] - (c_S E[N_S(S, \psi)] + c_{insp}E[N_{insp}(S, \psi)] + \\ & c_{cm}E[N_{cm}(S, \psi)] + c_{ov}E[N_{ov}(S, \psi)] + c_{dw} E[D_{dw}(S, \Delta t)] + \\ & \sum_{i=1}^{n-1} c_{pmi}E[N_{pmi}(S, \psi)] + \sum_{i=1}^{n-1} c_{pred}E[N_{pred}(S, \psi)] \end{aligned} \quad (5.25)$$

La durée moyenne d'un cycle de renouvellement  $E[S, \psi]$ , s'exprime de la manière suivante,

$$\begin{aligned} E[S, \psi] = & d_{insp}E[N_{insp}(S, \psi)] + d_{cm}E[N_{cm}(S, \psi)] + d_{ov}E[N_{ov}(S, \psi)] + \\ & E[T_{in}(S, \psi)] + E[T_{drift}(S, \psi)] + E[T_{out}(S, \psi)] + \\ & \sum_{i=1}^{n-1} c_{pred}E[N_{pred}(S, \psi)] + \sum_{i=1}^{n-1} d_{pmi}E[N_{pmi}(S, \psi)] \end{aligned} \quad (5.26)$$

Un cycle regroupe la somme des durées de fonctionnement du système, des éléments qui seront présentés dans le tableau 5.2.

$T_{in}$	La durée de fonctionnement sous contrôle pendant un cycle $S$
$T_{drift}$	La durée de fonctionnement lorsque le système dérive vers un état hors contrôle pendant un cycle $S$
$T_{out}$	La durée de fonctionnement hors contrôle pendant un cycle $S$
$d_{cm}$	La durée d'une action de maintenance corrective effectuée lors d'un cycle $S$
$d_{pmi}$	La durée d'une action de maintenance préventive conditionnelle adaptée à l'état $OC_i$ effectuée lors d'un cycle $S$

$d_{insp}$	La durée d'une action d'inspection effectuée lors d'un cycle $S$
$d_{ov}$	La durée d'une action de révision effectuée lors d'un cycle $S$
$d_{pred}$	La durée d'une action de maintenance préventive prévisionnelle adaptée à l'état $OC_i$ effectuée lors d'un cycle $S$

Tableau 5.2 Notations des éléments de l'équation (5.26)

### 5.3 ANALYSE DE LA PERFORMANCE DE LA STRATEGIE PROPOSEE

Afin de pouvoir visualiser la performance des règles de décisions présentées dans ce chapitre, nous modifions le modèle de simulation à événements discrets présenté dans le chapitre 4 (figure 4.5) pour simuler le fonctionnement d'un système de production présenté dans la section 5.2.3. Pour la politique de maintenance prévisionnelle présentée dans ce chapitre, les paramètres qui optimisent ETP représentés par  $\psi$  (Eq. 5.12) sont la période d'échantillonnage  $\Delta t$  et le seuil  $L_{crit}$  qui représente la durée restante critique avant laquelle une intervention préventive (prévisionnelle) sur le système doit être mise en place.

#### 5.3.1 Étude par simulation

##### 5.3.1.1 Modèle de simulation considéré

Nous avons adapté notre précédent modèle de simulation à événements discrets (figure 4.5) pour refléter le fonctionnement du système schématisé par la figure 5.6. Ce modèle va nous permettre d'évaluer la performance de la stratégie de maintenance proposée dans la section 5.2.4. Le modèle de simulation est schématisé par l'organigramme représenté par l'annexe 3.

##### 5.3.1.2 Données d'entrée pour la simulation

Dans notre étude, le système considéré évolue entre un état IC initial et de deux états OC connus  $OC_1$  et  $OC_2$  (figure 5.2 avec  $n=3$ ). Nous considérons aussi le cas de suivi de deux caractéristiques au niveau du produit ( $p=2$ ). Nous supposons que nous avons une connaissance des différentes valeurs des vecteurs moyennes et matrices de covariances associées à chaque état.

Les valeurs des paramètres des états considérés durant l'étude par simulation présentée dans cette section sont données dans le tableau (5.3) et elle sont choisies arbitrairement. Les paramètres d'entrée liés aux coûts et aux durées sont choisis de

manière à avoir des valeurs cohérentes vis-à-vis la nature de l'intervention. Par exemple, les actions de maintenance préventive coûtent moins cher que les actions de maintenance corrective, ou encore les actions de maintenance corrective ont moins d'impact sur l'arrêt du système par rapport à une action de révision (R4: cas d'une panne totale) qui coûterait plus cher et qui nécessiterait de mobiliser du personnel et un arrêt du système plus important.

État	$\mu_i$	$\Sigma_i$	Panne		Dérive		Revenus /ut
			TF <sub>i</sub>		T <sub>shift i</sub>		
			$\beta$	$\eta$	$\beta$	$\eta$	
IC	[0, 0]	$\begin{bmatrix} 1 & 0.7 \\ 0.7 & 1 \end{bmatrix}$	2	10000	-	-	1
OC1	[5, 10]	$\begin{bmatrix} 1 & 0.7 \\ 0.7 & 1 \end{bmatrix}$	2	1000	2	850	0.4
OC2	[10, 10]	$\begin{bmatrix} 1 & 0.7 \\ 0.7 & 1 \end{bmatrix}$	2	1000	2	850	0.4

Nous considérons une vitesse de dérive théorique  $v = 0.05$

Le revenu de vente des pièces produites en étant en dérive est 0.8

Tableau 5.3 Paramètres d'entrée liés aux états du système

Interventions	Duré	Coût
Action d'échantillonnage	$D_s = 0$	$C_s = 10$
Inspections du système	$D_{insp} = 15$	$C_{insp} = 2000$
Maintenance Prévisionnelle	$D_{pm1} = 15$	$C_{pred1} *$
	$D_{pm2} = 20$	$C_{pred2} *$
Maintenance conditionnelle	$D_{pm1} = 15$	$C_{pm1} = 25000$
	$D_{pm2} = 20$	$C_{pm2} = 25000$
Maintenance Corrective	$D_{cm} = 25$	$C_{cm} = 50000$
Révision	$D_{ov} = 45$	$C_{ov} = 100000$

Nous considérons un coût d'indisponibilité  $C_{dw} = 1500/ut$

Nous considérons un facteur de réduction de  $\frac{1}{2}$  entre ( $\Delta t$  et  $\Delta t'$ )

\*Le coût de maintenance prévisionnelle dépend de l'instant d'intervention :

$$C_{pred} = 500 + 2000 \times \frac{D_{res i}}{D_{drift i}} \left( \frac{D_{res i}}{D_{drift i}} \text{ sera estimée par la simulation en fonction de Eq 5.1 et 5.7} \right)$$

Tableau 5.4 Paramètres d'entrées liées aux interventions effectuées sur le système

Pour le modèle de profit par unité de temps ETP représenté par les équations (5.22, 5.31), les variables de décision qui sont considérées dans cette partie sont la durée entre deux échantillonnage  $\Delta t$  et la durée résiduelle critique d'intervention prévisionnelle  $L_{crit}$  ( $\psi = (\Delta t, L_{crit})$ ) et nous proposons d'identifier les paramètres qui maximisent le ETP.

### 5.3.1.3 Convergence des résultats

La figure 5.6 montre que le résultat de la simulation converge vers une valeur stable de ETP pour un nombre de simulations de 2000.

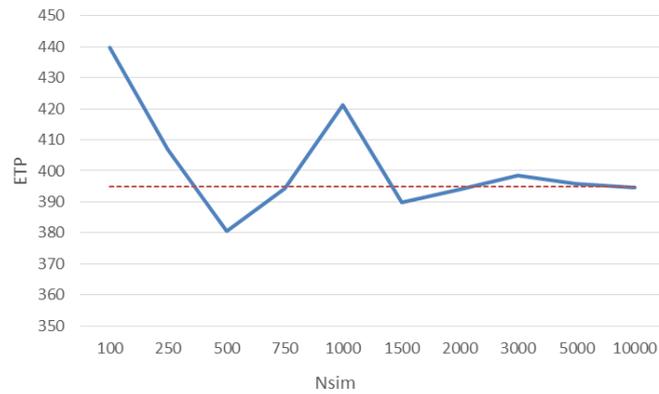


Figure 5.6 Convergence de ETP en fonction du nombre de simulations ( $\Delta t=2$  et  $L_{crit}=2$  fixes)

Nous avons donc effectué 2000 simulations pour obtenir les résultats présentés dans les sections qui suivent.

### 5.3.1.4 Optimisation du profit ETP (identification de $\Delta t$ et $L_{crit}$ )

Afin d'estimer les variables qui maximisent le profit moyen à long terme ETP, un algorithme de recherche exhaustive est appliqué (brute force search) avec des valeurs discrétisées de  $\Delta t$  et de  $L_{crit}$ . En effet, nous faisons varier  $\Delta t$  sur un intervalle  $[1, 10]$  avec un pas de 1 et  $L_{crit}$  sur un intervalle  $[1, 10]$  avec un pas de 1.

ETP	$\Delta t^*$	$L_{crit}^*$
423,34	5	4

Tableau 5.5 Combinaison optimale  $\Delta t^*$  et  $L_{crit}^*$  maximisant ETP

Le tableau 5.5 montre l'ETP maximum correspondant à une valeur optimale de  $\Delta t$  notée  $\Delta t^*=5$  et  $L_{crit}^*=4$ . Un premier constat est que pour toute valeur du  $L_{crit}$  et pour une période d'échantillonnage très faible ( $\Delta t < 2$ ), ETP est réduit. En effet, lorsque le système est toujours dans un état IC produisant des articles sans défauts, il n'est pas nécessaire d'inspecter fréquemment le système. Nous avons aussi observé qu'une augmentation de  $\Delta t$  et de  $L_{crit}$  rend le système susceptible d'atteindre un état

$OC_i$  donné sans qu'il ne soit possible d'anticiper et d'intervenir avec des actions de maintenance prévisionnelle.

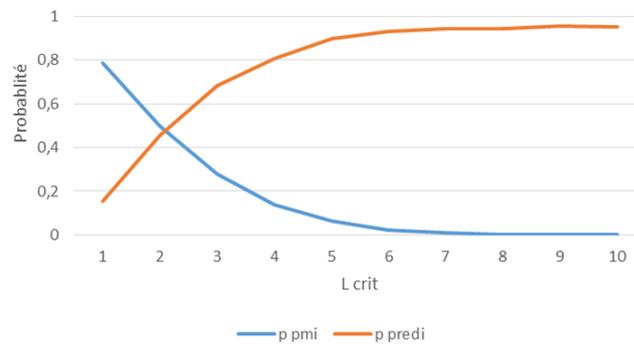


Figure 5.7 Évolution des probabilités d'intervention conditionnelle et prévisionnelle en fonction de  $L_{crit}$  pour  $\Delta t^*=5$

Une deuxième constatation reflétée par la figure 5.9 nous permet d'observer l'évolution des probabilités d'intervention préventive conditionnelle ( $p_{pmi}$ ) et prévisionnelle ( $p_{predi}$ ). En effet, nous observons que si le  $L_{crit}$  est faible ( $L_{crit} < 2$ ) la probabilité d'intervention avec des actions de maintenance préventive conditionnelle  $p_{pmi}$  est importante car nous ne sommes pas en mesure d'intervenir avant que le système atteigne l'état  $OC_i$  vers lequel il dérive.

### 5.3.1.5 Étude sensibilité

Dans cette section, nous proposons d'étudier la sensibilité de notre modèle. Nous faisons varier certains paramètres d'entrée et nous observons l'effet de cette variation sur l'optimisation de la stratégie de maintenance prévisionnelle proposée. Les tableaux 5.3 et 5.4 représentent les hypothèses de départ (données) que nous considérons pour notre étude de sensibilité.

- Impact de la variation du coût d'échantillonnage ( $C_s$ )

Comme indiqué dans la section 4.3.2.3, le coût d'une action d'échantillonnage a un impact sur la performance du processus de prise de décision pour la maintenance. En effet, les actions d'échantillonnage permettent d'extraire les informations au niveau du produit et permettent d'exploiter la carte de contrôle pour détecter et identifier les éventuelles dérives. Il est donc important d'étudier l'effet de cette variation sur  $L_{crit}$  et  $\Delta t$  ainsi que sur ETP. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 5.6,

$$\overline{Cs \nearrow \quad \Delta t^* \nearrow \quad L_{crit}^* \nearrow}$$

Tableau 5.6 Effet de la variation de  $C_s$  sur  $\Delta t^*$ ,  $L_{crit}^*$  et ETP

En augmentant le coût d'échantillonnage  $C_s$ , nous avons observé une augmentation de la période d'échantillonnages  $\Delta t^*$  et  $L_{crit}^*$  (les variables optimisant ETP). Ceci est justifié par le fait que les actions d'échantillonnages deviennent moins fréquentes à cause de leurs coûts qui affecte directement le profit total du système de production. De la même manière  $L_{crit}$  est affecté, car il devient moins cher d'intervenir au plus tôt sur le système pour réduire le nombre d'actions d'inspections.

- Impact du paramètre de forme ( $\beta$ ) des lois associées aux variables aléatoires ( $TF_i$   $T_{shift_i}$ )

Dans un but de validation de notre modèle, nous avons aussi observé l'effet de la variation des paramètres de forme  $\beta$  des lois selon lesquelles les variables aléatoires  $TF$ ,  $TF_i$  et  $T_{shift_i}$  sont générées. Ces variables suivent des lois Weibull de paramètres présentés dans le tableau 4.3. Les tableaux 5.7 et 5.8 reflètent les résultats obtenus.

$\beta$	$\Delta t^*(ut)$	$L_{crit}^*$	$E[S]$
2	5	4	533,69
3	6	6	625,61
4	8	10	709,01

Tableau 5.7 Effet de la variation de  $\beta$  sur  $\Delta t^*$  et ETP

$$\overline{\beta \nearrow \quad \Delta t^* \nearrow \quad L_{crit}^* \nearrow}$$

Tableau 5.8 Effet de la variation de  $\beta$  sur  $\Delta t^*$  et ETP

Nous avons observé qu'une augmentation du paramètre de forme des différentes lois engendre une augmentation de la période d'échantillonnage  $\Delta t^*$  et  $L_{crit}^*$ , ainsi qu'une croissance de la durée d'un cycle  $S$ . En effet, si  $\beta$  augmente, le MTTF (Mean Time To Failure) des lois générant les variables aléatoires augmente, ce qui fait croître  $TF$ ,  $TF_i$   $T_{shift_i}$  (Eq. 4.17). Cette augmentation de  $\beta$  rend la période d'échantillonnage plus élevée car le système prend plus de temps pour dériver vers un état donné. Elle affecte aussi le  $L_{crit}^*$  car puisque  $\Delta t^*$  augmente, il faut anticiper l'atteinte d'un état  $OC_i$  en augmentant  $L_{crit}^*$  ce qui permet d'anticiper et intervenir par des actions de maintenance prévisionnelle.

- Impact de la variation du vecteur moyenne ( $\mu_i$ )

Nous avons aussi observé l'impact de la variation du vecteur moyenne sur la performance de la politique proposée. En effet, le vecteur moyenne affecte la position des états par rapport à l'espace des états. Nous proposons d'observer l'effet de la variation du vecteur moyenne sur la performance de la politique proposée. En plus des données des vecteurs d'état fourni par le tableau 5.2, nous considérons les données fournies par le tableau 5.9 comme données d'entrée pour cette étude de sensibilité.

