



HAL
open science

Surveillance et diagnostic des phases transitoires des systèmes hybrides basés sur l'abstraction des dynamiques continues par réseau de Petri temporel flou

Eduardo Rocha Loures

► To cite this version:

Eduardo Rocha Loures. Surveillance et diagnostic des phases transitoires des systèmes hybrides basés sur l'abstraction des dynamiques continues par réseau de Petri temporel flou. Automatique / Robotique. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2006. Français. NNT: . tel-00088727

HAL Id: tel-00088727

<https://theses.hal.science/tel-00088727>

Submitted on 4 Aug 2006

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.

Thèse

présentée devant
L'Université Paul Sabatier (Sciences)

en vue de l'obtention du TITRE de
DOCTEUR de l'Université Paul Sabatier de Toulouse

Spécialité : **Systemes Industriels**

par

Eduardo ROCHA LOURES

Titulaire du Diplôme d'Etudes Approfondies en Systemes Industriels et
du Diplôme de Mestrado em Informatica Aplicada (Brésil)

SURVEILLANCE ET DIAGNOSTIC DES PHASES TRANSITOIRES DES SYSTEMES HYBRIDES BASES SUR L'ABSTRACTION DES DYNAMIQUES CONTINUES PAR RESEAU DE PETRI TEMPOREL FLOU

Thèse soutenue le 18 janvier 2006 devant la commission d'examen :

Président **Michel Combacau**
Professeur à l'Université Paul Sabatier de Toulouse

Rapporteur **Sylviane Gentil**
Professeur à l'Institut National Polytechnique de Grenoble

Rapporteur **Janan Zaytoon**
*Professeur à l'UFR Sciences Exactes et Naturelles, Directeur du Laboratoire d'Automatique et
Microélectronique, Reims*

Examinateur **Robert Valette**
Directeur de Recherche au LAAS-CNRS

Examinateur **João Mauricio Rosario**
Professeur à l'Universidade de Campinas - UNICAMP (Brésil)

Directeur de thèse **Jean-Claude Pascal**
Maître de Conférence à l'Université Paul Sabatier de Toulouse

Cette thèse a été préparée au LAAS-CNRS
7, Avenue du Colonel Roche, 31077 Toulouse Cedex 4

Avant-Propos

Le travail présenté dans ce mémoire a été réalisé au Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (L.A.A.S.) du C.N.R.S. de Toulouse. Il a été initié au sein du groupe de recherche Organisation et Conduite de Systèmes Discrets (OCSD) et conclu au sein du groupe de recherche Ingénierie Systèmes et Intégration (ISI).

Je voudrais utiliser quelques lignes de ce document pour exprimer ma gratitude aux personnes qui m'ont aidé à accomplir l'un des plus importants projets professionnels de ma vie.

Je remercie tout d'abord Monsieur Jean-Claude LAPRIE et Monsieur Malik GHALLAB, directeurs successifs du LAAS, de m'avoir accueilli dans ce laboratoire pendant ces années de travail.

Je remercie également Monsieur Robert VALETTE et Monsieur Mario PALUDETTO de m'avoir accueilli dans les groupes de recherche OCSD et ISI respectivement.

Je suis très reconnaissant envers Madame Sylviane GENTIL, Professeur à l'Institut National Polytechnique de Grenoble, d'avoir accepté avec Monsieur Janan ZAYTOON, Professeur à l'UFR Sciences Exactes et Naturelles de Reims, d'étudier mes travaux et d'en être les rapporteurs ainsi que pour l'intérêt et l'attention qu'ils ont accordés à cette étude.

Je remercie énormément les membres du jury pour les conseils et remarques qui m'ont beaucoup aidé à la finalisation de ce document :

Michel COMBACAU, président du jury, Professeur à l'Université Paul Sabatier de Toulouse

João Mauricio ROSARIO, Professeur à l'Université de Campinas (Brésil),

J'exprime toute ma gratitude à mon Directeur de Recherche, Monsieur Jean-Claude PASCAL, qui sur le plan personnel m'a permis d'établir une relation de confiance, partage et amitié et qui, du côté professionnel, m'a encadré avec patience, rigueur et compétence. Je le remercie pour ses inépuisables disponibilité, critique, soutien et encouragement.

Je voudrais étendre cette gratitude à Monsieur Robert VALETTE à qui je dois également la réalisation et la finalisation de mes travaux.

Je ne pourrais oublier de remercier également Monsieur Philippe ESTEBAN pour ses avis et remarques clés. Pour cela, je lui dédie la '*place Esteban*'.

Je voudrais aussi inscrire dans ces lignes le plaisir que j'ai eu à travailler parmi vous, au LAAS. Avoir un quotidien énormément convivial avec M. Paludetto, M. Demmou, M. Sahraoui et M. Nketsa. Partager un bureau avec mon responsable de thèse M. Pascal et M. Esteban. Prendre un café avec un groupe fantastique de personnes. J'adore le café mais sans vous je ne trouvais pas la motivation pour aller à la cafeteria. J'y ai passé d'inoubliables petits moments de discussion sur les problèmes du monde et de réflexion sur la vie avec Yasemin, Marcos, Nabil, Paulo, Laura, Emilia, Cris, Joana, Valentim, Magnos, Roberta, Francisco, Sara, David, Adriano, João, Karim, Stéphanie, Carmen, Emmanuelle, Mila, Malika, Hani, Mourad, Adel et d'autres personnes involontairement oubliées. Rencontrer des personnes très sympathiques dans les couloirs, être

accueilli par un personnel administratif et technique sympathique et patient. Je garderai ces moments parmi les bons souvenirs de la France.

Je ne peux pas finir ce texte sans remercier toutes les personnes que j'ai pu rencontrer pendant mon séjour en France. Je les garderai dans mon coeur pour la vie. Certaines de ces personnes ont pu remplacer les distances de nos entourages brésiliens. Je vous remercie Marcos, Yasemin, Luiz, Florence, Paulo, Laura, Cathy pour votre amitié.

Pour finir mes remerciements je dédie ces dernières lignes en portugais à mes parents et à mon épouse

Quando atingimos etapas importantes na vida um sentimento de gratidão indescritível toma conta de nosso ser. Lembranças de uma infância com amor, dedicação, abdicção vem à mente. Anos de estudo que culminaram à este momento único na vida. A este momento singular e mágico dedico à meu pai e minha mãe. Muito obrigado por terem me encaminhado até aqui.

Agradeço à Deus por tê-la encontrada na saída do Cefet. A partir deste momento pude sempre contar com o apoio de uma mulher que sabe e pode levar um homem ao sucesso. Minhas conquistas não são únicas. Devo em parte à você e à meus tesouros maiores na vida que você me presenteou – nossos filhos. Muito obrigado meu amor, meus amores.