état	$\mu_i$	$\Sigma_i$
IC	[0, 0]	$\begin{bmatrix} 1 & 0.7 \\ 0.7 & 1 \end{bmatrix}$
OC1	[5, 6]	$\begin{bmatrix} 1 & 0.7 \\ 0.7 & 1 \end{bmatrix}$
OC2	[10, 10]	$\begin{bmatrix} 1 & 0.7 \\ 0.7 & 1 \end{bmatrix}$

Tableau 5.9 Données d'entrée pour l'analyse de la variation des vecteurs moyennes des états  $OC_i$

La figure 5.8 représente une schématisation des états du système pour les données du tableau 5.9.

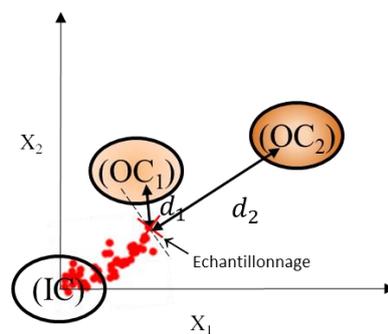


Figure 5.8 Schématisation des états du système pour les données du tableau 5.9

Puisque nos règles de décision se basent sur la distance entre la moyenne d'un échantillon prélevé à un instant  $t$  et les différentes moyennes des états du système, il y a un intérêt à observer l'impact d'avoir un scénario où il existe un état vers lequel le système dérive qui est sur le chemin de la dérive. En d'autres termes, nous souhaitons tester l'aspect identification de nos règles de décisions face à ce scénario (figure 5.12).

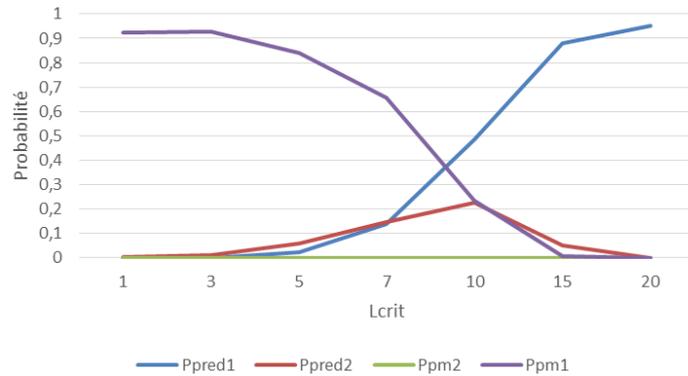


Figure 5.9 Effet de la variation de  $L_{crit}$  sur les probabilités d'intervention sur le système ( $\Delta t^*=5$ )

Nous considérons que le système est supposé dériver vers l'état  $OC_2$  et nous observons comment les règles de décisions planifient les actions de maintenance pour le système. La figure 5.9 reflète les résultats obtenus avec  $p_{pred1}$  et  $p_{pred2}$  étant respectivement les probabilités d'interventions par des actions de maintenance prévisionnelle adaptées aux états  $OC_1$  et  $OC_2$  et  $p_{pm1}$  et  $p_{pm2}$  étant respectivement les probabilités d'interventions par des actions de maintenance conditionnelle adaptées aux états  $OC_1$  et  $OC_2$ . Selon cette figure, nous avons observé que les interventions du système ciblent l'état  $OC_1$  alors que le système est supposé dériver vers l'état  $OC_2$ . Nous avons constaté que les actions de maintenance ciblent l'état  $OC_1$  car, selon la règle R2.2.2, c'est l'état le plus proche. Ce résultat représente une limitation des règles de décision sous leur formalisation actuelle face à des scénarios semblables à celui reflété par la figure 5.8. En effet, ce résultat indique la sensibilité de notre politique de maintenance par rapport à la répartition des états  $OC_i$ . En effet, dans un cas réel, la définition et la classification des états du système ne sont pas si disjoints et un scénario similaire à celui reflété par la figure 5.8.

### 5.3.1.6 Impact du nombre de caractéristiques produit suivies ( $p$ )

Comme mentionné dans la section 5.3.1.5, les résultats obtenus dans ce qui précède concernent un suivi de deux caractéristiques produit ( $p=2$ ). Nous proposons d'étudier l'effet de l'augmentation du nombre de caractéristiques suivies. Nous faisons varier le nombre de caractéristiques et observer son effet sur la variation de ETP,  $\Delta t^*$  ainsi que  $L_{crit}^*$ .

Pour cette étude de sensibilité, nous considérons que les vecteurs moyenne ainsi que les matrices de covariances augmentent en dimensionnalité en fonction de la

variation de  $p$ . Par exemple, la moyenne des caractéristiques considérées pour  $p=4$  pour l'état  $OC_1$  deviens  $\mu_1 = [5,10,10,10]$  et pour l'état  $OC_2$ ,  $\mu_2 = [10,10,10,10]$ . La

matrice de covariance considérée pour les deux états sera  $\Sigma_1=\Sigma_2 \begin{bmatrix} 1 & 0.7 & 0.7 & 0.7 \\ 0.7 & 1 & 0.7 & 0.7 \\ 0.7 & 0.7 & 1 & 0.7 \\ 0.7 & 0.7 & 0.7 & 1 \end{bmatrix}$ . En

d'autres termes, en augmentant le nombre de caractéristiques, les valeurs des vecteurs moyennes sont pour  $p = 3$  c'est  $[5,10,10]$ ,  $p=4$  c'est  $[5,10,10,10]$  et ainsi de suite.

La figure 5.10 ainsi que le tableau 5.10 reflètent les résultats obtenus,

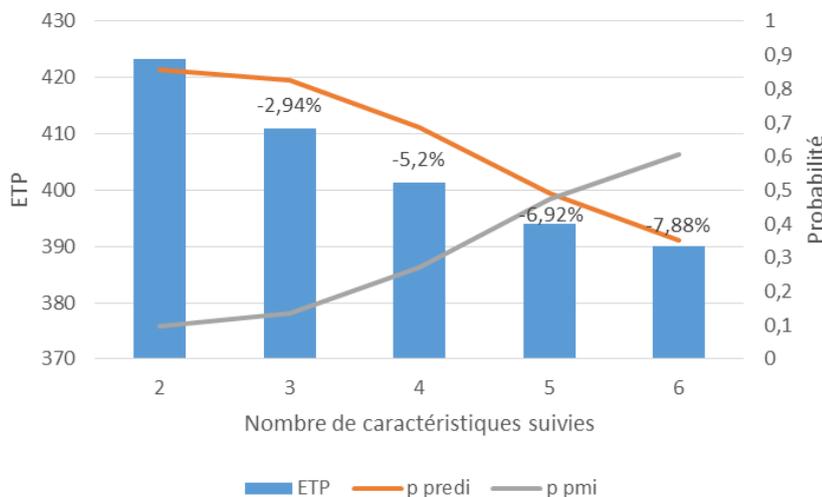


Figure 5.10 Evolution de ETP, de  $p_{predi}$  et de  $p_{pmi}$  en fonction du nombre de caractéristiques suivies ( $p$ )

$p \nearrow$	ETP $\searrow$	$\Delta t^* \nearrow$	$L_{crit}^* \nearrow$
--------------	----------------	-----------------------	-----------------------

Tableau 5.10 Effet de la variation du nombre de caractéristiques suivies ( $p$ )

La figure 5.13 représente l'impact de l'augmentation du nombre de caractéristiques sur les probabilités d'intervention par des actions de maintenance prévisionnelle et conditionnelle. Nous pouvons observer une réduction de la performance de la politique de maintenance proposée qui est proportionnelle à l'augmentation de la probabilité d'intervention via des actions de maintenance conditionnelle. Ceci indique que notre politique de maintenance est sensible à l'augmentation du nombre de caractéristiques suivies. Le tableau 5.10 résume l'évolution de ETP en fonction de  $p$ . Nous pouvons aussi observer une variation des variables  $\Delta t^*$  et  $L_{crit}^*$  qui augmentent en fonction du nombre de caractéristiques suivies (de 2 à 6).

Les résultats obtenus suite à notre étude de sensibilité nous ont permis d'évaluer l'impact de la variation de différents paramètres sur la performance de notre stratégie de maintenance. Ils nous ont aussi permis d'identifier les limites de notre stratégie notamment vis-à-vis la répartition des états hors contrôle (scénario représenté par la figure 5.11). En effet, le suivi de la dérive en se basant uniquement sur l'information de la distance (entre la moyenne de l'échantillon prélevé et les différents états hors contrôle) est susceptible de retourner une mauvaise identification de la direction de la dérive, ce qui impacte le processus de prise de décision de la maintenance. Pour assurer une meilleure identification de la direction de la dérive, nous proposons de suivre, en plus de la distance, l'angle de la dérive. Cet élément sera présenté en détail dans la section 5.4.

#### **5.4 PROPOSITION D'UNE SOLUTION POUR AMELIORER L'IDENTIFICATION ET LA PREDICTION DE LA DERIVE.**

Comme mentionné dans ce qui précède, la distance n'a pas de caractéristiques directionnelles. Donc se baser uniquement sur la distance pour identifier l'état hors contrôle vers lequel le système dérive est une solution qui mérite d'être améliorée. En effet, suite à notre étude de sensibilité, nous avons observé que, pour les règles de décision présentées dans la section 5.2.4, l'état identifié sera toujours l'état le plus proche de la dérive, même si le système dérive vers un autre état (figure 5.11). Dans cette optique, nous avons voulu améliorer davantage les règles de décision proposées en considérant une composante qui permettra d'ajouter un aspect directionnel au processus de prise de décision et d'éviter ainsi de détecter l'état  $OC_i$  le plus proche.

La représentation des moyennes des caractéristiques est toujours effectuée dans un repère cartésien. Une autre façon de les représenter est en considérant les coordonnées polaires. Ceci permet nous permettre d'avoir une composante d'angle pour localiser un point en fonction de l'angle créé avec les axes du repère cartésien. Nous avons donc proposé de passer en représentation des états en coordonnées polaires et exploiter la composante angulaire de cette représentation dans les règles de décision pour la maintenance prévisionnelle.

##### **5.4.1 Approche angulaire pour l'identification et la prédiction de la dérive.**

Notre objectif pour cette section 5.4 est d'améliorer les règles de décision proposées dans la section 5.2.4, en particulier, l'identification de la direction de la dérive afin de déterminer avec plus de précision vers quelle état  $OC_i$  le système dérive.

En effet, nous avons observé l'impact des règles de décision se fondant uniquement sur la distance  $d_i$  (Eq. 5.7) entre un échantillon prélevé à un instant  $k$  et les différents vecteurs moyennes connus des états.

Nous proposons donc de modéliser les vecteurs moyenne des états connus  $\mu_i$  en coordonnées polaires et de considérer ainsi un nouveau paramètre afin de pouvoir localiser le comportement du système par rapport à ses différents états. Ce paramètre représente une composante d'angle  $\theta_{i,j}$ ,  $i \in [1, n - 1], j \in [1, p - 1]$ , grâce à un passage par des coordonnées polaires. Nous rappelons que  $n$  représente le nombre d'états fonctionnels du système et  $p$  le nombre de caractéristiques produits suivies par des actions d'échantillonnage. Ce choix de passer par une représentation angulaire a été fait suite à l'étude de l'effet de la variation de la répartition des états (variation du vecteur moyenne, figure 5.11) et étant donné que nous supposons que la dérive est linéaire, considérer une composante angulaire pour le suivi de la dérive nous permet d'ajouter un suivi directionnel de l'évolution de la dérive, un élément qui n'était pas possible juste en se basant uniquement sur la distance  $d_i$ .

Pour présenter notre approche et par soucis de clarté, nous considérons le cas de deux caractéristiques suivies (figure 5.11).

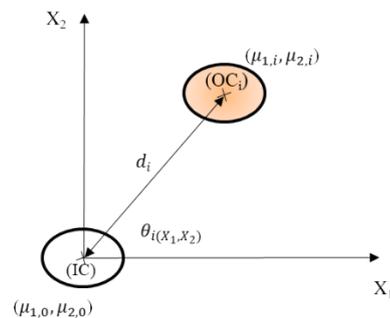


Figure 5.11 Transformation des coordonnées cartésiennes vers des coordonnées polaires (cas de deux caractéristiques suivies)

Il est important de souligner que le nombre de caractéristiques suivies affecte la dimension de la transformation en coordonnées polaires, c'est-à-dire, il faut considérer les coordonnées sphériques dans le cas de trois caractéristiques suivies et les coordonnées hyper sphériques dans le cas de  $n$  paramètres, avec une complexité qui augmente avec le nombre de caractéristiques à suivre. Il faut aussi noter que le passage des coordonnées cartésiennes aux coordonnées polaires repose sur l'hypothèse que nous avons connaissance des différents vecteurs moyenne  $\mu_i$  des états connus.

### 5.4.2 Identification et prédiction de la dérive pour le cas de deux caractéristiques suivies ( $p=2$ )

Dans le cas de deux caractéristiques suivies  $(x_1, x_2)$ , leurs moyennes respectives  $(\mu_1, \mu_2)$  peuvent être représentées sous des coordonnées polaires  $(r_i, \theta_i)$  avec  $r_i$  la coordonnée radiale et  $\theta_{i(X_1, X_2)}$  la coordonnée angulaire associée au plan  $(X_1, X_2)$  orthonormé d'origine  $(0,0)$ .

Nous supposons que l'état sous contrôle représente l'origine des plans sous les coordonnées polaires et nous souhaitons identifier les différents angles des états  $OC_i$  par rapport à l'origine, qui est l'état sous contrôle IC, où plus précisément, les coordonnées du vecteur moyenne de l'état IC. Nous nous basons sur l'hypothèse que nous pouvons ramener chaque état à son vecteur moyenne qui peut être représenté en coordonnées cartésiennes comme des points sur l'espace des plans. Ayant connaissance des différents vecteurs de moyennes de tous les états, Nous posons  $X_{i cart}$  la représentation d'un vecteur moyenne associé à un état  $i$  comme suit,

$$X_{i cart} = [\mu_{1,i}, \mu_{2,i}]^T \quad (5.27)$$

Avec  $\mu_{1,i}, \mu_{2,i}$  étant les moyennes respectives de deux caractéristiques suivies associées à un état  $OC_i$ . Nous rappelons que ces moyennes ont été estimées selon les données historiques disponibles caractérisant chaque état du système (h2).

Nous posons  $X_{i pol}$  la représentation d'un vecteur moyenne d'un état  $OC_i$  en coordonnée polaire, donc l'équation (5.27) devient,

$$X_{i pol} = [r_i, \theta_{i(X_1, X_2)}]^T \quad (5.28)$$

Avec  $r_i$  et  $\theta_{i(X_1, X_2)}$  étant respectivement la distance moyenne et l'angle moyen associé au plan  $(X_1, X_2)$  (figure 5.4). Ces entités sont formulées comme suit,

$$\begin{bmatrix} r_i \\ \theta_{i(X_1, X_2)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(\mu_{1,i} - \mu_{1,0})^2 + (\mu_{2,i} - \mu_{2,0})^2} \\ \tan^{-1} \left( \frac{\mu_{2,i} - \mu_{2,0}}{\mu_{1,i} - \mu_{1,0}} \right) \end{bmatrix} \quad (5.29)$$

Avec  $\mu_{1,i}, \mu_{2,i}$  les moyennes des caractéristiques associées à un état  $OC_i$  et  $\mu_{1,0}, \mu_{2,0}$  les moyennes des caractéristiques de l'état IC. Dans ce qui suit, nous ferons référence à  $\theta_{i(X_1, X_2)}$  par  $\theta_i$  pour simplifier.

Nous portons un intérêt particulier à l'angle moyen  $\theta_i$  entre l'origine du plan  $(0,0)$  et le vecteur moyenne d'un état  $OC_i$  (Eq. 5.27). L'utilisation de la composante angulaire permet d'identifier, suite à une détection d'une dérive (section 5.2.4.1), quelle est la direction de la dérive par rapport aux différents états hors contrôle.

Etant donné que nous sommes en mesure de calculer les angles associés à chaque état en fonction des vecteurs moyenne, de la même manière, nous pouvons calculer l'angle moyen entre l'origine du plan  $(0,0)$  et la moyenne de l'échantillon prélevé à un instant  $k$ , noté  $\theta_{ech k}$ . La figure 5.13 illustre les différents angles présentés dans ce qui précède.

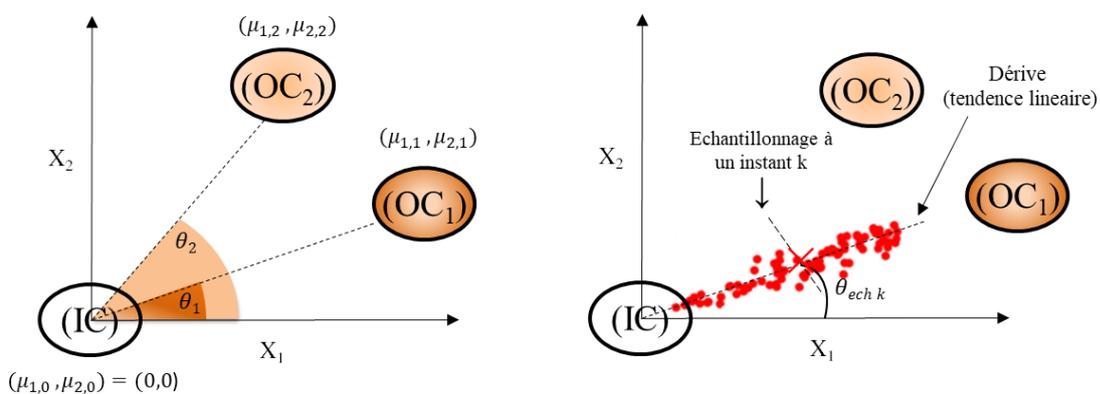


Figure 5.12 Représentation des différents angles considérés dans le cas d'un état IC et deux états  $OC_i$  (cas de deux caractéristiques suivies)

En effet, l'angle  $\theta_{ech k}$  représente l'angle moyen calculé sur un échantillon prélevé à un instant  $k$ . Nous supposons que l'ensemble des angles moyens  $\theta_{ech k}$  et  $\theta_i$  suivent une loi normale.

Suite à l'identification des différents angles  $(\theta_i, \theta_{ech k})$ , nous souhaitons les exploiter pour notre processus de prise de décisions pour la maintenance et plus précisément l'identification de la direction de la dérive. Une façon d'exploiter l'information angulaire est d'observer si l'angle de la dérive se rapproche à un angle associé à un état donné qui sera considéré un état vers lequel le système dérive.

Etant donné la nature stochastique de la distribution des caractéristiques suivies ( $h_3$  : loi multinormale) ainsi que celle des actions d'échantillonnages, nous souhaitons suivre l'évolution des angles moyens  $\theta_{ech k}$  vis-à-vis les différents  $\theta_i$  des états hors contrôle ( $i \in [1, n-1]$ ).

Pour le suivi de l'évolution de  $\theta_{ech k}$  et par souci de simplicité, nous proposons d'utiliser une carte de contrôle de la moyenne ( $\bar{X}$ ). En effet, cette carte de contrôle présentée dans la section 1.2.3.2.1 permet le suivi d'un indicateur qui est souvent considéré dans les applications industrielles comme une caractéristiques produit ou process.

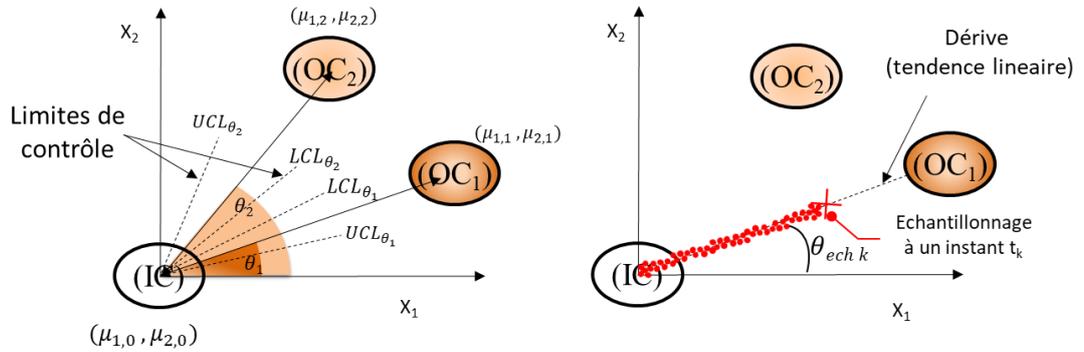


Figure 5.13 Schématisation des limites de contrôle associées aux angles  $\theta_i$

Nous proposons de suivre l'évolution de  $\theta_{ech k}$  via cette carte de contrôle qui est caractérisée par deux limites de contrôle supérieure et inférieure (figure 5.13). Ces limites de contrôle permettent de suivre l'évolution de l'angle moyen de la dérive  $\theta_{ech k}$ .

Les limites de contrôle sont formulées comme suit par les équations (5.30) et (5.31),

$$UCL_{\theta_i} = \theta_i + l \sigma_{\theta_i} \quad (5.30)$$

$$LCL_{\theta_i} = \theta_i - l \sigma_{\theta_i} \quad (5.31)$$

avec  $UCL_{\theta_i}$  et  $LCL_{\theta_i}$  étant respectivement les limites supérieures et inférieures de l'angle  $\theta_i$  associé à l'état  $OC_i$  (c'est-à-dire l'angle entre le centre du repère et le vecteur moyen de l'état  $OC_i$ , figure 5.14),  $l$  le paramètre des limites de la carte de contrôle  $\bar{X}$  et  $\sigma_{\theta_i}$  l'écart type associé à un angle  $\theta_i$  et qui s'exprime par l'équation (5.32).

$$\sigma_{\theta_i} = \frac{\sum_{k=1}^m (\theta_{i,k} - \theta_i)}{m - 1} \quad (5.32)$$

Avec  $\theta_{i,k}$  l'observation du vecteur des caractéristiques suivies exprimée en coordonnée polaire associée à un état  $i$  d'instance  $k$  et  $m$  le nombre d'observations associées à un état  $OC_i$ . la figure 5.13 reflète l'utilisation de la carte  $\bar{X}$  pour le suivi de l'évolution de  $\theta_{ech k}$ .

Dès la détection d'une dérive, si nous trouvons que l'angle de l'échantillon  $\theta_{ech\ k}$  se positionne entre les limites d'un certain état hors contrôle  $OC_i$ , alors, le système est considéré en dérive vers l'état  $OC_i$ . Si l'angle  $\theta_{ech\ k}$  se trouve entre les limites de plusieurs états hors contrôle, alors qu'il existe plusieurs états probables et donc des actions d'inspection seront nécessaires afin d'identifier quel état est le responsable de la dérive.

En d'autres termes :

- Si  $\exists ! i \in [1, n - 1]$ ,  $LCL_{\theta_i} < \theta_{ech\ k} < UCL_{\theta_i}$  alors le système dérive vers un état de l'état  $OC_i$  à l'instant  $k$ .
- Si  $\forall i \in [1, n - 1]$ ,  $LCL_{\theta_i} > \theta_{ech\ k}$  et  $\theta_{ech\ k} > UCL_{\theta_i}$ , alors le système ne dérive pas vers l'état  $OC_i$  à l'instant  $k$ .
- Si  $\exists i, j \in [1, n - 1]$ ,  $i \neq j$ ,  $LCL_{\theta_i} < \theta_{ech\ k} < UCL_{\theta_i}$  et  $LCL_{\theta_j} < \theta_{ech\ k} < UCL_{\theta_j}$ , alors le système dérive vers l'états  $OC_i$  ou  $OC_j$  à l'instant  $k$ .

Nous proposons par la suite dans la section 5.4.3 d'intégrer la composante angulaire dans nos règles de décisions présentés dans la section 5.2.4.

### 5.4.3 Intégration de la composante angulaire dans les règles de décision pour la maintenance ( $p=2$ )

Nous proposons donc d'adapter les règles de décisions proposées dans la section 5.2.4.4 en prenant compte les éléments présentées dans la section 5.4.2.

Les règles R2.2.2 et R2.2.4 deviennent donc,

**R2.2.5.** Si  $\exists ! OC_i \in \{Etat_{pr}\}_k$ ,  $\widehat{D_{res\ i, k}} \leq L_{crit}$ , et  $LCL_{\theta_i} < \theta_{ech\ k} < UCL_{\theta_i}$  alors le système va passer vers l'état  $OC_i$  et une intervention de maintenance préventive prévisionnelle adaptatives est effectuée sur le système.

▪ **R2.2.6.** Si  $\exists OC_i, OC_j \in \{Etat_{pr}\}_k$ ,  $i \neq j$ ,  $\widehat{D_{res\ i, k}} \leq L_{crit}$  et  $\widehat{D_{res\ j, k}} \leq L_{crit}$ ,  $LCL_{\theta_i} < \theta_{ech\ k} < UCL_{\theta_i}$  et  $LCL_{\theta_j} < \theta_{ech\ k} < UCL_{\theta_j}$  alors il y a une ambiguïté par rapport à l'état du système, Une action d'inspection est nécessaire pour identifier l'état hors contrôle vers lequel le système dérive ( $OC_i$  or  $OC_j$ ). Une action de maintenance préventive prévisionnelle est mise en place par la suite.

#### 5.4.4 Généralisation des Règles de décision pour la maintenance (p>2)

Les règles de maintenance présentées dans la section 5.4.2 ont été développées sur la base de suivi de deux caractéristiques produit ( $x_1, x_2$ ). Si le nombre de caractéristiques augmente, la transformation des coordonnées cartésiennes en coordonnées polaires présentée n'est plus valide. Comme mentionné dans la section 5.4.1, une augmentation de la dimensionnalité demande une transformation en coordonnées hyper sphériques.

La représentation du vecteur moyenne  $\boldsymbol{\mu}_{i \text{ cart}}$  regroupe la moyenne de chaque caractéristique suivie associée à un état  $i$ , présentée dans ce qui précède par l'équation (5.13), devient donc,

$$\boldsymbol{\mu}_{i \text{ cart}} = [\mu_{1,i}, \mu_{2,i}, \dots, \mu_{p,i}]^T \quad (5.33)$$

Avec  $\mu_{p,i}$  étant les moyennes respectives de chaque caractéristique suivie.

La représentation du vecteur moyenne en coordonnées hyper sphériques  $\boldsymbol{\mu}_{i \text{ hyp}}$  associé à un état  $OC_i$  présentée par l'équation (5.14) devient,

$$\boldsymbol{\mu}_{i \text{ hyp}} = [r_i, (\theta_{1,i}, \theta_{2,i}, \dots, \theta_{p-2,i}, \theta_{p-1,i})]^T \quad (5.34)$$

Avec  $r_i$  la distance euclidienne entre les moyennes des états  $IC$  et  $OC_i$ .

$$r_i = \sqrt{\sum_{l=1}^p (\mu_{l,i} - \mu_{l,0})^2} \quad (5.35)$$

Les angles  $\theta_i, i \in [1, p - 1]$  sont exprimés comme suit selon (Blumenson, 1960).

$$\boldsymbol{\theta}_i = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \dots \\ \theta_{p-2} \\ \theta_{p-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \operatorname{arccot} \left( \frac{\mu_{1,i} - \mu_{1,0}}{\sqrt{\sum_{l=2}^p (\mu_{l,i} - \mu_{l,0})^2}} \right) \\ \operatorname{arccot} \left( \frac{\mu_{2,i} - \mu_{2,0}}{\sqrt{\sum_{l=3}^p (\mu_{l,i} - \mu_{l,0})^2}} \right) \\ \dots \\ \operatorname{arccot} \left( \frac{\mu_{p-2,i} - \mu_{p-2,0}}{\sqrt{(\mu_{p,i} - \mu_{p,0})^2 + (\mu_{p-1,i} - \mu_{p-1,0})^2}} \right) \\ 2 \operatorname{arccot} \left( \frac{(\mu_{p-1,i} - \mu_{p-1,0}) + \sqrt{(\mu_{p,i} - \mu_{p,0})^2 + (\mu_{p-1,i} - \mu_{p-1,0})^2}}{(\mu_{p,i} - \mu_{p,0})} \right) \end{bmatrix} \quad (5.36)$$

Avec  $\mu_{1,i}, \mu_{2,i}, \dots, \mu_{p,i}$  étant les moyennes des caractéristiques associées à un état  $OC_i$  et  $\mu_{1,0}, \mu_{2,0}, \dots, \mu_{p,0}$  les moyennes des caractéristiques associées à l'état IC. Puisque le nombre d'angles suivis augmente en fonction du nombre de caractéristiques suivies, nous proposons donc de suivre le vecteur des angles représenté par l'équation (5.36) via une carte de type  $T^2$ . Nous souhaitons détecter quand le vecteur angulaire de la dérive est sous certaines limites, avec  $UCL_{\theta_i}$  les limites de contrôle associées à un état  $i$  et  $T^2_{\theta_{ech\ i,k}}$  est la statistique  $T^2$  calculée pour suivre l'évolution du vecteur des angles associées à un échantillon prélevé à un instant  $k$  par rapport aux différents vecteurs des angles  $\theta_i$  des états.

Une estimation des différents paramètres liées aux angles (angles moyens associées à chaque état  $OC_i$  et matrices de covariance) est nécessaire pour mettre en place une carte  $T^2$ . Selon (Eq. 1.24), la limite de contrôle  $UCL_{\theta_i}$  de l'angle  $\theta_i$  associé à un état  $OC_i$  peut être formulée comme suit,

$$UCL_{\theta_i} = \frac{p(m+1)(m-1)}{m(m-p)} F_{\alpha,p,m-p} \quad (5.37)$$

Avec  $m$  le nombre de prélèvements,  $p-1$  la taille du vecteur angulaire et  $F_{\alpha,p,m-p}$  le quantile de la distribution de Fisher d'ordre  $\alpha$  avec  $p$  et  $m-p$  degrés de liberté. La statistique  $T^2_{\theta_{ech\ i,k}}$  est ensuite calculée par rapport à chaque angle associé à chaque état  $i$  comme suit,

$$T^2_{ech\ i,k} = (\theta_{ech\ k} - \theta_i)' S_i^{-1} (\theta_{ech\ k} - \theta_i), \quad i = 0, \dots, n-1 \quad (5.38)$$

Avec

$$\theta_i = \frac{\sum_{k=1}^m \theta_{i,k}}{m} \quad (5.39)$$

$$S_i = \frac{\sum_{k=1}^m (\theta_{i,k} - \theta_i) (\theta_{i,k} - \theta_i)'}{m-1} \quad (5.40)$$

$\theta_i$  et  $S_i$  étant les vecteurs de moyenne des angles et matrices de covariance estimés sur la base des données historiques disponibles sur les angles des différents états  $i$  du système et  $\theta_{i,k}$  l'observation du vecteur des caractéristiques suivies exprimé en coordonnées polaires associé à un état  $OC_i$  d'instance  $k$ .