* *

Table de Matières

INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE 1.....	7
Contexte général.....	7
1.1. Terminologie de référence et définitions adoptées	8
1.2. La problématique de surveillance et de diagnostic	11
1.2.1. Considérations initiales.....	11
1.2.2. La taille de l'installation et la complexité des relations.....	13
1.2.3. Les phases transitoires.....	14
1.2.4. Les écarts marginaux	16
1.3. Conclusions	17
CHAPITRE 2.....	19
Diagnostic : méthodes et modèles.....	19
2.1. Les approches relationnelles.....	19
2.2. Les méthodes de traitement de données	20
2.2.1. Le diagnostic par Analyse Qualitative de Tendence (AQT)	20
2.2.2. Le diagnostic par reconnaissance de formes.....	22
2.2.2.1. Le principe de base :.....	22
2.2.2.2. Les outils LAMDA et SALSA	23
2.2.2.3. D'autres approches	24
2.2.3. L'apprentissage	25
2.2.4. Conclusions sur les méthodes de traitement de données	26
2.3. Les méthodes à base de modèles	26
2.3.1. Considérations générales.....	26
2.3.2. Approches basées sur la cohérence	28
2.3.2.1. Principe de base.....	28
2.3.2.2. L'utilisation d'une connaissance de défaut	29
2.3.3. Les approches à base de modèles quantitatifs (FDI).....	31
2.3.3.1. Principe de base.....	31
2.3.3.2. La méthode d'estimation paramétrique.....	32
2.3.3.3. La méthode à base d'observateurs (ou banc d'observateurs).....	33
2.3.3.4. Les filtres de Kalman.....	33
2.3.3.5. La méthode d'espace de parité.....	33
2.3.4. Les méthodes qualitatives basées sur un raisonnement causal.....	34
2.3.4.1. Considérations générales	34
2.3.4.2. L'approche de Gomaa.....	36
2.3.4.3. L'approche de Ca~En (CAusal ENgine)	36

2.3.4.4. L'approche de Evsukoff.....	38
2.3.4.5. Conclusion.....	39
2.4. Conclusions	39
CHAPITRE 3.....	41
Les approches de diagnostic à base de modèles discrets.....	41
3.1. Les approches fondées sur une modélisation orientée composants	42
3.1.1. Les approches fondées sur la proposition de Sampath.....	42
3.1.2. La technique model-checking.....	44
3.1.3. Conclusion partielle	44
3.1.4. L'approche hybride de supervision et surveillance de Andreu.....	45
3.2. Les approches de signature temporelle	46
3.2.1. Chronique	46
3.2.2. Scénario et session	48
3.2.3. Templates.....	48
3.2.4. Conclusion partielle	49
3.3. Les approches basées sur l'abstraction de la dynamique continue	49
3.3.1. Les approches orientées Diagnostic	50
3.3.1.1. La méthode de diagnostic de Lunze	51
3.3.1.2. Les approches basées sur un raisonnement temporel explicite.....	54
3.3.1.3. D'autres approches	57
3.3.2. Les approches orientées supervision.....	58
3.3.3. Conclusion partielle	60
3.4. Les approches basées sur un raisonnement flou et la théorie de possibilité	61
3.5. Conclusions	64
CHAPITRE 4.....	67
Notre proposition.....	67
4.1. Niveau d'abstraction de la dynamique continue	68
4.2. Le niveau structurel d'influence	69
4.3. Niveau de configuration.....	69
4.4. La surveillance et diagnostic	70
CHAPITRE 5.....	75
Le processus d'abstraction de la dynamique continue	75
5.1. Une vision générale des méthodes d'abstraction et de partitionnement.....	76
5.1.1. Présentation de quelques méthodes d'abstraction	77
5.1.2. La prise en compte de l'incertitude.....	80
5.1.2.1. Les approches avec un raisonnement à base d'intervalles	80
5.1.2.2. Les travaux liés au projet AQUA.....	81
5.1.2.3. Les approches avec un raisonnement temporel.....	82
5.1.2.4. L'utilisation des ensembles flous et la théorie de possibilité.....	82
5.2. Notre problématique de l'abstraction et le partitionnement.....	84
5.2.1. Le partitionnement flou et le raisonnement possibiliste	85
5.2.1.1. Principe	85
5.2.1.2. La définition des dates floues.....	87

5.2.1.3. La notion d'événement.....	89
5.2.1.4. L'analyse temporelle de transition d'état.....	90
5.2.1.5. L'interprétation possibiliste d'état qualitatif	92
5.2.1.6. Analyse temporelle d'incertitude liée à la définition du partitionnement	92
5.2.2. Les relations de cohérence temporelle entre variables.....	93
5.2.2.1. Au niveau MO_t	93
5.2.2.2. Au niveau phase.....	94
5.2.2.3. Analyse d'ambiguïté d'état sur $\Gamma_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$ au sein d'une phase	95
5.3. Conclusions	97
CHAPITRE 6.....	99
Le modèle RdPTF pour la surveillance au niveau MO_t.....	99
6.1. Le modèle RdPTF.....	100
6.1.1. Définition.....	101
6.1.2. Principe de base de représentation et d'évolution du RdPTF.....	103
6.1.3. Exemple de représentation par $RdPTF_R$	104
6.2. L'évolution du modèle RdPTF.....	106
6.2.1. L'évolution du marquage	107
6.2.2. Le mécanisme de recalage et le modèle RdPTF estimation.....	109
6.2.3. Le mécanisme de suivi et de détection locale.....	111
6.3. Le RdPTF et la représentation de cohérence temporelle	114
6.3.1. Scénario de défaut et diagnostic déductif	114
6.3.2. La surveillance sur la conduite de l'opérateur.....	118
6.4. Considérations complémentaires	121
6.5. Conclusions	122
CHAPITRE 7.....	123
La surveillance et le diagnostic au niveau <i>phase</i>	123
7.1. Le modèle $RdPTF_I$.....	124
7.1.1. Définition.....	125
7.1.2. Exemple.....	126
7.2. Le mécanisme de la détection et du diagnostic au niveau <i>phase</i>.....	128
7.2.1. Le mécanisme de base	128
7.2.1.1. L'obtention des indices d'écart.....	128
7.2.1.2. L'inférence de base pour la décision de localisation.....	129
7.2.2. L'affinement du mécanisme.....	130
7.3. Structure d'influence et partitionnement flou.....	131
7.4. Le RdPTF des modèles de référence et de suivi et la représentation de la cohérence d'évolution globale	133
7.5. Le RdPTF du modèle de prédiction, la représentation de la relation locale d'influence et le diagnostic.....	135
7.5.1. Mécanisme de recalage temporel d'influence (rc_I)	136

7.5.1.1. Le principe de la méthode.....	136
7.5.1.2. La démarche	137
7.5.1.3. La définition	138
7.5.1.4. L'analyse sur l'exemple.....	138
7.5.2. L'évolution du RdPTF _r complet et le diagnostic.....	139
7.5.3. Analyse complémentaire globale	143
7.6. La modélisation de comportement de défaut.....	144
7.7. Considérations générales et Conclusions	145
CONCLUSION ET PERSPECTIVES	147
Bibliographie	144