Les règles R2.2.5 et R2.2.6 pour le cas de suivi de plusieurs caractéristiques ( $p > 2$ ) deviennent :

**R2.2.5.** Si  $\exists! OC_i \in \{Etat_{pr}\}_k$ ,  $\widehat{D_{res\ i,k}} \leq L_{crit}$ , et  $T^2_{\theta_{ech\ i,k}} < UCL_{\theta_i}$  alors le système va passer vers l'état  $OC_i$  et une intervention de maintenance prévisionnelle adaptative est effectuée sur le système.

▪ **R2.2.6.** Si  $\exists OC_i, OC_j \in \{Etat_{pr}\}_k, i \neq j$ ,  $\widehat{D_{res\ i,k}} \leq L_{crit}$  et  $\widehat{D_{res\ j,k}} \leq L_{crit}$ ,  $T^2_{\theta_{ech\ i,k}} < UCL_{\theta_i}$  et  $T^2_{\theta_{ech\ j,k}} < UCL_{\theta_j}$  alors il y a une ambiguïté par rapport à l'état du système, Une action d'inspection est nécessaire pour identifier l'état hors contrôle vers lequel le système dérive ( $OC_i$  or  $OC_j$ ). Une action de maintenance prévisionnelle est mise en place par la suite.

Suite à l'intégration de la composante angulaire dans nos règles de décision, nous souhaitons observer la performance des règles de décision modifiées. Nous proposons dans la section suivante 5.4.4.1 d'appliquer les règles de décisions (avec la prise en compte de l'angle de la dérive) pour le scénario présenté par la figure 5.13.

#### 5.4.4.1 Effet de la composante angulaire sur la performance de la politique de maintenance prévisionnelle.

Dans la section 5.3.1.5, nous avons mené une étude de sensibilité pour observer l'effet de la variation du vecteur moyenne sur la performance de la politique de maintenance proposée. Les résultats reflétés par la figure 5.13 ont montré que la politique de maintenance basée sur la distance uniquement va enclencher des actions de maintenance qui ne visent pas l'état  $OC_i$  vers lequel le système dérive. Pour montrer la pertinence de la composante angulaire considérée, nous menons la même étude avec les mêmes données d'entrées.

Nous rappelons le contexte de l'étude mené qui consiste à varier le vecteur moyenne de façon à avoir le scénario représenté par la figure 5.11. (cas de suivi de deux caractéristiques, variation du vecteur moyenne d'un état hors contrôle pour se rapprocher de la direction de la dérive, la direction de la dérive est fixé pour atteindre  $OC_2$ , variation de  $L_{crit}$  et observation des probabilités d'intervention préventives prévisionnelles  $p_{pred}$  et conditionnelle  $p_{pm}$ ).

Dans la section 5.3.1.5 nous avons relevé une limitation des règles de décisions qui consiste à une mauvaise identification de l'état  $OC_i$  vers lequel le système dérive pour un scénario donné (figure 5.10). Nous gardons les mêmes hypothèses que cette étude afin d'observer l'impact de la composante angulaire sur l'identification de la dérive.

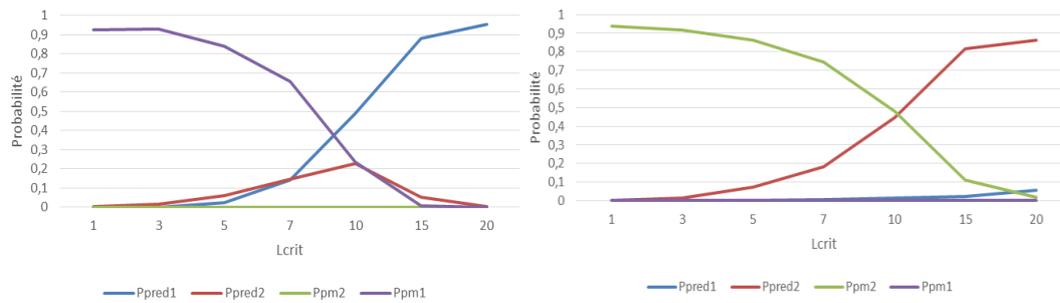


Figure 5.14 Impact de la considération de l'angle de la dérive sur les probabilités d'intervention sur le système (comparaison entre la figure 5.10 à droite et les nouvelles probabilités obtenues à gauche)

Si nous comparons les deux figures (5.14), les probabilités d'intervention par des actions de maintenance préventive (conditionnelle et prévisionnelle) sur l'état OC<sub>2</sub> (l'état vers lequel le système dérive) sont appropriées à un résultat attendu suite à une bonne détection de la direction de la dérive ( $p_{pred2}$  et  $p_{pm2}$ ). Même si le système se rapproche de l'état OC<sub>1</sub>, nous observons que les interventions du système ciblent correctement l'état OC<sub>2</sub>. En effet, les probabilités d'intervention préventive prévisionnelle  $p_{pred2}$  et conditionnelle  $p_{pm2}$  indique que la règle de décision n'identifie plus l'état le plus proche comme direction de la dérive, comparées aux résultats de la figure 5.13 qui montre des probabilités d'intervention qui ciblent l'état OC<sub>1</sub> (section 5.3.1.5).

Ce résultat est dû à l'ajout d'une composante directionnelle pour nos règles de décision (l'angle de la dérive). En effet, selon R2.2.5, l'identification de la direction de la dérive repose sur le signe de la vitesse (il faut que le système se rapproche d'un état donné) ainsi que sur une correspondance de l'angle de la dérive avec un angle associé à un état donné. La combinaison de ces deux éléments nous a permis d'améliorer la précision de nos règles de décision pour la maintenance.

#### 5.4.4.2 Limitation potentielle de l'approche proposée

Il existe néanmoins une limitation pour cette approche qui consiste au scénario reflété par la figure 5.15. En effet, si les états partagent le même angle, les règles de décisions vont indiquer que le système dérive vers l'état OC<sub>1</sub> même si le système est supposé dériver vers l'état OC<sub>2</sub>. Mais, ce scénario ne peut pas être considéré dans le cadre du travail présenté car il implique que le système peut montrer deux types de défauts (initialement les défauts associés à l'état OC<sub>1</sub>, puis des défauts associés à l'état

OC<sub>2</sub>). Cela reste néanmoins une piste de réflexion à prendre en compte pour des extensions futures de ce travail.

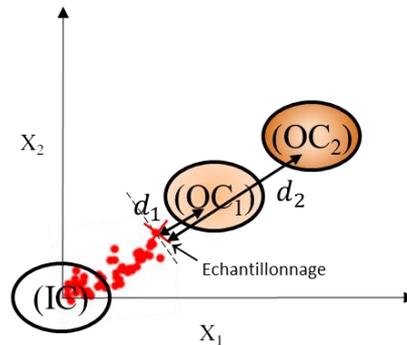


Figure 5.15 Schématisation d'un scénario où les états se succèdent

L'ajout de la composante angulaire nous a permis de contourner une limitation vis-à-vis l'identification des dérives dans le cas explicité par la figure 5.11 et qui représente un cas de figure possible vu la nature de la répartition des états dans un cadre d'application industriel.

Dans la section suivante 5.5 et dans la même vision d'étudier l'impact de la réparation des états sur les règles de décisions, nous proposons de mener une étude comparative, similaire à celle menée dans la section 4.4.6, entre la politique de maintenance proposée dans le chapitre 4 (CBM et T<sup>2</sup> multimodale) et la politique de maintenance prévisionnelle proposée dans ce chapitre.

## 5.5 ANALYSE COMPARATIVE MAINTENANCE PREVISIONNELLE ET DIS VS CBM ET T<sup>2</sup> MULTIMODALE.

Nous menons par la suite une étude comparative avec la politique de maintenance proposée dans le chapitre 4. Nous proposons dans cette section deux scénarios explicitant une différence par rapport au recouvrement entre les états hors contrôle dans le but d'étudier son effet sur ETP. Nous rappelons que le recouvrement entre les états est créé en rapprochant la distance euclidienne entre leurs vecteurs moyenne respectifs. Cette notion représente un concept à prendre en compte étant donné que l'identification des états dans la pratique n'est pas si disjointe et un rapprochement ou un recouvrement entre les états est possible. La figure 5.16 représente les deux scénarios considérés.

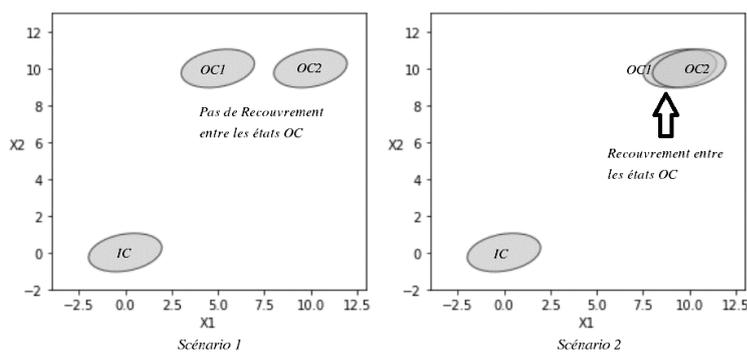


Figure 5.16 Schématisation des scénarios considérées

En adoptant les mêmes données des tableaux 5.2 et 5.3 et en considérant  $\Delta t^*$  et de  $L_{cri}^*$  identifié dans la section 5.3.1.4, nous observons l'évolution de ETP pour les scénarios de la figures 5.16.

Le tableau 5.11 montre que la stratégie maintenance prévisionnelle offre un meilleur ETP par rapport à la stratégie de maintenance proposée dans le chapitre 4.

ETP	Pas de recouvrement entre les états $OC_i$	Recouvrement entre les états $OC_i$
Politique de maintenance adaptative prévisionnelle (avec l'angle)	419,68	402,32
Politique de maintenance adaptative prévisionnelle (sans l'angle)	423,34	404,63
Politique de maintenance adaptative (chapitre 4)	278,32	275,24

Tableau 5.11 Résultat de l'analyse comparative entre les politiques proposées

Ce résultat est principalement dû au fait que la stratégie proposée dans le chapitre 4 consiste à intervenir suite à l'atteinte d'un état hors contrôle ce qui nécessite des coûts de maintenance plus élevés. Les deux stratégies de maintenance prévisionnelle (avec et sans l'angle) assurent une intervention avant l'atteinte d'un état  $OC_i$  donné. Ceci engendre des coûts de maintenance moins importants car le fait de suivre l'évolution d'une dérive du système permet de planifier et anticiper les interventions de maintenance préventive. Le résultat reflété par le tableau 5.11 était attendu car l'objectif de la stratégie prévisionnelle proposée est d'éviter que le système dérive et atteigne un état hors contrôle donné, à l'opposé de la politique de maintenance du chapitre 4 qui nécessite que le système soit dans un état  $OC_i$  pour intervenir via des actions de maintenance conditionnelle. Nous constatons aussi la stratégie de

maintenance prévisionnelle fournir une bonne performance même dans le cas de présence de recouvrement entre les états  $OC_i$  (scenario 2).

## 5.6 CONCLUSION

L'objectif de ce chapitre est de présenter une deuxième contribution pour répondre à la problématique d'intégration entre la MSP et la maintenance. Suite au développement d'une première politique de maintenance conditionnelle adaptative présentée dans le chapitre 4 et pour répondre au questionnement relevé par notre analyse de sensibilité par rapport à la nature des dérives (chapitre 3), nous étions en mesure de proposer une seconde approche qui viens compléter la politique de maintenance conditionnelle du chapitre 4 en partant du diagnostic pour faire du pronostic. En effet, nous avons proposé dans ce chapitre une politique de maintenance prévisionnelle basée sur une carte de contrôle multivariée. Nous avons aussi porté un intérêt à la dynamique des dérives et nous avons considéré pour cette politique l'hypothèse des dérives lentes. Dans ce chapitre, la stratégie proposée vise à anticiper l'apparition des défauts au niveau du produit et d'intervenir par le biais d'actions de maintenance avant que le système atteigne un état hors contrôle donné. Afin d'évaluer la performance de la politique proposée, nous avons observé son effet sur le profit par unité de temps ETP du système étudié. Nous avons pu supporter nos résultats par une étude de sensibilité qui nous a permis d'évaluer notre politique de maintenance face à une variation de certains paramètres (E.g.  $C_s$ ,  $\beta$ ). Elle nous a aussi permis d'identifier les limitations notamment vis-à-vis l'identification des potentielles dérives dans un cas particulier ou il y a des états qui sont proches de la trajectoire de la dérive. Ceci nous a permis d'ajuster nos règles de décision en ajoutant l'information angulaire qui nous a permis de pallier à cette limitation, mais qui a été uniquement appliquée dans le cadre des dérives linéaires.

Nous avons aussi comparé la performance des politiques présentées dans le chapitre 4 et 5. Les résultats de cette analyse ont montré l'impact que peut avoir la maintenance prévisionnelle et le gain en termes de coût que la politique de maintenance a permis. En effet, anticiper l'apparition des défauts au niveau du produit et intervenir en faisant du pronostic ont montré de meilleurs résultats qu'une approche basée uniquement sur le diagnostic (50% d'amélioration). Il est important de noter que cette amélioration est obtenue pour les données d'entrée considérées et qu'un changement de ces données est susceptible de varier les résultats obtenus.

# Conclusion générale et perspectives

---

## CONCLUSION

Dans ce mémoire, nous avons porté un intérêt au concept d'intégration entre les différents éléments d'un processus industriel en particulier entre la maintenance et la MSP. Notre analyse de la littérature nous a permis d'établir et d'appréhender les éléments liés à la maintenance et à la qualité qui représentent deux domaines de recherche à part entière.

Ceci nous a permis d'établir un constat par rapport aux travaux de recherche traitant de l'intégration. Nous avons pu relever les points suivants :

- Un premier point représente l'abondance des travaux de recherche traitant de la maintenance systématique programmée jointe à une utilisation des cartes de contrôle univariées, notamment la carte  $\bar{X}$ . De nombreux travaux ont exploré cette direction de recherche en fournissant multiples modèles et approches pertinentes et concises. En plus, dû au fait que les travaux de recherche sur la maintenance conditionnelle constituent encore un domaine émergent, les travaux traitant de son intégration conjointe avec les cartes de contrôle (univariées en général) existent. Des travaux qui restent moins nombreux en comparaison avec le volume de travaux traitant de la maintenance systématique.
- Un deuxième point représente l'utilisation des cartes de contrôle multivariées dans un contexte intégré à la maintenance. Les cartes de contrôle multivariées ont été introduites avec (Hotelling, 1951) et leur utilisation reste assez restreinte dans la littérature. Les cartes de contrôle multivariées assurent une meilleure performance pour la détection des dérives des processus dans le cas de suivi de plusieurs caractéristiques corrélées.

Suite à notre analyse de la littérature, nous avons établi un objectif de promouvoir une approche intégrant l'utilisation des cartes de contrôle multivariées au processus de prise de décision pour la maintenance conditionnelle. Notre axe principal est de mettre en évidence l'importance des outils de la MSP multivariée dans un schéma classique de maintenance conditionnelle. Nous avons cherché à apporter une nouvelle façon

d'exploiter et considérer les cartes de contrôle, non seulement comme un outil de détection des dérives, mais aussi comme un outil d'identification de la nature des dérives.