Liste de figures

Figure 1.1 : Notion de précision, exactitude et incertitude de la prédiction du modèle.....	10
Figure 1.2 : Schéma général du système de supervision d'après [Isermann, 97].....	12
Figure 2.1 : Une classification générale des approches de diagnostic	20
Figure 2.2 : Les épisodes et la classification.....	21
Figure 2.3 : L'approche d'AQT pour le diagnostic de défaut de [Dash et al., 03].....	22
Figure 2.4 : Schéma Lamda [Kempowsky, 05a].....	23
Figure 2.5 : L'automate flou (modèle de référence statique) de [Waissman et al., 00].....	24
Figure 2.6 : Le principe de diagnostic à base de modèle	27
Figure 2.7: Diagnostic à base de cohérence	28
Figure 2.8 : Modes de comportement.....	29
Figure 2.9 : Le diagnostic FDI	31
Figure 2.10 : Table d'incidence pour des résidus structurés	32
Figure 2.11 : L'approche d'espace de parité	33
Figure 2.12 : Relation de parité associée à une représentation causale.....	34
Figure 2.13 : Un RdPC ² H modélisant une influence causale FTQ(K, r, tr).....	36
Figure 2.14 : Le mécanisme de prédiction de Ca~En	37
Figure 2.15 : L'architecture Hybride de Benazera.....	37
Figure 2.16 : Principe de décision de condition d'alarme d'Evsukoff.....	38
Figure 3.1 : L'approche de diagnostic de Sampath.....	43
Figure 3.2 : Le modèle de référence hybride du sous-système ou composant et son intégration à la commande pour la détection [Andreu, 96].....	45
Figure 3.3 : L'approche de chronique de [Dousson, 94].....	46
Figure 3.4 : Apprentissage supervisé de chroniques [Cauvin et al., 98].....	47
Figure 3.5 : La distance entre <i>scénario</i> et <i>session</i>	48
Figure 3.6 : L'idée de base de l'abstraction de l'espace d'état	50
Figure 3.7: Diagnostic basé sur un modèle et observation qualitatifs [Lunze, 00]	51
Figure 3.8: La méthode QuaMo [Eginlioglu et al., 02].....	53
Figure 3.9: Structure d'observateurs qualitatifs parallèles et diagnostic.....	53

Figure 3.10 : Automate temporisé et le diagnostic [Supavatanakul et al., 03], [Hristov et al., 02].....	54
Figure 3.11 : Le diagnostic associé à l'exemple de la figure 3.10(b).....	55
Figure 3.12 : L'automate temporisé de représentation de la trajectoire du seuil w vers v	56
Figure 3.13 : RdP de représentation de l'espace qualitatif $\{-n, \dots, +n\}$	58
Figure 3.14 : La condition d'abstraction pour la synthèse du superviseur.....	59
Figure 3.15 : Distribution de possibilité.....	62
Figure 3.16 : L'approche de Andreu [Andreu et al., 97].....	63
Figure 3.17 : Raisonnement d'incohérence de Jocelyn et Frank.....	64
Figure 4.1 : Notre structure de modélisation.....	67
Figure 4.2 : Notre structure de surveillance/diagnostic.....	70
Figure 5.1 : Procédé à deux bacs.....	76
Figure 5.2 : Partitionnement dynamique de [Stursberg & Kowalewski, 99]	78
Figure 5.3 : La discrimination des comportements	79
Figure 5.4 : Le partitionnement de Struss et l'enveloppe d'incertitude $\pm \varepsilon$ [Struss, 03].....	81
Figure 5.5 : La modélisation d'incertitude proposée par Isermann.....	83
Figure 5.6 : Les distributions de possibilité d'incertitude de mesure.....	83
Figure 5.7 : La méthode d'abstraction et définition du partitionnement.....	84
Figure 5.8 : La méthode d'abstraction et de définition du partitionnement.....	86
Figure 5.9 : Fenêtre temporelle de transition d'état qualitatif.....	87
Figure 5.10 : La définition de date floue de transition d'état qualitatif.....	87
Figure 5.11 : La modélisation des incertitudes et la définition de date floue.....	88
Figure 5.12 – Analyse de discriminabilité et le partitionnement	89
Figure 5.13 : La notion d'événement et son approximation.....	90
Figure 5.14 - Fenêtres temporelles floues associées à v_2	90
Figure 5.15 – Instants possiblement avant et possiblement après la date floue	91
Figure 5.16 – Intervalle de v_2 dans l'état qualitatif v_{2Qm}	91
Figure 5.17 : L'évaluation de nécessité sur les incertitudes d'observation.....	92
Figure 5.18 : L'affinement du partitionnement	93
Figure 5.19 : La cohérence temporelle entre v_1 et v_2	94
Figure 5.20 : La cohérence temporelle au sein d'une relation	95
Figure 5.21 : La description temporelle associée à l'influence $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$	96
Figure 5.22 : Le partitionnement levant l'ambiguïté de prédiction sur l'influence	96

Figure 6.1 : Structure du modèle RdPTF au niveau MO_t	101
Figure 6.2 : Le principe de base de représentation et d'évolution du modèle RdPTF	103
Figure 6.3 : Le modèle RdPTF _R de la variable v_2 associée à $\mathbf{Re}(v_1 \leftrightarrow v_2)$	104
Figure 6.4 : Le partitionnement de la trajectoire de la variable v_2	104
Figure 6.5 : Le scénario de défaut sur v_2	106
Figure 6.6 : L'évolution du RdPTF référence - suivi de v_2	107
Figure 6.7 : Le mécanisme de recalage temporel sur v_2	111
Figure 6.8 : L'évolution du RdPTF de v_2 complété par le <i>modèle d'estimation</i>	113
Figure 6.9 : Les trajectoires de comportement normal et de défaut sur v_1 (n_a) et v_2 (n_b).....	115
Figure 6.10 : Le partitionnement temporel flou liée à la relation $\mathbf{R}_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$	115
Figure 6.11 : Le RdPTF _R liée à la relation $\mathbf{R}_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$ à l'instant τ_{e4v1}	116
Figure 6.12 : Les trajectoires de n_a et n_b caractéristiques du MO_t ' <i>préparation produit x</i> '	119
Figure 6.14 : Le RdPTF de représentation d'une trajectoire d'ordre supérieur	121
Figure 7.1 : La structure du modèle RdPTF _F au niveau <i>phase</i>	124
Figure 7.2 : Le modèle RdPTF _F de la variable v_{v2} associée à $\mathbf{I}_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$	127
Figure 7.3 : L'inférence logique de base du diagnostic (localisation)	129
Figure 7.4 : Les descripteurs qualitatifs sur <i>de</i>	130
Figure 7.5 : La décision affinée de localisation au niveau de vérification <i>local</i> ou <i>global</i>	131
Figure 7.6 : Condition événementielle de tendance inversée.....	131
Figure 7.7 : La structure d'influence \mathbf{I}_e^{ph} de la <i>phase</i> considérée.....	132
Figure 7.8 : Les trajectoires liées à l'influence $\mathbf{I}_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$	132
Figure 7.9 : Le partitionnement $\mathbf{I}_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$	132
Figure 7.10 : L'évolution du RdPTF _F <i>suivi et référence</i> de v_{v2}	134
Figure 7.11 : Le mécanisme de recalage temporel d'influence rc_F	137
Figure 7.12 : L'évolution du RdPTF _F complet de v_{v2}	140
Figure 7.13 : Le modèle RdPTF _F complété par la branche <i>fi</i>	145

INTRODUCTION GENERALE

Les systèmes de surveillance et de supervision jouent un rôle majeur pour la sécurité des installations industrielles et la disponibilité des équipements. Signaler le plus tôt possible à l'opérateur les écarts détectés par rapport au comportement nominal prévu est fondamental pour la mise en œuvre des actions préventives et correctives sur le procédé. Le lancement, le plus tôt possible, des phases de diagnostic et de décision est primordial dans certains types d'installations tels que les procédés chimiques et de traitement par lots (batch systems). En effet, il est rarement possible de suspendre une opération dans l'attente d'une décision. La matière, "vivante", continue à évoluer même en dehors de tout traitement et peut donc "échapper" au contrôle (emballement d'une réaction par exemple).