Dans le chapitre 3, nous avons identifié les travaux de (Panagiotidou & Tagaras, 2010) qui ont développé un modèle intégrant la maintenance conditionnelle joint à une carte de contrôle univariées ( $\bar{X}$ ). Les travaux des auteurs nous ont permis de développer un premier résultat préliminaire dans un but de comparer la performance des cartes de contrôle univariées par rapport aux cartes de contrôle multivariées. Cette comparaison, existe dans la littérature, mais de manière disjointe à la maintenance. Nous avons proposé d'étudier l'effet d'une carte de contrôle multivariée ( $T^2$ ) par rapport à l'utilisation de plusieurs cartes de contrôle univariées dans un cadre joint à la maintenance pour le suivi de plusieurs caractéristiques corrélées. Une étude par simulation nous a permis d'illustrer la performance des cartes de contrôle multivariées. Nous avons pu visualiser le bénéfice d'une politique de maintenance conditionnelle basée sur une carte de contrôle multivariée ( $T^2$ ) ce qui a permis, dans le cadre des hypothèses de (Panagiotidou & Tagaras, 2010), de maximiser le revenu issu des ventes des pièces produites, de réduire les coûts liés aux inspections du système et d'assurer une meilleure détection des dérives vers un état hors contrôle. Sur la base du modèle développé, nous avons pu présenter une contribution à notre problématique.

Dans le chapitre 4, nous avons présenté un modèle de règles de décision pour la maintenance conditionnelle basée sur une carte de contrôle multivariée multimodale développée par (Boudaoud & Cherfi, 2006). Une carte de contrôle qui se base sur une classification de la défaillance afin d'associer les défauts identifiés au niveau du processus à des états hors contrôle au niveau des caractéristiques produits suivies. Nous avons pu proposer des actions de maintenance qui sont adaptées en fonction de l'état identifié par la carte de contrôle. Nous avons supposé que l'identification des défaillances au niveau du système ne puisse s'effectuer qu'à travers le suivi de caractéristiques produits (seul l'état de panne totale est identifiable car le système n'est plus fonctionnel). Nous avons pu évaluer la performance de notre politique de maintenance intégrée en calculant le profit total moyen à long terme par le biais par simulation. Nous avons pu déterminer dans un premier temps la variable de décision optimale qui est la période d'échantillonnage maximisant le profit total moyen. Dans un deuxième temps, nous avons proposé de comparer la performance de la politique

proposée par rapport une politique de maintenance conditionnelle basée sur une carte  $T^2$  (proposée dans le chapitre 3). Le résultat obtenu a mis en évidence l'impact de l'aspect de l'identification de la dérive sur le profit total moyen. Si la carte de contrôle assure une détection et une identification de la cause potentielle de la dérive, ceci a un impact sur l'efficacité des actions de maintenance effectuée ainsi qu'une réduction des coûts liées aux inspections nécessaires pour identifier la cause de la dérive. Nous avons aussi étudié l'impact du recouvrement entre les états hors contrôle et nous avons atteint la conclusion que, sous ce scénario, la performance de la politique proposée est sensible à la présence de recouvrement qui affecte le processus de détection de la carte multimodale sur laquelle se base la politique de maintenance intégrées. Il est important de rappeler que la politique de maintenance proposée se base sur l'hypothèse que la transition entre les états est « instantanée » (e.g. de type choc) qui n'est pas toujours une cause responsable de la dégradation des processus industriels. Une autre hypothèse forte considérée est le fait que le système ne peut basculer que vers un seul état hors contrôle sous un cycle.

Dans le chapitre 5, nous avons présenté un modèle de règles de décision pour la maintenance prévisionnelle basée sur une carte de contrôle DIS développée par (Boudaoud & Cherfi, 2006). Nous nous sommes intéressés à une dynamique progressive de la dérive du système d'un état sous contrôle vers un état hors contrôle. Nous avons pu établir des règles de décision basée sur le suivi des caractéristiques produit et d'utilisé ces information pour enclencher les actions de maintenance. Une évaluation de notre politique de maintenance a été possible en calculant le profit total moyen sur le long terme. Nous avons utilisé la simulation pour déterminer dans un premier temps l'existence d'un optimum pour les variables de décisions considéré (période d'échantillonnage et  $L_{crit}$ ). Dans un second temps, une étude comparative a été établie pour étudier la performance de la politique de maintenance prévisionnelle proposée et la politique de maintenance proposée dans le chapitre 4. Le résultat obtenu met en évidence l'impact de l'aspect prévisionnel de la politique proposée. Une anticipation de l'apparition des défauts (atteinte d'un état  $OC_i$ ) permet une réduction des coûts et d'affiner l'intervention de maintenance prévisionnelle dans un but de réduire les coûts et assurée la qualité des pièces produites. Nous avons aussi mené la même étude que le chapitre 4 pour observer l'impact de présence de recouvrement entre les états. La sensibilité de la politique proposée est meilleure que celle de la

politique de maintenance de maintenance proposée dans le chapitre 4 vis-à-vis la présence de recouvrement entre les états  $OC_i$ .

### **PERSPECTIVES COURT TERME**

Plusieurs perspectives sont possibles en relation avec les travaux de recherches présentés dans cette thèse. Nous rappelons que dans notre étude, nous avons considéré une connaissance approfondie de notre système possible par la disponibilité d'une défautèque classifiant les défauts identifiés au niveau du produit et les associant aux états hors contrôle du système de production. Cette étape dans la pratique nécessite un travail préliminaire d'analyse statistique et de traitement de données expérimentale ainsi qu'une identification et une classification des différents états hors contrôle avant de pouvoir pleinement exploiter les règles de décisions présentées par nos contributions.

Nous avons aussi considéré pour nos travaux une maintenance parfaite et que le système dérive vers un seul état hors contrôle sur un cycle. Les actions de maintenance parfaites remettent le système AGAN. Une amélioration par rapport à cette hypothèse est de considérer que quand le système commence à se dégrader vers un état hors contrôle spécifique, des dégradation cachées liées à d'autres états hors contrôle peuvent exister. Les actions de maintenance seraient donc considérées imparfaites car elles n'ont visé que quelques composant du système et il y a un intérêt à prendre en compte l'impact de l'usure des autres composants non maintenus sur la dégradation du système et l'apparition des défauts futurs.

De plus, une extension des règles de décision proposées est de prendre en compte les potentiels états nouveaux qui peuvent apparaître issue de nouvelles dérives qui mènent à un nouvel état hors contrôle qui n'était pas définis par la défautèque disponible sur le système. En effet, pour le développement de nos règles de décision, nous avons considéré que le système peut uniquement dériver vers des états qui sont connus (section 4.2.3 et 5.2.3). Une extension de nos règles de décision permettra de prendre en compte l'apparition de nouveaux états hors contrôle et de rendre nos règles de décision adaptatives vis-à-vis l'apparition de nouveaux défauts sur le système.

Un autre élément qui représente une perspective d'amélioration du travail présenté est de considérer un cas réel d'application. En effet, les données considérées dans ce travail (les différents coûts et durées des interventions sur le système ainsi que

les lois de transition entre ses états) sont choisies de manière arbitraire afin de prouver la performance de la politique de maintenance proposés et ceci par le biais des modèles de simulation développées. En effet, un travail expérimentale approfondi couplé à un cas d'étude représentera un plus et permettra de considérer dans un premier temps des données d'entrée réelles et de tester l'impact des règles de décision proposées dans un contexte industriel et dans un deuxième temps d'observer l'impact de la variations des distributions gouvernant les transitions entre les états du systèmes et qui dépendent de la nature et les paramètres de la dégradation du système étudié.

### **PERSPECTIVES LONG TERME**

Pour le développement des règles de décisions proposées, nous avons considéré l'hypothèse que le système ne peut basculer que vers un seul état hors contrôle lors d'un cycle. Une potentielle expansion de cette hypothèse est de considérer qu'un système peut dériver vers plusieurs états hors contrôle. De plus, dans la pratique, vu les contraintes de sollicitation des systèmes industriels, l'occurrence de plusieurs dérives causées par plusieurs éléments est envisageable.

Nous avons aussi considéré que la nature des dérives considérées est linéaire. Une exploration des différentes dérives permettra de refléter d'autres phénomènes de dégradation et d'étudier leurs impacts sur les règles de décision pour la maintenance.

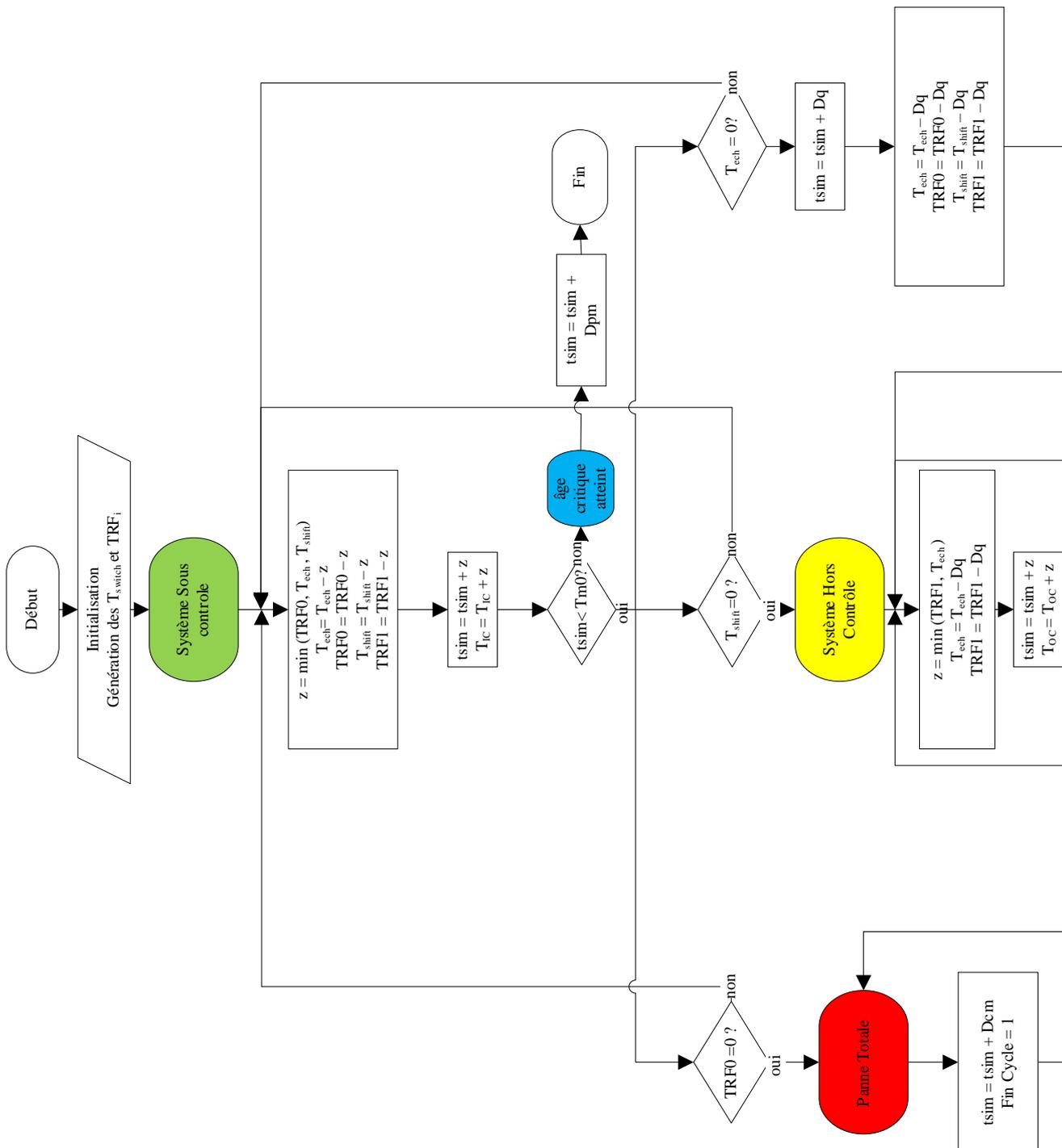
Nous notons aussi qu'une hypothèse sur laquelle se base le chapitre 4 est la normalité de la distribution des caractéristiques suivies. En effet, les caractéristiques produit suivies sont supposées suivre une loi multinormale de paramètres connus. Une perspective à considérer serait de s'intéresser aux cas non gaussiens et leurs impacts sur les règles de décisions proposées (Ge & Song, 2013).

Un autre élément à étudier davantage représente les contraintes de transformation des coordonnées cartésiennes aux coordonnées polaires, car dans notre travail, nous avons supposé que nous puissions caractériser un état donné par son vecteur moyenne que la transformation soit possible. Dans le cas multivarié, la prise en compte de la matrice de covariance reflétant les corrélations entre les caractéristiques serait un élément en plus à prendre en compte pour s'assurer de ne pas perdre de l'information en faisant la transformation des coordonnées cartésiennes aux coordonnées polaires.

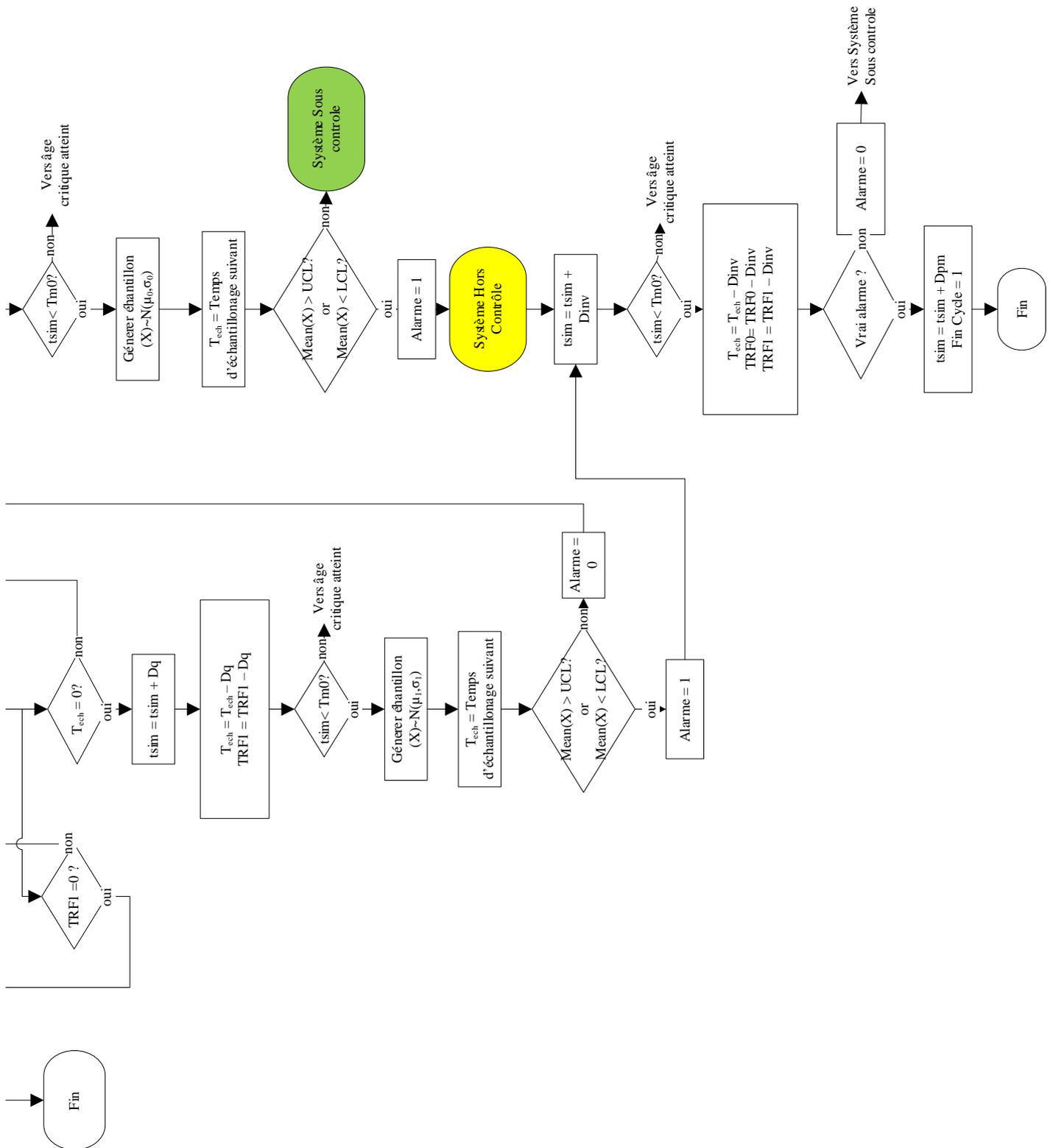
Pour le chapitre 5, nous avons présenté notre travail dans le cadre du suivi de deux caractéristiques produit. Une extension de ce travail pour augmenter la dimensionnalité peut être considéré mais ferait face à une augmentation de la complexité proportionnelle au nombre de caractéristiques produit suivies. En effet, une perspective de ce travail est de se focaliser sur l'étude en haute dimension du processus de prise de décision pour la maintenance dans un contexte intégrée à la MSP multivariée