Ces procédés présentent une grande complexité pour la commande/surveillance en raison de leur caractère hybride (aspects continus et discrets étroitement liés), du nombre de variables mis en jeu et de la complexité de leurs relations. Cette complexité est accentuée par la nécessité de nombreux changements de modes opératoires qui conduisent à de nombreuses phases transitoires. La mauvaise gestion de ces phases transitoires, durant lesquelles l'opérateur est fortement impliqué, peut avoir des conséquences dramatiques pour les produits et les équipements. Des procédures de conduite très strictes doivent être suivies. L'opérateur doit enchaîner un certain nombre d'actions en respectant les contraintes temporelles imposées.

La surveillance de ces phases transitoires est délicate. Le nombre élevé de variables à considérer rend difficile l'interprétation du comportement du procédé [Sundarraman et al., 03]. En cas de défaut, un diagnostic devient alors une tâche complexe. Les écarts, même marginaux, par rapport au comportement nominal souhaité doivent être surveillés de façon à avertir l'opérateur sur des évolutions non prévues qui peuvent aboutir à une défaillance. Les écarts marginaux peuvent indiquer un dysfonctionnement qui dégénère lentement ou encore une conduite inadéquate de l'opérateur ou du système de pilotage. Dysfonctionnement dont la détection ne sera faite qu'ultérieurement en fonction de la sensibilité du système de surveillance. Or, comme nous l'avons dit précédemment, il est important de signaler l'occurrence des défauts le plus tôt possible.

Pour faire face à la complexité, le système de commande/surveillance est hiérarchisé [Andreu 96], ainsi le niveau haut concerne la Supervision qui s'appuie sur le niveau Coordination et au niveau bas se trouvent les Commandes Locales. Cette hiérarchisation est complétée par une hiérarchisation procédurale [ISA88, 95] organisée, en partant du niveau haut, en termes de Recettes, Procédures, Opérations, Phases et Pas. Le diagnostic, en fait, est une tâche étroitement liée à la Supervision qui permet la réévaluation des consignes des boucles de régulation et des commandes en fonction d'un raisonnement basé sur le comportement observé du procédé. La localisation et l'identification d'un défaut sont importantes pour le choix et la mise en œuvre

d'une loi de commande permettant un processus de reprise ou de reconfiguration. Au niveau haut, le traitement est essentiellement événementiel. L'échelle de temps est différente de l'échelle temporelle plus fine exigée au niveau bas. Les écarts marginaux lors des phases transitoires conduisent à des dérives lentes qui sont difficilement détectables au niveau bas où les modèles utilisés sont trop fins (méthodes échantillonnées). En outre, le suivi de ces phénomènes doit être interprétable par l'opérateur humain.

Notre démarche se situe aux deux niveaux hauts de la hiérarchie procédurale : surveillance au niveau d'une opération et plus particulièrement lors du transitoire du mode opératoire (*MOt*) où les relations d'influence entre les variables sont faiblement connues ou non connues. Surveillance au sein d'une phase où les relations d'influence sont connues dans un intervalle de temps appartenant à l'horizon du mode opératoire.

Concernant la complexité des relations des variables mises en jeu, il n'est pas toujours facile et forcément nécessaire une modélisation précise de la dynamique du procédé. Dans ce cas, les approches qualitatives permettent une représentation avec un degré d'abstraction plus en adéquation avec le niveau haut de surveillance considéré.

Pour cela, nous proposons une abstraction événementielle et symbolique des dynamiques continues compatibles avec les niveaux de la hiérarchie de surveillance. Cette abstraction est basée sur un partitionnement temporel flou de la dynamique de chaque variable mesurée ou observée définissant un ensemble d'états qualitatifs. Pour son pouvoir de représentation et pour rester cohérent avec une approche hiérarchique basée réseau de Petri, les Réseaux de Petri Temporels Flous ont été choisis.

Ce mémoire est organisé en deux parties.

La première partie présente le cadre général de notre étude. Elle est consacrée à une étude bibliographique assez large sur la problématique de surveillance et de diagnostic des systèmes hybrides complexes, ainsi que sur la problématique de modélisation associée.

Dans le premier chapitre, nous présentons le vocabulaire et la terminologie employés dans ce mémoire de façon à bien positionner le cadre de notre travail. Il réunit des définitions discutées au sein de différentes communautés scientifiques. Ensuite, l'accent est mis sur les points suivants : la taille de l'installation et la complexité des relations physiques, les phases transitoires et le comportement de dérive lente qui peuvent s'y produire.

Dans le deuxième chapitre, nous analysons les principales approches de diagnostic liées à notre problématique de surveillance et de modélisation que nous avons organisées selon la classification suivante : les méthodes relationnelles, les méthodes de traitement de données et les méthodes à base de modèles.

Notre proposition s'intègre aux niveaux hauts du système de commande/surveillance reposant sur une modélisation essentiellement discrète. Nous avons dédié le troisième chapitre aux approches de diagnostic à base de modèles discrets. Nous focalisons notamment sur les approches basées sur les concepts de signature temporelle et les approches fondées sur l'abstraction de la dynamique continue.

Le quatrième chapitre est consacré à la présentation de notre proposition, fondée sur une intégration d'un certain nombre de concepts issus de différentes communautés et formalisés dans une structure à base de modèle à événements discrets. Nous proposons l'organisation de la connaissance disponible en différents niveaux de représentation : un niveau d'abstraction de la

dynamique continue et un niveau structurel d'influences qui décrit les relations existant entre les variables. Cette connaissance est étroitement liée au niveau procédural (*MOt* et *phase*) considéré qui permet une délimitation structurelle du procédé en identifiant les éléments physiques (composants ou sous-systèmes) mis en jeu. L'association de la connaissance à des composants physiques ou sous-systèmes permet alors la localisation de défauts.

La deuxième partie est consacrée au développement de notre proposition.

Dans le cinquième chapitre, nous traitons la problématique d'abstraction des dynamiques continues de façon à obtenir une représentation qualitative discrète adaptée au niveau de surveillance proposé. Dans un premier temps, nous présentons une vision générale des méthodes d'abstraction existantes. Puis, nous détaillons notre méthode d'abstraction fondée sur un partitionnement temporel flou de la trajectoire incertaine de chaque variable continue considérée. Il en résulte un ensemble d'états qualitatifs et la définition de dates floues d'occurrence d'événements de transition d'état et de temps de séjour dans chaque état qualitatif, constituant la base de description de référence. Le mécanisme de vérification de cohérence temporelle d'évolution entre les variables complétant notre méthode est ensuite présenté. Au niveau *MOt*, celui-ci permet le suivi et la détection de trajectoires divergentes. Au niveau *phase*, où la structure d'influence est connue (connaissance causale), un mécanisme de rétablissement de cohérence temporelle est proposé.

Dans le chapitre six, nous présentons le modèle à base de réseau de Petri temporel flou (RdPTF) défini au niveau *MOt*. Le modèle global est constitué, pour chaque variable, d'un *modèle de référence*, d'un *modèle de suivi* et d'un *modèle d'estimation*. Il est complété par un modèle de cohérence permettant la mise en œuvre du mécanisme de vérification de cohérence temporelle. Il est alors possible de détecter les déviations par rapport au comportement normal qui peuvent provenir d'une mauvaise conduite du procédé par l'opérateur ou par le système de pilotage ou une anomalie sur un composant physique qui dégénère lentement. Le diagnostic, quant à lui, est basé sur une connaissance experte (déductive) de défaut.

Dans le chapitre sept, nous adaptons le modèle RdPTF proposé au niveau *MOt* pour prendre en compte la structure d'influence (graphe d'influence). Ainsi, nous étendons le simple mécanisme de vérification de cohérence temporelle fondée sur la confrontation entre le suivi et la référence vers un mécanisme de rétablissement de cohérence au niveau *phase*. Pour cela, grâce à la structure d'influence connue à ce niveau, une analyse des dynamiques continues est effectuée par une nouvelle méthode de recalage temporel, fondée sur les concepts de distance et similarité floues liées à la notion de distance normalisée. Le processus de propagation de la dynamique des variables en amont sur les variables en aval de la structure d'influence est alors décrit à travers le *modèle de prédiction*. Ce modèle complété par un *modèle de référence* et un *modèle de suivi* constitue le modèle associé à chaque relation d'influence. Des indices d'écart temporel obtenus à partir du mécanisme de suivi et de l'évolution du RdPTF permettent la localisation du défaut. En fin de chapitre, nous présentons certains aspects supplémentaires concernant notamment le besoin, dans certains cas, d'une connaissance partielle de modes de défaut pour la résolution des hypothèses (affinement du diagnostic) et l'identification du défaut.

Le dernier chapitre conclut notre travail et propose un certain nombre de perspectives.

Première Partie :

Le Cadre de l'étude

CHAPITRE 1

Contexte général

L'automatisation de nos jours, quelle que soit la branche d'industrie considérée, présente des objectifs qui ciblent l'augmentation des performances du système de production et de la qualité du produit à travers sa traçabilité et la diminution des coûts de fabrication. Dans ce contexte, un autre objectif concerne: la sécurité de l'installation industrielle et la disponibilité de ses machines et des lignes de production. Les systèmes de surveillance et de supervision y jouent donc un rôle majeur. Signaler à l'avance à l'opérateur les écarts détectés par rapport au comportement nominal prévu est fondamental pour la mise en œuvre des actions préventives et correctives sur le procédé. Ainsi, des conditions adéquates de fonctionnement peuvent être rétablies en fonction de l'anormalité détectée en évitant des pertes de production. Par ailleurs, le fait de pouvoir lancer le plus tôt possible des phases de diagnostic et de décision est d'autant plus important que dans certains types d'installation tels que les procédés chimiques et de traitement par lots (*batch systems*), il est rarement possible de "figer" dans un état d'attente un équipement ou de suspendre une opération dans l'attente d'une décision, contrairement aux systèmes manufacturiers où cela est souvent possible. En effet, la matière, "vivante", continue à évoluer même en dehors de tout traitement et peut donc "échapper" au contrôle (emballement d'une réaction par exemple).

Des systèmes industriels commerciaux¹ ainsi que différentes architectures de surveillance sont proposées dans la littérature. La plus classique consiste en une hiérarchie entre les boucles de régulation et les commandes locales et une supervision globale qui fixe des consignes. Les systèmes de traitement d'alarmes sont les outils de base utilisés pour aider les opérateurs à surveiller une installation : des valeurs limites sont définies sur des variables clés et les mesures hors limites déclenchent des alarmes. Ces systèmes, en raison de leur simplicité, ne réagissent que pour des défauts abrupts et manquent d'une détection plus affinée et suffisamment anticipatoire pour des dérives lentes; l'apparition d'alarmes indique alors une défaillance déjà installée. Par ailleurs, la définition de seuils simples conduit le système à un taux significatif de fausses alarmes dues aux perturbations.

¹ Intitulés, en général, *systèmes numériques de contrôle commande* (SNCC) ou, à partir des définitions anglaises, *Digital Control System* (DCS) et *Supervisory Control And Data Acquisition system* (SCADA) [Combacau et al., 02] [Gentil, 03].

La connaissance structurelle et fonctionnelle de l'installation est fondamentale pour la conception d'une architecture de surveillance et de supervision. Elle doit permettre une vision granulaire adéquate pour la localisation physique des défauts. A la suite de la localisation du défaut, il est envisagé en général la mise en œuvre de séquences d'opérations d'adaptation de la commande (changement des consignes ou reconfiguration), des procédures d'urgence ou encore une reconfiguration structurelle (redondance matérielle) [Blanke et al., 03].

Dans ce contexte, au cours des dernières années, les recherches ont été orientées vers la proposition de systèmes de supervision et de surveillance *avancés* [Gentil, 03]. Le concept *avancé* est à prendre au sens d'une surveillance qui étend son simple rôle d'acquisition et d'établissement d'alarmes à la prévention de l'opérateur en cas de fonctionnement anormal et de son orientation vers les causes de ce dysfonctionnement et le processus de décision. La surveillance est alors fondée sur la *détection et le diagnostic (localisation et identification) de défauts*.

A l'heure actuelle, la détection et le diagnostic de défauts font l'objet d'une recherche tournée vers l'identification et l'intégration de concepts et de méthodes développés au sein de différentes communautés, notamment FDI (*Fault Detection and Isolation*) et IA (*Intelligence Artificielle*) [Cordier et al., 00] [Dague, 01]. Nous pouvons citer les travaux du groupe de recherche européen Bridge (*BridgeTask Group*) issu du réseau d'excellence MONET (*Network of Excellence on Model Based Systems and Qualitative Reasoning*) et du groupe français IMALAIA (*Intégration de Methodes ALliant Automatique et Intelligence Artificielle*). Dans le cadre du programme national français en Intelligence Artificielle PRC-IA, les résultats du groupe de recherche ALARMe (*Gestion d'Alarme*) sont réunis dans [Cauvin et al., 98]. Une partie des concepts et méthodes issus de ces univers sera évoquée dans les sessions et chapitres suivants.

Avant de bien positionner le cadre de notre travail et son développement effectif, la section suivant est consacrée à la présentation du vocabulaire employé dans ce manuscrit.

1.1. Terminologie de référence et définitions adoptées

Pendant les dernières années, un effort a été réalisé par les communautés liées à la supervision et au diagnostic de façon à établir un vocabulaire et une terminologie communs. Nous avons retenu, dans ce mémoire, des définitions issues de sources bibliographiques diverses. La plupart d'entre elles ont été discutées au sein du SAFEPROCESS (*Technical Committee of International Federation of Automatic Control*) et condensées sur la forme d'un glossaire dans le cadre du projet MONET. D'autres ont été discutées au sein des groupes GRP (*Groupement pour la Recherche en Productique*) et SPSF (*Systèmes de Production Sûrs de Fonctionnement*). Nous complétons cette terminologie avec quelques définitions provenant de la norme ISA 88 [ISA 88] qui définit la terminologie et les modèles de base des principes de contrôle des procédés batch.

Définitions générales :

- *Défaut* : une déviation non permise d'au moins une propriété ou d'un paramètre caractéristique du système par rapport aux conditions normales de fonctionnement.
- *Panne ou défaillance* : interruption permanente de la capacité du système à remplir une fonction requise dans des conditions d'opérations spécifiées.