# Annexes

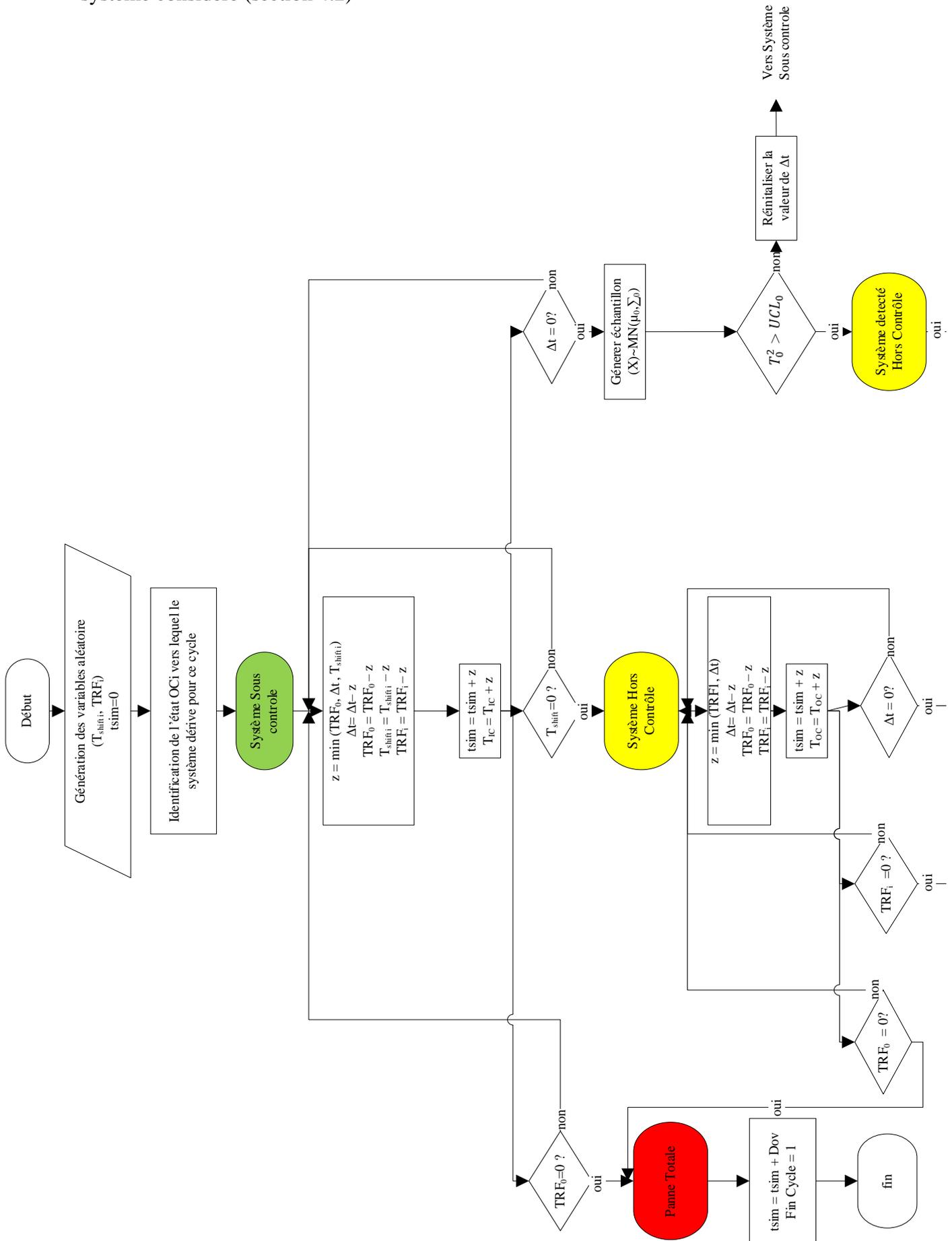
Annexe 1 : Schématisation de l'algorithme de simulation basé sur les travaux de (Panagiotidou & Tagaras, 2010)



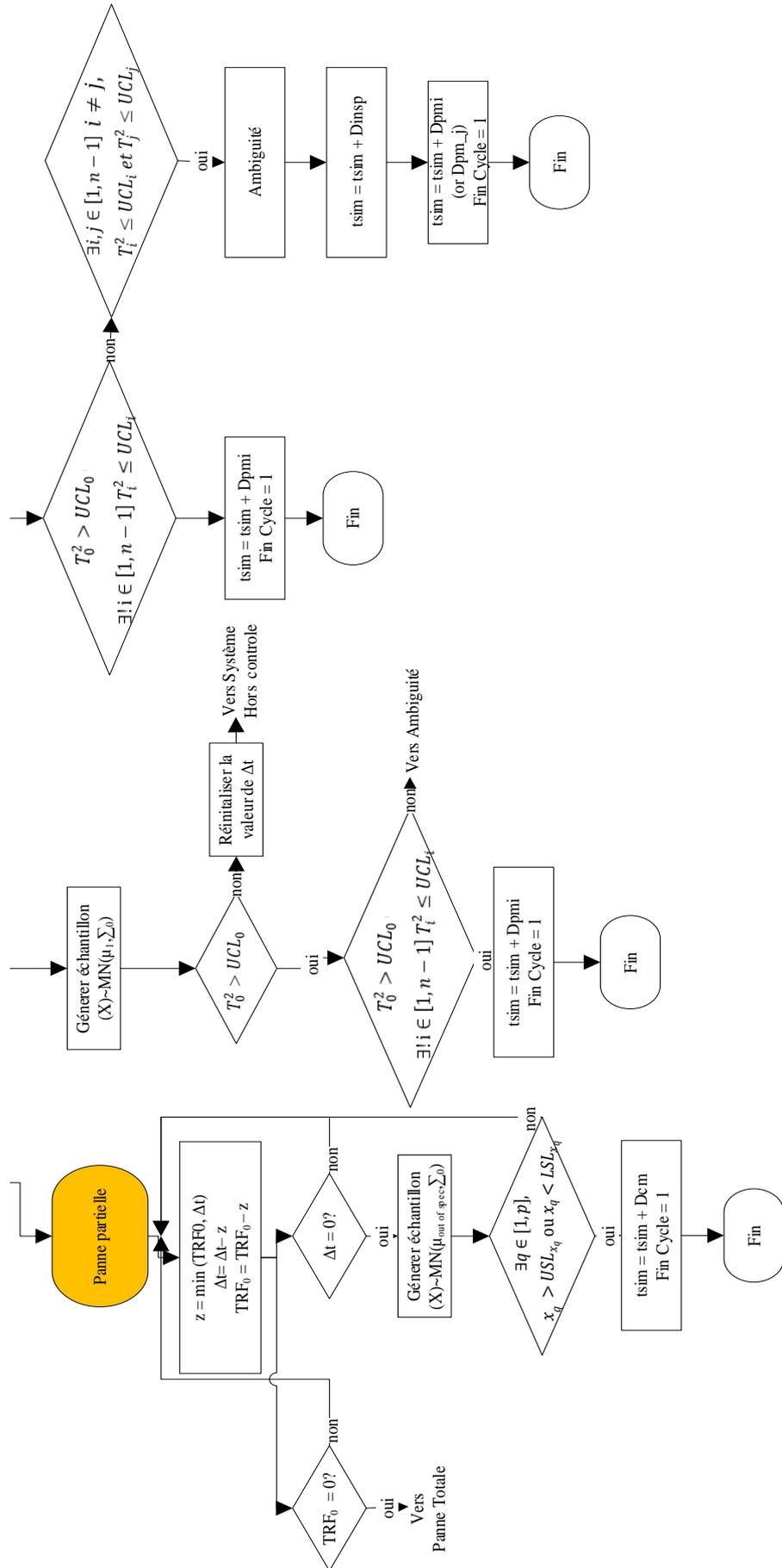
Suite Annexe 1 : Schématisation de l'algorithme de simulation basé sur les travaux de (Panagiotidou & Tagaras, 2010)



Annexe 2 : Schématisation l'organigramme pour l'algorithme de simulation du système considéré (section 4.2)



Suite Annexe 2 : Schématisation l'organigramme pour l'algorithme de simulation du système considéré (section 4.2)







# Bibliographie

---

- (Abouei-Ardakan et al., 2016) Abouei-Ardakan, M., Zeinal Hamadani, A., Sima, M., & Reihaneh, M. (2016). A hybrid model for economic design of MEWMA control chart under maintenance policies. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 83(9–12), 2101–2110.  
<https://doi.org/10.1007/s00170-015-7716-8>
- (Alaswad & Xiang, 2017) Alaswad, S., & Xiang, Y. (2017). A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system. *Reliability Engineering and System Safety*, 157, 54–63.  
<https://doi.org/10.1016/j.ress.2016.08.009>
- (Aparisi, 1996) Aparisi F. (1996) Hotelling's T2 control chart with adaptive sample size. *Int J Prod Res*;34(10):2853-2862
- (Aparisi & Haro 2003) Aparisi F, Haro C.(2003) A comparison of T2 control charts with variable sampling schemes as opposed to MEWMA chart. *Int J Prod Res.*;41(10):2169-2182.
- (Aparisi & Sanz, 2010) Aparisi, Francisco & Sanz, José. (2010). Interpreting Out-of-Control Signals of MEWMA Control Charts Employing Neural Networks. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 61
- (Asmussen, 2003) Asmussen, S. (2003). *Applied Probability and Queues*. Springer New York. [https://doi.org/10.1007/0-387-21525-5\\_1](https://doi.org/10.1007/0-387-21525-5_1)
- (Barlow & Hunter, 1960) Barlow, R. E., & Hunter, L. C. (1960). System Efficiency and Reliability. *Technometrics*, 2(1), 43–53.  
<https://doi.org/10.1080/00401706.1960.10489879>
- (Barlow & Proschan, 1965) Barlow, R. E., & Proschan, F. (1965). *Mathematic Theory of Reliability*.
- (Beichelt, 1982) Beichelt, F. (1982). A Replacement Policy Based on Limits for the Repair Cost Rate Preadentr Aiderivan. *IEEE Transactions on Reliability*, 4, 401–403.
- (Ben-Daya & Duffuaa, 1995) Ben-Daya, M., & Duffuaa, S. O. (1995). Maintenance

- and quality: the missing link. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 1(1), 20–26. <https://doi.org/10.1108/13552519510083110>
- (Ben-Daya, 1999) Ben-Daya, M. (1999). Integrated production maintenance and quality model for imperfect processes. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 31(6), 491–501. <https://doi.org/10.1023/A:1007642104680>
- (Ben-Daya & Rahim, 1999) Ben-Daya, M., & Rahim, M. . (1999). Effect of maintenance on the economic design of x bar control chart. *European Journal of Operational Research*, 120, 131–143.
- (Berg & Epstein, 1976) Berg, M., & Epstein, B. (1976). A modified block replacement policy. *Naval Research Logistics*, 23, 15–24.
- (Bersimis et al., 2009) Bersimis, S., Panaretos, J., & Psarakis, S. (2009). Multivariate Statistical Process Control Charts and the Problem of Interpretation: A Short Overview and Some Applications in Industry. . . *7th Hellenic European Conference on Computer Mathematics and Its Applications, February*, 1–7. <https://doi.org/10.1007/s00267-007-9003-4>
- (Bersimis et al., 2017) Bersimis, S., Sgora, A., & Psarakis, S. (2017). Methods for interpreting the out-of-control signal of multivariate control charts: A comparison study. *Quality and Reliability Engineering International*, 33(8), 2295–2326. <https://doi.org/10.1002/qre.2191>
- (Blumenson, 1960) Blumenson, L. E. (1960). A Derivation of N-Dimensional Spherical Coordinates. *The American Mathematical Monthly* 67, 1: 63-66.
- (Boudaoud & Cherfi, 2005) Boudaoud, N., & Cherfi, Z. (2005). A comparative study of CUSUM and EWMA charts: Detection of incipient drifts in a multivariate framework. *Quality Engineering*, 17(4), 703–709. <https://doi.org/10.1080/08982110500251295>
- (Boudaoud & Cherfi, 2006) Boudaoud, N., & Cherfi, Z. (2006). *The  $T^2$  control Chart in a Multimodal Framework: Detection of Incipient Trends*. 1(1), 2254–2259. <https://doi.org/10.1109/icsmc.2005.1571484>
- (Boulanger et al., 2006) Boulanger, F., Chéroute, G., & Jolivet, V. (2006). Maîtrise statistique des processus - Utilisation des cartes de contrôle. “*Instrumentation et Méthodes de Mesure.*”

- (Bouslah, 2015) Bouslah, B. (2015). *Conception Conjointe Des Politiques De Contrôle De Production, De Qualité Et De Maintenance Des Systèmes Manufacturiers En Dégradation*.
- (Brown & Proschan, 1983) Brown, M., & Proschan, F. (1983). Imperfect repair. *Journal of Applied Probability*, 20(4), 851–859.
- (Byon & Ding, 2010) Byon, E., & Ding, Y. (2010). Season-dependent condition-based maintenance for a wind turbine using a partially observed markov decision process. *IEEE Transactions on Power Systems*, 25(4), 1823–1834. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2010.2043269>
- (Caballé et al., 2015) Caballé, N. C., Castro, I. T., Pérez, C. J., & Lanza-Gutiérrez, J. M. (2015). A condition-based maintenance of a dependent degradation-threshold-shock model in a system with multiple degradation processes. *Reliability Engineering and System Safety*, 134, 98–109. <https://doi.org/10.1016/j.res.2014.09.024>
- (Cassady et al., 2000) Cassady, R. C., Bowden, R. O., Liew, L., & Pohl, E. A. (2000). Combining preventive maintenance and statistical process control: a preliminary investigation. *IIE Transactions*, 32(6), 471–478. <https://doi.org/10.1080/07408170008963924>
- (Charongrattanasakul & Pongpullonsak, 2011) Charongrattanasakul, P., & Pongpullonsak, A. (2011). Minimizing the cost of integrated systems approach to process control and maintenance model by EWMA control chart using genetic algorithm. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5178–5186. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.10.044>
- (Chen et al., 2011) Chen, W.S., Yu, F.J., Guh, R.S., & Lin, Y.H. (2011). Economic design of x-bar control charts under preventive maintenance and Taguchi loss functions. *Journal of Applied Operational Research*, 3(2), 103–109. [www.tadbir.ca](http://www.tadbir.ca)
- (Chen & Hsieh, 2007) Chen, Y. K., & Hsieh, K. L. (2007). Hotelling's T2 charts with variable sample size and control limit. *European Journal of Operational Research*, 182(3), 1251–1262. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.09.046>
- (Chiu & Huang, 1996) Chiu, H. N., & Huang, B. S. (1996). The economic design of

X bar control charts under a preventive maintenance policy. *International Journal of Quality and Reliability Management*, 13(1), 61–71.