- *Dysfonctionnement* : exécution d'une fonction du système au cours de laquelle le service rendu n'est pas délivré ou est délivré de manière incomplète.
- *Symptôme* : changement d'une quantité observable par rapport à un comportement normal.
- *Perturbation* : signal d'entrée non contrôlé dont la présence est non souhaitable mais considérée comme normale.
- *Résidu* : indicateur de défaut basé sur la déviation entre les mesures et les calculs basés sur un modèle.
- *Trajectoire* : évolution temporelle d'une variable.
- *Suivi* : fonction maintenant en permanence un historique des traitements effectués par le système de commande/supervision et une trace des événements que perçoit le système.
- *Détection de défauts* : détermination de la présence de défauts et de l'instant d'occurrence de ces défauts.
- *Localisation de défauts* : détermination du type, de la localisation et de la date d'un défaut détecté. Consiste à remonter d'un ensemble de symptômes à un ensemble de composants défaillants.
- *Identification de défauts* : détermination de la taille et du comportement temporel d'un défaut. Fonction qui suit la localisation.
- *Diagnostic* : détermination du type, de la taille, de la localisation et de l'instant d'occurrence d'un défaut. Fonction qui suit la détection et inclut les fonctions de localisation et d'identification.
- *Surveillance* : ensemble de fonctions s'exécutant en temps réel ayant pour but de reconstituer l'état réel du procédé au sein de modèles utilisés par le système de conduite du procédé. Consiste en l'enregistrement de l'information ainsi qu'en la reconnaissance et l'indication de comportements anormaux.
- *Supervision* : représente la surveillance d'un système physique et la prise de décisions appropriées en vue de maintenir son opération face à des défaillances.

Domaine de la connaissance:

- *Connaissance topologique (structurelle)* : description de l'interconnexion des composants du procédé (modèle structurel).
- *Connaissance comportementale* : description de la relation d'entrée-sortie des composants du système. Le modèle de comportement du système décrit les trajectoires du système.

Caractéristiques du modèle:

- *granularité* : se rapporte au nombre de variables utilisé dans un modèle. L'élimination ou l'agrégation de certaines variables du modèle correspond à un processus *d'abstraction*.
- *précision* : reflète le niveau de détail mis pour exprimer les distinctions entre les valeurs des variables décrivant le système. Les *modèles analytiques* sont utilisés pour une représentation plus précise tandis que les *modèles qualitatives et heuristiques* demandent une connaissance moins précise.

- *exactitude* : liée à la distance entre la solution du modèle et le comportement observé du système réel. L'opération d'*abstraction* conserve l'exactitude du modèle.
- *incertitude* : décrit le niveau de confiance que l'on peut accorder à la solution du modèle. Il y a l'incertitude liée à la valeur de paramètres, celle liée aux relations fonctionnelles entre les variables et celle correspondant aux perturbations non prises en compte par le modèle, que peut subir le système. La figure 1.1 présente ces différentes notions.

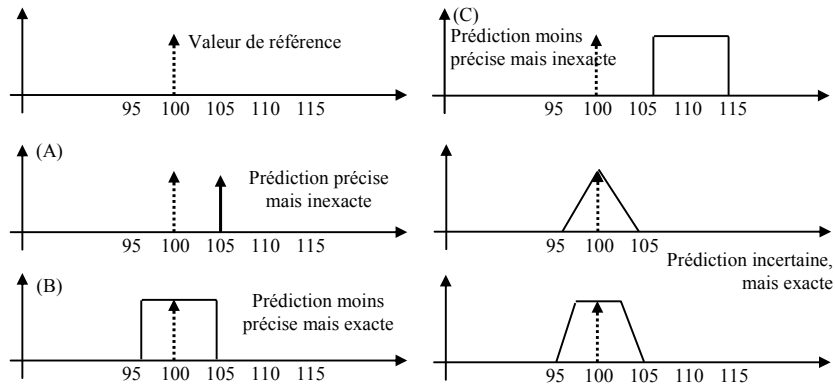


Figure 1.1 : Notion de précision, exactitude et incertitude de la prédiction du modèle

Critères liés au diagnostic:

- *précision* : un diagnostic précis est bien celui qui contient un défaut correct dans l'ensemble de candidats (défauts).
- *résolution* : correspond à la faculté du diagnostic à établir un ensemble minimal de candidats (le cas idéal un) en s'appuyant sur l'information issue du procédé.
- *robustesse* : capacité du système à fournir un diagnostic précis malgré les incertitudes de modélisation, les perturbations ou les bruits de mesure.
- *sensibilité* : capacité à détecter de faibles défauts qui proviennent de faibles changements de trajectoires des variables.
- *fiabilité* : consiste en un diagnostic précis de tous les défauts y compris les défauts non prévus.
- *pouvoir d'explication*: capacité du système de diagnostic à fournir des explications sur comment un défaut s'est produit et s'est propagé jusqu'à la détection, et sur sa propagation au sein du procédé en justifiant la proposition des hypothèses.

Norme ISA 88 [ANSI/ISA-88.01, 95] définie dans le cadre de procédés batch:

- *Instruction* : commande élémentaire orientée équipement adressée à un élément ou à un composant afin qu'il effectue un traitement donné (exemple : ouvrir une vanne).
- *Pas* : séquence temporelle ou événementielle d'instructions à exécuter dans un module (ensemble) d'équipements en vue d'accomplir une tâche spécifique (exemple : préchauffer à 85°C)
- *Phase* : succession de pas permettant de réaliser une fonction élémentaire (chargement d'un réacteur avec une matière première par exemple).

- *Opération* : ensemble de phases exécutées en séquence ou en parallèle sur une unité de production. Une opération conduit le produit d'un état à un autre, induisant une modification des propriétés physiques et/ou chimiques de celui-ci (exemple: la réaction)
- *Procédure*: ensemble d'opérations à exécuter dans une ligne de production, pour fabriquer un produit particulier.
- *Recette* : utilisé pour spécifier le produit à réaliser, le type d'équipements requis, la procédure de traitement et les ingrédients, quantités, paramètres et temps de fabrication, ainsi que la formule assurant la fabrication d'une quantité désirée de produit.

1.2. La problématique de surveillance et de diagnostic

Dans cette section nous présentons une vision générale de notre problématique de surveillance et diagnostic qui servira de base pour l'analyse bibliographique plus approfondie effectuée dans la suite de ce mémoire.

1.2.1. Considérations initiales

Notre travail porte sur la surveillance de systèmes industriels complexes, et plus particulièrement sur le suivi, la détection et le diagnostic. La *complexité* du procédé, au sens du nombre de variables et de la complexité de leurs relations physiques rendent difficile l'obtention des équations qui décrivent le comportement du système. Cette complexité est aggravée au niveau des régions transitoires car les relations deviennent non linéaires. Notre démarche concerne non seulement la détection des écarts abrupts par rapport au comportement normal, mais aussi l'évaluation des écarts marginaux qui peuvent se produire, de façon à localiser et à identifier le problème et le composant défaillant le plus tôt possible.

Notre démarche se situe à deux niveaux de la surveillance définie selon une hiérarchie procédurale couramment établie dans le cadre des procédés complexes, notamment les procédés *batch* [David, 96], [Bhagwat et al., 03], [Sundarraman & Srinivasan, 03]:

- Surveillance au niveau d'une *opération* : niveau le plus haut de la surveillance où les relations d'influence entre les variables sont faiblement connues ou soumises à des changements conduisant à une modélisation difficile. A ce niveau, il semble plus intéressant un traitement événementiel et qualitatif des dynamiques qui caractérisent les régions *inter-phases* (*mode opératoire transitoire* (MO_t)) et qui peuvent alors indiquer des incohérences d'évolution temporelle dû à un défaut ou à une mauvaise conduite du procédé par l'opérateur ou par le système de pilotage.
- Surveillance au sein d'une *phase* : la décomposition d'un MO_t en un certain nombre de *phases* est effectuée d'après l'identification des variables (mesures et signaux de commande) qui restent actives et présentent des relations d'influence connues dans un intervalle de temps appartenant à l'horizon du MO_t . Cette connaissance permet une association structurelle à travers la définition de *sous-systèmes* et de *composants* (capteurs, actionneurs et équipements). A ce niveau, l'information sur les dynamiques continues et leurs relations comportementales permet un raisonnement plus affiné sur les écarts observés par rapport au comportement normal. Il est envisagé toutefois que la représentation et le raisonnement

événementiel et qualitatif soient maintenus de façon à assurer l’homogénéité de la modélisation.

Nous supposons l’existence de critères de performance spécifiques aux régions transitoires qui caractérisent le MO_t , critères pris en compte par les boucles de régulation et commandes locales. Dans le domaine des procédés complexes, les critères sont souvent établis sous la forme d’évaluation des contraintes temporelles. La stratégie de régulation utilisée pour satisfaire ces critères est transparente aux niveaux ciblés et ne fait pas l’objet d’étude dans notre travail. Il en est de même pour l’évaluation de performance au sein des organes de régulation en présence de perturbations, comme cela est le cas dans [Neves, 98], [Neves & Martin, 00] qui traite la problématique de réactivité et de Supervision au sein des phases transitoires.

Ainsi, en fonctionnement normal, les boucles de régulation et les commandes locales présentent un comportement nominal de référence déterminé en fonction des critères de performance et sur lesquelles la surveillance reste active [Srinivasan et al., 05], [Dash et al., 03]. Il doit être également tenu compte des interventions de l’opérateur qui doivent se produire à des intervalles de temps spécifiques afin que le comportement nominal de référence soit respecté.

Le diagnostic, en fait, est une tâche étroitement liée à la Supervision qui permet la réévaluation des consignes des boucles de régulation et des commandes en fonction d’un raisonnement basé sur le comportement observé du procédé. La localisation et l’identification d’un défaut sont importantes pour le choix et la mise en œuvre d’une loi de commande permettant un processus de reprise ou de reconfiguration.

Par ailleurs, les systèmes de Supervision en général sont conçus pour être insérés en boucle ouverte entre le système de commande et l’opérateur qui doit toujours décider de la validité du diagnostic ou de l’action proposée [Gentil, 03], [Travé-Massuyès et al., 97]. Le schéma de la figure 1.2 extrait de [Isermann, 97] illustre bien les liens entre la surveillance, le diagnostic et la supervision, définis dans un même niveau hiérarchique. Notre travail s’insère dans cette structure notamment dans les régions indiquées en grisé.

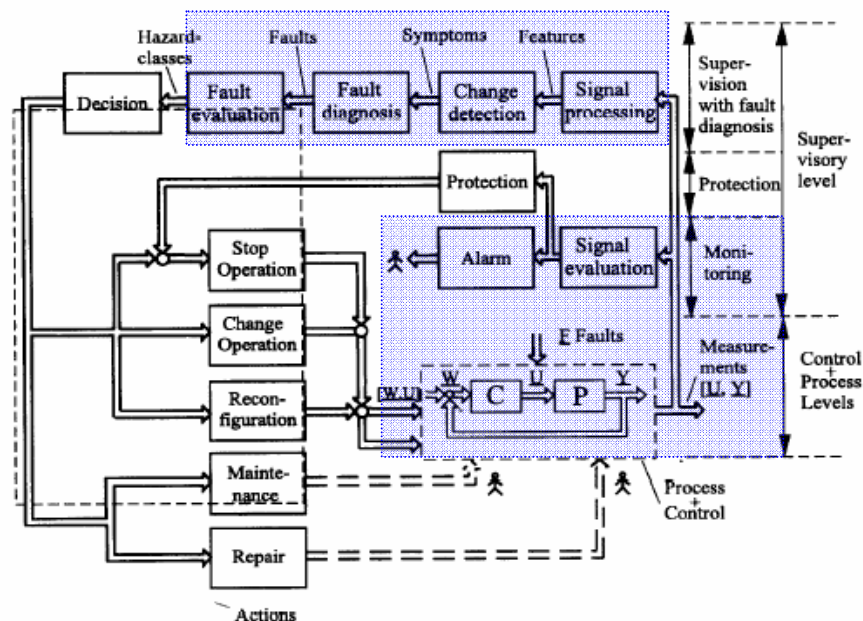


Figure 1.2 : Schéma général du système de supervision d’après [Isermann, 97].

1.2.2. La taille de l'installation et la complexité des relations

Il existe dans la littérature plusieurs méthodes de modélisation et de diagnostic qui font face à la complexité du procédé. Elles sont guidées par deux caractéristiques principales: i) la complexité des relations physiques qui amène à une méconnaissance partielle ou totale du comportement du procédé; ii) le nombre de variables et la complexité structurelle de l'installation. Cette double complexité oriente la conception de la structure de surveillance et détermine la performance du diagnostic, performance étroitement liée au type de représentation de la connaissance disponible. Cette connaissance peut être représentée ou considérée à travers des méthodes statistiques de traitement de données, des heuristiques (les approches relationnelles) ou bien à travers la représentation explicite des relations existant entre les variables à travers des modèles (les approches à base de modèles) ou bien par des méthodes analytiques.

En ce qui concerne la complexité des relations entre variables, il n'est pas toujours possible ni nécessaire d'avoir une représentation analytique (ensemble d'équations algèbro-différentielles) précise de la dynamique du procédé, notamment pour les procédés complexes de grande taille comme les unités pétrochimiques, centrales de production d'énergie, etc. Les méthodes d'identification paramétrique trouvent en général des limitations d'application imposées par les contraintes opérationnelles et de production de l'installation, limitations aggravées par l'existence d'un grand nombre de régions opératoires. L'application d'une excitation adéquate et suffisante sur le procédé pour l'obtention des paramètres qui représentent les dynamiques nominales du procédé s'avère très difficile. Les approches basées sur le raisonnement qualitatif [Travé-Massuyès et al., 03], [Bourseau et al., 95], [Lunze, 98] deviennent alors une alternative intéressante. La *détection* de comportements anormaux peut être effectuée à l'aide d'un modèle de référence qualitatif du procédé qui décrit le comportement normal attendu. Les modèles qualitatifs permettent de représenter le comportement du procédé avec un degré d'abstraction plus adaptés aux besoins de la surveillance.

Le niveau d'abstraction et de précision du modèle qualitatif doit permettre la détection d'incohérences entre les prédictions et les observations en cas de défaut. Les incertitudes de la connaissance, le non-déterminisme dû à l'abstraction du comportement continu, et les imprécisions des mesures (inhérentes à tout organe d'observation) représentent des préoccupations importantes dans les approches qualitatives car elles peuvent être sources de fausses détections et de diagnostic imprécis tout en augmentant la complexité de modélisation.