<https://doi.org/10.1108/02656719610108323>

(Chowdhury, 1988) Chowdhury, C. (1988). A systematic survey of the maintenance models. *Period. Polytech. Mech. Eng*, 32, 253–274.

(Colledani et al., 2014) Colledani, M., Tolio, T., Fischer, A., Iung, B., Lanza, G., Schmitt, R., & Vincza, J. (2014). Design and management of manufacturing systems for production quality. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 63(2), 773–796. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2014.05.002>

(Cui et al., 2014) Cui, W.W., Lu, Z., & Pan, E. (2014). Integrated production scheduling and maintenance policy for robustness in a single machine. *Computers & Operations Research*, 47, 81–91. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2014.02.006>

(Dai et al., 2011) Dai Y, Luo Y, Li Z, Wang Z. A new adaptive CUSUM control chart for detecting the multivariate process mean. (2011). *Qual Reliab Eng Int.*;27(7):877-884.

(De Ketelaere et al., 2015) De Ketelaere B., Hubert M., Schmitt E., (2015). Overview of PCA-Based Statistical Process-Monitoring Methods for Time-Dependent, High-Dimensional Data. *Journal of Quality Technology*. 47. 318-335

(Delmas, 2019) Delmas, A. (2019). Contribution à l'estimation de la durée de vie résiduelle des systèmes en présence d'incertitudes.

(Deloux, 2008) Deloux, E. (2008). *Politiques De Maintenance Conditionnelle Pour Un Systeme a Degradation Continue Soumis a Un Environnement Stressant*. 145. <http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00348191>

(Dhouib et al., 2012) K. Dhouib, A. Gharbi, M.N. Ben Aziza. (2012). Joint optimal production control/preventive maintenance policy for imperfect process manufacturing cell,

*International Journal of Production Economics*, 137, 1, 126-136,

(Diren et al. 2020) Demircioglu Diren, D., Boran, S., Cil, I. (2020). 'Integration of machine learning techniques and control charts in multivariate processes',

*Scientia Iranica*, 27(6), pp. 3233-3241. doi: 10.24200/sci.2019.50377.1667

- (Ding & Kamaruddin, 2014) Ding, S. H., & Kamaruddin, S. (2014). Maintenance policy optimization literature review and directions. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 76(5–8), 1263–1283.  
<https://doi.org/10.1007/s00170-014-6341-2>
- (Do et al., 2015) Do, P., Voisin, A., Levrat, E., & Iung, B. (2015). A proactive condition-based maintenance strategy with both perfect and imperfect maintenance actions. *Reliability Engineering and System Safety*, 133, 22–32.  
<https://doi.org/10.1016/j.ress.2014.08.011>
- (Drinkwater & Hastings, 1967) Drinkwater, R. W., & Hastings, N. A. J. (1967). An Economic Replacement Model. *Journal of the Operational Research Society*, 18(2), 121–138. <https://doi.org/10.1057/jors.1967.24>
- (Duncan, 1956) Duncan, A. J. (1956). The Economic Design of X Charts Used to Maintain Current Control of a Process. *Journal of the American Statistical Association*, 51(274), 228–242.  
<https://doi.org/10.1080/01621459.1956.10501322>
- (Duncan, 1971) Duncan, A. J. (1971). The economic design of X bar charts when there is a multiplicity of assignable causes. *Journal of the American Statistical Association*, 66(333), 107–121.  
<https://doi.org/10.1080/01621459.1971.10482230>
- (Estrade, 2019) Estrade L. (2019) Maîtrise statistique des procédés (MSP) : application à la fabrication semi-automatisée en lots de préparations injectables stériles à l'Hôpital. Université de Bordeaux, U.F.R des Sciences Pharmaceutiques
- (Farahni & Tohidi, 2021) Farahani A. & Tohidi H. (2021). Integrated optimization of quality and maintenance: A literature review, *Computers & Industrial Engineering*, 51, 106924, <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106924>.
- (Gabriella et al., 2008) Gabriella, B., Dekker, R., & Nicolai, R. P. (2008). *A Review of Planning Models for Maintenance & Production*. February.  
<https://doi.org/10.1007/978-1-84800-011-7>
- (Garcia, 2015) Garcia, D. A. G. (2015). *Modeling Information Reliability and Maintenance : A Systematic Literature Review*.

- (Ge & Song, 2013) Ge, Z., & Song, Z. (2013). *Multivariate Statistical Process Control*. Springer London. <https://doi.org/10.1007/978-1-4471-4513-4>
- (Glawar et al., 2018) Glawar, R., Karner, M., Nemeth, T., Matyas, K., & Sihn, W. (2018). An approach for the integration of anticipative maintenance strategies within a production planning and control model. *11th CIRP Conference on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering - CIRP ICME '17*. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2017.12.174>
- (Golosnoy et al., 2009) Golosnoy, V., Ragulin, S., & Schmid, W. (2009). Multivariate CUSUM chart: Properties and enhancements. *AStA Advances in Statistical Analysis*, 93(3), 263–279. <https://doi.org/10.1007/s10182-009-0107-4>
- (Gonzalez et al., 2018) Gonzalez, K., Eleqbede, C., Lapeyre, C., & Cottrel-Bussenault, M. (2018). *Amelioration De La Fiabilite Pratique Basee Sur La Capabilite Des Procedes*. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02072539>
- (Gorjian et al., 2009) Gorjian, N., Ma, L., Mittinty, M., Yarlagadda, P., & Sun, Y. (2009). A review on degradation models in reliability analysis. *Engineering Asset Lifecycle Management - Proceedings of the 4th World Congress on Engineering Asset Management, WCEAM 2009*, 369–384. [https://doi.org/10.1007/978-0-85729-320-6\\_42](https://doi.org/10.1007/978-0-85729-320-6_42)
- (Gouiaa-Mtibaa, 2017) Gouiaa-Mtibaa, A. (2017). *Developpement de nouvelles politiques de maintenance integrée a la qualité en tenant compte de diverses contraintes*.
- (Goyal et al., 1993) Goyal, S. K., Gunasekaran, A., Martikainen, T., & Yli-Olli, P. (1993). Integrating production and quality control policies: A survey. In *European Journal of Operational Research* (Vol. 69, Issue 1, pp. 1–13). North-Holland. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(93\)90085-2](https://doi.org/10.1016/0377-2217(93)90085-2)
- (Grall et al., 2002) Grall, A., Beranger, C., & Dieulle, L. (2002). *A condition-based maintenance policy for stochastically deteriorating systems*. [www.elsevier.com/locate/ress](http://www.elsevier.com/locate/ress)
- (Hadidi et al., 2012) Hadidi, L. A., Turki, U. M. Al, & Rahim, A. (2012). Integrated models in production planning and scheduling, maintenance and quality: a review. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 10(1), 21.

<https://doi.org/10.1504/IJISE.2012.044042>

- (Hamed et al., 2017) M. S. Hamed, A. A. El Sayed and T. H. Abouelmagd, comparison of mcusum and generalized variance s multivariate control chart procedure with industrial application, *Journal of Statistics: Advances in Theory and Applications* Volume 18, Number 2, 2017, Pages 103-142
- (Harrou et al., 2018) Harrou F., Sun Y., Taghezouit B., Saidi A., Hamlati M. E., (2018). Reliable fault detection and diagnosis of photovoltaic systems based on statistical monitoring approaches, *Renewable Energy*, 116, Part A, 22-37, 0960-1481,
- (Hawkins, 1991) Hawkins, D. M. (1991). Multivariate Quality Control Based on Regression-Adjusted Variables. *Technometrics*, 33(1), 61.  
<https://doi.org/10.2307/1269008>
- (Hossain & Masud, 2016) Hossain B. & Masud M. S. (2016) Performance of T2 Chart over  $\bar{x}\bar{c}$  Chart for Monitoring the Process Mean: A Simulation Study, *Journal of Mathematics and Statistical Science*, Volume 2016, 498-512, Science Signpost Publishing
- (Hotelling, 1951) Hotelling, H. (1951). A generalized T test and measure of multivariate dispersion. *Proceedings of the Second Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 042, 23–41.  
<http://projecteuclid.org/euclid.bsmsp/1200500217>
- (Hsu & Kuo, 1995) Hsu, L. F., & Kuo, S. (1995). Design of optimal maintenance policies based on on-line sampling plans. *European Journal of Operational Research*, 86(2), 345–357. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(94\)00109-P](https://doi.org/10.1016/0377-2217(94)00109-P)
- (Jafarian-Namin et al., 2021) Jafarian-Namin, S., Fallahnezhad, M. S., Tavakkoli-Moghaddam, R., Salmasnia, A., Taghi Fatemi Ghomi M. (2021). An integrated quality, maintenance and production model based on the delayed monitoring under the ARMA control chart, *Journal of Statistical Computation and Simulation*, [doi.org/10.1080/00949655.2021.1904241](https://doi.org/10.1080/00949655.2021.1904241)
- (Jardine et al., 2006) Jardine, A. K. S., Lin, D., & Banjevic, D. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(7), 1483–1510.

<https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.09.012>

- (Ji et al., 2016) Ji Hoon Kang, Jaehong Yu, Seoung Bum Kim.(2016). Adaptive nonparametric control chart for time-varying and multimodal processes, *Journal of Process Control*, 37, 34-45,
- (Moubray, 1999) Moubray, J. (1999). *Reliability-Centered Maintenance 2nd Edition*. Butterworth-Heinemann.
- (Khatun et al., 2018) Khatun M, Khoo M, Yeong WC, Teoh WL, Chong ZL. (2018) Adaptive multivariate double sampling and variable sampling interval Hotelling's T2 charts. *Qual Reliab Eng Int.*;34(5):894-911
- (Kim et al., 2016) Kim, J., Ahn, Y., & Yeo, H. (2016). A comparative study of time-based maintenance and condition-based maintenance for optimal choice of maintenance policy. *Structure and Infrastructure Engineering*, 12(12), 1525–1536. <https://doi.org/10.1080/15732479.2016.1149871>
- (Kisic et al., 2015) Kisic, E., Durovic, Z., Kovacevic, B., & Petrovic, V. (2015). Application of T2 Control Charts and Hidden Markov Models in Condition-Based Maintenance at Thermoelectric Power Plants. *Shock and Vibration*, 2015. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1155/2015/960349>
- (Kobi, 2003) Kobi, A. (2003). *Contribution à l'optimisation et à la maîtrise des processus industriels*. Institut des Sciences et Techniques de l'Ingénieur d'Angers.
- (Korzenowski et al., 2015) Korzenowski, A. L., Müller, W. A., Vaccaro, G., & Vidor, G. (2015). Quality control charts: Recently approaches and indicatives of future research. *IIE Annual Conference and Expo 2015, November 2013*, 2015.
- (Kumar et al., 2012) Kumar, S., Scholar, K., Acme, P., & Sahai, R. (2012). An Overview on Taguchi Method. *International Journal of Engineering and Mathematical Sciences*, 1(1), 2319–4537. <https://doi.org/10.1016/j.steroids.2009.10.005>
- (Labib, 2014) Labib, A. W. (2014). A decision analysis model for maintenance policy selection using a CMMS. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 10(July), 191–202. <https://doi.org/10.1108/13552510410553244>
- (Latrous et al., 2019) Latrous, M. O., Ponchet-Durupt, A., Boudaoud, N., Bosch-

- Mauchand, M., & Cherfi-Boulanger, Z. (2019). Integrated decision rules for adaptive condition based maintenance and multivariate control charts. *29th European Safety and Reliability Conference, ESREL 2019*.  
<https://doi.org/10.3850/978-981-11-2724-3>
- (Latrous et al., 2018) Latrous, M. O., Ponchet-Durupt, A., Boudaoud, N., Bosch, M., & Cherfi-Boulanger, Z. (2018, October 16). *Integration model for condition based maintenance and a multivariate control chart : A comparative study univariate vs multivariate*. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02074945>
- (Lee, 2010) Lee MH. Multivariate EWMA control chart with adaptive sample sizes. (2010). *Commun Stat—Simulation and Computation*;39(8):1548-1561
- (Lesobre, 2015) Lesobre, R. (2015). *Modélisation et optimisation de la maintenance et de la surveillance des systèmes multi-composants-Applications à la maintenance et à la conception de véhicules industriels* [Université Grenoble Alpes]. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01169295>
- (Letot, 2013) Letot, C. (2013). Maintenance prévisionnelle d'équipements industriels basée sur la modélisation , l'estimation et la simulation de lois de dégradation. *Thèse Présentée à La Faculté Polytechnique de Mons*, 13.
- (Liao et al., 2005) Liao, H., Elsayed, E. A., & Chan, L.-Y. (2005). *Computing, Artificial Intelligence and Information Management Maintenance of continuously monitored degrading systems*.  
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.05.017>
- (Lie & Chun, 1986) Lie, C. H., & Chun, Y. H. (1986). An Algorithm for Preventive Maintenance Policy. *IEEE Transactions on Reliability*, 35(1), 71–75.
- (Linderman et al., 2005) Linderman, K., McKone-Sweet, K. E., & Anderson, J. C. (2005). An integrated systems approach to process control and maintenance. *European Journal of Operational Research*, 164(2), 324–340.  
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2003.11.026>
- (Liu et al., 1995) Liu, X., Makis, V., & Jardine, A. K. S. (1995). A Replacement Model with Overhauls and Repairs. *Naval Research Logistics*, 42, 1063–1079.
- (Lorenzen & Vance, 1986) Lorenzen, T. J., & Vance, L. C. (1986). The Economic Design of Control Charts: A Unified Approach. *Technometrics*, 28(1), 3.

<https://doi.org/10.2307/1269598>

- (Lowry & Montgomery, 1995) Lowry, C. A., & Montgomery, D. C. (1995). A review of multivariate control charts. *IIE Transactions*, 27(6), 800–810.  
<https://doi.org/10.1080/07408179508936797>
- (Lucas, 1982) Lucas, J. M. (1982). Combined Shewhart-Cusum Quality Control Schemes. *Journal of Quality Technology*, 14(2), 51–59.  
<https://doi.org/10.1080/00224065.1982.11978790>
- (Luo et al., 2003) Luo, J., Namburu, M., Pattipati, K., Qiao, L., Kawamoto, M., & Chigusa, S. (2003). *Model-based Prognostic Techniques*.
- (Mahadik, 2014) Mahadik SB. (2014) Hotelling's T2 charts with variable sample size, sampling interval, and warning limits. *Int J Sci, Eng Technol Res.*;3:2278-7798.
- (Makabe & Morimura, 1963) Makabe, H., & Morimura, H. (1963). A new policy for preventive maintenance. *Journal of Operations Research Society of Japan*, 5, 110–124.
- (Mason & Young, 2002) Mason, R. L., & Young, J. C. (2002). Multivariate statistical process control with industrial applications. *Society for Industrial and Applied Mathematics*.
- (Mohana Rao et al., 2013) Mohana Rao, O. R., Subbaiah, K. V., Rao, K. N., Rao, T. S., (2013). Application of multivariate control chart for improvement in quality of hotmetal-a case study. *International journal for quality research*, 7(4).
- (Montgomery, 2009) Montgomery, D. (2009). Introduction to statistical quality control. In *John Wiley & Sons Inc.* [https://doi.org/10.1002/1521-3773\(20010316\)40:6<9823::AID-ANIE9823>3.3.CO;2-C](https://doi.org/10.1002/1521-3773(20010316)40:6<9823::AID-ANIE9823>3.3.CO;2-C)
- (Moskowitz et al., 1994) Moskowitz, H., Plante, R., & Chun, Y. H. (1994). Effect of process failure mechanisms on economic X bar control charts. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 26(6), 12–21.  
<https://doi.org/10.1080/07408179408966633>
- (Murchland, 1975) Murchland, J. D. (1975). Fundamental concepts and relations for reliability analysis of multi-state systems. In *Reliability and Fault Tree Analysis* (pp. 581–618).

- (Nakagawa, 1979) Nakagawa, T. (1979). *Optimum Policies When Preventive Maintenance is Imperfect*. 4, 331–332.
- (Nakagawa & Osaki, 1974) Nakagawa, T., & Osaki, S. (1974). The Optimum Repair Limit Replacement Policies. *Operational Research Quarterly*, 25, 311–317.
- (Neves et al., 2011) Neves, M. L., Santiago, L. P., & Maia, C. A. (2011). A condition-based maintenance policy and input parameters estimation for deteriorating systems under periodic inspection. *Computers and Industrial Engineering*, 61(3), 503–511. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2011.04.005>
- (Nguyen & Murthy, 2016) Nguyen, D. G., & Murthy, D. N. P. (2016). Optimal Preventive Maintenance Policies for Repairable Systems. *Operations Research*, 29(6), 1181–1194.
- (Panagiotidou & Tagaras, 2010) Panagiotidou, S., & Tagaras, G. (2010). Statistical process control and condition-based maintenance: a meaningful relationship through data sharing. *Production and Operations Management*, 19(2), 156–171. <https://doi.org/10.1111/j.1937-5956.2009.01073.x>
- (Pearson, 1936) Pearson, E. S. (1936). The Application of Statistical Methods to Industrial Standardization and Quality Control. *Journal of the Royal Statistical Society*, 99(3), 567. <https://doi.org/10.2307/2980349>
- (Perdikis & Psarakis 2019) Perdakis, T., Psarakis, S., (2019). A survey on multivariate adaptive control charts: Recent developments and extensions, *Quality and Reliability Engineering International*, 35, 5, 1342-1362
- (Peres & Fogliatto, 2018) Peres F. A. P., Fogliatto F. S., (2018). Variable selection methods in multivariate statistical process control: A systematic literature review, *Computers & Industrial Engineering*, 115, 603-619 ISSN 0360-8352,
- (Pham & Wang, 1996) Pham, H., & Wang, H. (1996). Imperfect maintenance. *European Journal of Operational Research*, 96, 425–438.
- (Pillet, 2005) Pillet, M. (2005). Appliquer la maîtrise statistique des processus (MSP/SPC).
- (Ponchet, 2010) Ponchet, A. (2010). Modèles stochastiques pour l'évaluation de politiques de maintenance sur des systèmes a dégradation graduelle. *Doctorat de l'Université de Technologie de Troyes*.

- (Rahim & Banerjee, 1993) Rahim, M. A., & Banerjee, P. K. (1993). A generalized model for the economic design of  $\bar{x}$  control chart for production systems with increasing failure rate and early replacement. *Naval Research Logistics*, 40(6), 787–809.
- (Rasay et al., 2018) Rasay, H., Fallahnezhad, M.S. & Zaremehjerdi, Y.. (2018). Application of multivariate control charts for condition based maintenance. *International Journal of Engineering, Transactions B: Applications*. 31. 597-604.
- (Requeijo et al., 2013) Requeijo, S. S. L. J. G., Dias, J. M., & Vairinhos, V. (2013). *Equipment Condition Monitoring With An Application Of Mewma Control Charts And Others Charts*. September, 9–12.
- (Reynolds & Stoumbos, 2007) Reynolds MR Jr, Stoumbos Z., (2007). Variable sampling rate control charts. In: Ruggeri F, Kenett R, Faltin F, eds. *Encyclopaedia of Statistics in Quality and Reliability*.
- (Rezg et al., 2008) N. Rezg, S. Dellagi & A. Chelbi (2008) Joint optimal inventory control and preventive maintenance policy, *International Journal of Production Research*, 46:19, 5349-5365,
- (Rivera-Gomez et al., 2013) Rivera-Gomez, H., Gharbi, A., & Kenné, J. P. (2013). Joint production and major maintenance planning policy of a manufacturing system with deteriorating quality. *International Journal of Production Economics*, 146(2), 575–587. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.08.006>
- (Rosmaini & Shahrul, 2012) Rosmaini, A., & Shahrul, K. (2012). An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application. *Computers and Industrial Engineering*, 63(1), 135–149. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2012.02.002>
- (Salmasnia et al., 2017) Salmasnia, A., Abdzadeh, B., & Namdar, M. (2017). A joint design of production run length, maintenance policy and control chart with multiple assignable causes. *Journal of Manufacturing Systems*, 42, 44–56. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2016.11.003>
- (Salmasnia et al., 2019) Salmasnia A., Soltani F., Heydari E. & Googoonani S. (2019). An integrated model for joint determination of production run length,

- adaptive control chart parameters and maintenance policy,401-417
- (Seif et al. 2016) Seif A, Farazb A, Sanigac E, Heuchenne C. A. (2016) statistically adaptive sampling policy to the Hotelling's T2 control chart: Markov chain approach. *Commun Stat.*;45(13):3919-3929.
- (Sheu, 1994) Sheu, S.H. (1994). Extended block replacement policy with used item and general random minimal repair cost. *European Journal of Operational Research*, 79, 405–416.
- (Shokrizadeh et al., 2018) Shokrizadeh R, Saghaei A, Amirzadeh V. (2018) Optimal design of the variable sampling size and sampling interval variable dimension T2 control chart for monitoring the mean vector of a multivariate Normal process. *Commun Stat Simul Comput.*;47(2):329-337
- (Shrivastava et al., 2016) Shrivastava, D., Kulkarni, M. S., & Vrat, P. (2016). Integrated design of preventive maintenance and quality control policy parameters with CUSUM chart. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 82(9–12), 2101–2112.  
<https://doi.org/10.1007/s00170-015-7502-7>
- (Schutz, 2009) Schutz, J. (2009) *Contribution à l'optimisation des plans d'exploitation et de maintenance, selon une approche basée sur le pronostic : Application au domaine naval*
- (Sikorska et al., 2011) Sikorska, J. Z., Hodkiewicz, M., & Ma, L. (2011). Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(5), 1803–1836.  
<https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2010.11.018>
- (Taguchi et al., 1988). Taguchi, G., Elsayed, E. A., & Hsiang, T. C. (1988). *Quality Engineering in Production Systems*. Mcgraw-Hill College.  
<http://www.amazon.com/Quality-Engineering-Production-Industrial-Management/dp/0070628300>
- (Tahara & Nishida, 1975) Tahara, A., & Nishida, T. (1975). Optimal replacement policy for minimal repair model. *Journal of Operation Research Society of Japan*, 18, 113–124.
- (Tai-fu et al., 2013) Tai-fu Li, Sheng Hu, Zheng-yuan Wei, Zhi-qiang Liao. (2013).

A Framework for Diagnosing the Out-of-Control Signals in Multivariate Process Using Optimized Support Vector Machines, *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2013, Article ID 494626, 9 pages.

- (Taylor et al., 2007) Taylor, P., Kim, H. S., Kwon, Y. S., & Park, D. H. (2007). Adaptive Sequential Preventive Maintenance Policy and Bayesian Consideration. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 36, 1251–1269. <https://doi.org/10.1080/03610920601076537>
- (Tiplica, 2002) Tiplica, T. (2002). *Contribution à la maîtrise statistique des processus industriels multivariés*. Génie des procédés. Université d'Angers.
- (Toshiro, 1978) Toshiro T. (1978). Extended Block Replacement Policy with Used Items. *Journal of Applied Probability*, 15(3), 560–572.
- (Tracy et al., 1992) Tracy, N. D., Young, J. C., & Mason, R. L. (1992). Multivariate Control Charts for Individual Observations. *Journal of Quality Technology*, 24(2), 88–95. <https://doi.org/10.1080/00224065.1992.12015232>
- (Tsang, 1995) Tsang, A. H. C. (1995). Condition-based maintenance: Tools and decision making. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 1(3), 3–17. <https://doi.org/10.1108/13552519510096350>
- (Tung & Yang, 2009) Tung, T. Van, & Yang, B.-S. (2009). Machine Fault Diagnosis and Prognosis: The State of The Art. *International Journal of Fluid Machinery and Systems*, 2(1), 61–71. <https://doi.org/10.5293/IJFMS.2009.2.1.061>
- (Wang, 2002) Wang, H. (2002). A survey of maintenance policies of deteriorating systems. *European Journal of Operational Research*, 139(3), 469–489. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(01\)00197-7](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(01)00197-7)
- (Wang and Huang, 2016) Wang T, Huang S.(2016). An adaptive multivariate CUSUM control chart for signaling a range of location shifts. *Commun Stat—Theory and Methods*.;45(16):4673-4691.
- (Western Electric, 1956) Western Electric. (1956). *Statistical Quality Control Handbook* (1st ed.).
- (Wierda, 1994) Wierda, S. J. (1994). Multivariate statistical process control—recent results and directions for future research. *Statistica Neerlandica*, 48(2), 147–168. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9574.1994.tb01439.x>

- (Woodall & Montgomery, 1999) Woodall, W. H., & Montgomery, D. C. (1999). Research Issues and Ideas in Statistical Process Control. *Journal of Quality Technology*, 31(4), 376–386. <https://doi.org/10.1080/00224065.1999.11979944>
- (Wu & Makis, 2008) Wu, J., & Makis, V. (2008). Economic and economic-statistical design of a chi-square chart for CBM. *European Journal of Operational Research*, 188(2), 516–529. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.05.002>
- (Xia et al., 2018) Xia B, Jian Z, Liu L, Li L. (2018) An effective multivariate control chart for detecting small mean shifts using support vector data description. *Advances in Mechanical Engineering*. doi:10.1177/1687814018810625
- (Xiang, 2013) Xiang, Y. (2013). Joint optimization of X bar control chart and preventive maintenance policies: A discrete-time Markov chain approach. *European Journal of Operational Research*, 229(2), 382–390. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.02.041>
- (Yaping et al., 2018) Yaping, L., Zhen, C., & Ershun, P. (2018). Joint Economic Design of CUSUM Control Chart and Age-Based Imperfect Preventive Maintenance Policy. *Mathematical Problems in Engineering*, 6, 11. <https://doi.org/10.1155/2018/9246372>
- (Yeung et al., 2008) Yeung, T. G., Cassady, C. R., & Schneider, K. (2008). Simultaneous optimization of X bar control chart and age-based preventive maintenance policies under an economic objective. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 40(2), 147–159. <https://doi.org/10.1080/07408170701592515>
- (Yu, 2010) Jianbo Yu. (2010) Hidden Markov models combining local and global information for nonlinear and multimodal process monitoring, *Journal of Process Control*, 20, 3, 344-359,
- (Zhang et al., 2014) Zhang, M., Ye, Z., & Xie, M. (2014). A condition-based maintenance strategy for heterogeneous populations. *Computers and Industrial Engineering*, 77, 103–114. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2014.09.001>
- (Zhang & Cheng, 2020) Zhang, M., Yi, Y. & Cheng, W. (2020) Multistage Condition Monitoring of Batch Process Based on Multi-boundary Hypersphere SVDD with Modified Bat Algorithm. *Arab J Sci Eng* 46, 1647–1661.

- (Zhou & Zhu, 2008) Zhou, W. H., & Zhu, G. L. (2008). Economic design of integrated model of control chart and maintenance management. *Mathematical and Computer Modelling*, 47(11–12), 1389–1395.  
<https://doi.org/10.1016/j.mcm.2007.09.008>
- (Zouhri et al., 2021) Zouhri W., Rostami H., Homri L., Dantan JY. (2021) A Genetic-Based SVM Approach for Quality Data Classification. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 1193
- (Zuo et al., 1999) Zuo, M. J., Yam, R. C. M., & Jiang, K. (1999). Approaches for reliability modeling of continuous-strfii devices. *IEEE Transactions on Reliability*, 48(1), 9–18. <https://doi.org/10.1109/24.765922>

## Abstract:

Integrated solutions are evolving to cope with the digitalization of manufacturing processes. One area of improvement is developing new strategies joining maintenance and quality control. A popular hypothesis used in these integrated models is considering that quality control comes down to monitoring a single process or product characteristic. However, for complex systems, this assumption is seldom satisfied as the number of characteristics grows and they can have potential correlations. In fact, a multivariate control chart is more suitable to guarantee better performances of drift detection. Following this perspective, the main objective of this thesis consists in developing new maintenance decision rules based on produced items' quality data. Multivariate control charts are used to provide detection and identification of potential process shifts and adaptive maintenance actions are triggered, targeting system components responsible for the deterioration of the produced items' quality. First, a preliminary study is led to highlight the impact of multivariate control charts on the decision making process. Next, integrated maintenance decision rules for condition based and predictive maintenance are proposed using multimodal control charts. The developed decision rules are applied in the context of a simulated manufacturing process exhibiting a quality defect appearing in different dynamics (fast and slow drifts). The new strategies proposed in this thesis have been validated through the development of analytical models expressing the profit of the manufacturing system. This profit was maximized based on decision variables (sampling period and critical intervention threshold) and the existence of optimal solutions has been demonstrated through simulation. The robustness of the developed models has been proven by sensitivity studies, followed by comparative studies in order to highlight the impact of the proposed strategies.

Keywords : condition based maintenance, predictive maintenance, adaptive maintenance decision rules, statistical process control, multivariate control charts.

## Résumé :

Les solutions industrielles intégrées évoluent pour faire face à la digitalisation des processus de production. Parmi les solutions d'amélioration, nous pouvons penser au développement de nouvelles stratégies de maintenance intégrée à la qualité du produit fini. Une hypothèse couramment utilisée dans la littérature consiste à supposer que le suivi de la qualité se résume à la surveillance d'une seule caractéristique du produit ou du process. Cependant, pour les systèmes complexes, cette hypothèse est rarement satisfaite à mesure que le nombre de caractéristiques augmente et qu'elles peuvent avoir de potentielles corrélations. En effet, une carte de contrôle multivariée est plus appropriée pour garantir une meilleure performance de détection des dérives. Dans cette perspective, l'objectif principal de cette thèse consiste à développer de nouvelles règles de décision pour la maintenance basées sur les données de la qualité des produits. Des cartes de contrôle multivariées sont utilisées pour détecter et identifier les potentielles dérives du process et des actions de maintenance adaptative sont déclenchées ciblant les composants du système responsables de la détérioration de la qualité des articles produits. Dans un premier temps, une étude préliminaire est menée pour mettre en évidence l'impact des cartes de contrôle multivariées sur le processus de prise de décision pour la maintenance. Dans un deuxième temps, des règles de décision intégrées pour la maintenance conditionnelle et la maintenance prévisionnelle sont proposées en exploitant des cartes de contrôles multivariées multimodales. Les règles de décision proposées sont appliquées dans le contexte d'un processus de production simulé présentant des défauts apparaissant sous différentes dynamiques (dérives rapides et dérives lentes). Les nouvelles stratégies proposées dans cette thèse ont été validées par le biais du développement de modèles analytiques exprimant un profit. Ce profit a été maximisé selon les variables de décisions (la période d'échantillonnage et le seuil critique d'intervention) et l'existence de solutions optimales a été démontrée par simulation. La robustesse des modèles développés a été prouvée par des études de sensibilité, suivies d'études comparatives afin de mettre en évidence l'impact des stratégies proposées.

Mots clés : maintenance conditionnelle, maintenance prévisionnelle, règles de décision adaptatives, maîtrise statistique des procédés, cartes de contrôle multivariées.