La surveillance de façon indépendante de la trajectoire de chaque variable représentative de l'opération à travers une description discrète symbolique [Cheung & Stephanopoulos, 90],[Rengaswamy et al. ,01], [Meléndez & Colomer, 01] et la surveillance de la globalité de l'opération à travers une structure causale basée sur une décomposition en modèles locaux [Bousson, 93], [Bousson et al., 94], [Evsukoff, 98] sont des exemples de solutions proposées. La première remplace la représentation analytique, difficile à obtenir, par un dictionnaire symbolique d'évolution (*tendance qualitative, épisodes*) et un mécanisme d'inférence déductif. La deuxième prend en compte le grand nombre de variables en décomposant le système en relations d'influence locales linéaires. Les approches de reconnaissance de chroniques et de scénarios temporels basées sur la définition de signatures temporelles s'avèrent également intéressantes dans le cas de systèmes complexes [Dousson, 94], [Dousson & Ghallab, 94].

D'autres propositions traitent la complexité de modélisation à travers une technique de composition d'automates [Lafortune & Chen, 91]. A partir des automates qui modélisent un

composant (ses états fonctionnels) [Sampath et al., 96] ou bien une variable continue (ses états qualitatifs) [Hélias et al., 04], un automate de description globale du procédé est obtenu. Dans [Hélias et al., 04], la connaissance incomplète du procédé complexe est prise en compte par l'abstraction de la dynamique continue qui conduit à la définition d'intervalles temporels de transition d'état qualitatifs modélisés par un automate temporisé. Cette abstraction peut être également effectuée au moyen d'une réalisation expérimentale et aboutir à un modèle basé sur un automate temporisé comme le propose [Supavatanakul et al., 03]. L'observation partielle des états ou des transitions d'état (événements) amène à des techniques de vérification d'*accessibilité*² et à des techniques '*model-checking*' pour le diagnostic [Cordier & Largoët, 01]. Toutefois, dans ces approches, le nombre d'états qui doivent être vérifiés est exponentiel en fonction de la taille du système, ce qui limite leurs domaines d'application pour le diagnostic.

La taille de l'installation intervient dans la problématique de l'abstraction fonctionnelle et structurelle. Elle conduit à la définition d'une granularité adéquate de la représentation vis-à-vis des objectifs du diagnostic. Ainsi, la définition des composants, sous-systèmes (interconnexion des composants) et systèmes est étroitement liée à l'abstraction fonctionnelle et à la détermination des variables (mesurables/observées) qui décrivent les comportements internes et d'entrées-sorties au niveau procédural de représentation considéré (MO_i ou *phase*). La détermination et l'association des variables *clés*³ à des composants est faite différemment selon la connaissance disponible ou la méthode de diagnostic adoptée. Citons quelques exemples : l'association aux composants des relations d'influence entre variables dans une structure causale [Travé-Massuyès et al., 97], [Heim et al., 03], la définition d'un espace d'état, représentatif d'un sous-système, qui décrit des trajectoires de défauts repertoriés associées à des composants spécifiques [Supatavanakul & Lunze, 02], l'utilisation de variables spécifiques dont l'observation des tendances qualitatives (épisodes) permet l'inférence sur le composant défaillant suspecté [Meléndez & Colomer, 01], [Dash et al., 03]. Dans tous les cas, la granularité de représentation doit permettre un raisonnement sur les hypothèses faites sur la cause du comportement anormal observé, c'est-à-dire, effectuer la localisation physique du composant défaillant.

1.2.3. Les phases transitoires

Les phases transitoires ont fréquentes dans l'industrie du procédé. Selon [Sundarraman & Srinivasan, 03], [Srinivasan et al. 05], en moyenne 3 à 5 transitions, allant de 4 à 8 heures, dues à des changements de matière se déroulent par semaine dans une raffinerie. De nombreux changements de modes opératoires sont nécessaires de façon à maximiser les sous-produits. De plus, les problèmes liés à ces opérations peuvent conduire à des accidents catastrophiques pour les équipements et le personnel. Il est donc nécessaire de détecter et de diagnostiquer le plus tôt possible les défaillances du procédé.

Le démarrage et le changement de la stratégie de production représentent l'une des opérations industrielles pratiques les plus compliquées en raison de l'activation et de la commutation simultanée de plusieurs variables du système. L'enchaînement des opérations d'une procédure de

² Référencé aussi dans littérature comme *atteignabilité*.

³ Variables déterminantes pour le diagnostic favorisant la détection et la discriminabilité des défauts (critère de diagnosticabilité)

démarrage, par exemple, met en jeu un grand nombre de variables auquel s'ajoute la complexité de leurs relations d'influence. Sundarraman suggère un système de surveillance *avancé* motivé par les considérations suivantes [Sundarraman & Srinivasan, 03]:

- Pendant la phase transitoire, les équipements sont soumis à des conditions d'opérations limites. Les écarts marginaux deviennent alors significatifs et doivent être surveillés de façon à avertir l'opérateur sur des évolutions non prévues qui peuvent aboutir à une défaillance.
- Le nombre élevé de variables et les contraintes temporelles imposées rendent difficile, pour l'opérateur, l'interprétation du comportement du procédé. Par ailleurs, il doit enchaîner simultanément certaines actions prévues par le SOP (*Standard Operation Procedures*) (des changements de consignes ou de configurations binaires simples) et surveiller le système de pilotage. En cas de défaut, un diagnostic devient alors une tâche difficile.
- Les systèmes de surveillance traditionnels basés sur le dépassement de seuils fixes ne fournissent pas un pré-traitement du flux d'alarmes qui se produit lors de l'occurrence d'un défaut dans la phase transitoire.

La prise en compte de ces considérations a conduit à différents travaux de recherche que l'on peut classer en fonction des méthodes utilisées: i) les méthodes de décomposition des modes opératoires en régions comportementales plus restreintes, ii) les méthodes multi-modèles linéaires et non linéaires et iii) l'analyse qualitative de tendance sur des variables clés associée à des mécanismes d'inférence déductive.

La stratégie de décomposition opérationnelle est exploitée dans [Bhagwat et al., 03a] à travers la décomposition du SOP en phases au sein du mode transitoire et la mise en œuvre de filtres de Kalman et d'observateurs pour la génération des résidus. La méthode de détection basée sur des modèles non linéaires du procédé et l'utilisation de filtre de Kalman détermine une complexité et limitations de développement. La méthode multi modèles linéaires et l'utilisation de filtres linéaires et d'observateurs est alors proposée par l'auteur dans [Bhagwat et al., 03b] pour surmonter ces difficultés. Elle est fondée sur le partitionnement d'une région transitoire comportementale non linéaire en de multiples régions linéaires. Les modèles linéaires locaux peuvent être obtenus à travers des modèles empiriques issus des données historiques ou à travers le processus de linéarisation des équations globales non linéaires.

Pour faire face à la complexité inhérente à la modélisation analytique du comportement transitoire, des méthodes qualitatives pour la détection et le diagnostic sont envisagées. Ces méthodes sont basées sur une représentation symbolique sur les dérivées premières et secondes des variables constituent l'*analyse qualitative de tendances (qualitative trends analysis)* [Sundarraman et al, 03]. Des extensions sont proposées : association à la logique floue pour l'évaluation de similarité entre le dictionnaire de *tendances* et l'observation au cours du temps [Dash et al., 03] et prise en compte des décalages entre l'observation et le dictionnaire de *tendances* à partir des techniques DTW (*Dynamic Time Warping*) [Kassidas et al., 98], [Colomer et al., 02].

[Tarifa & Scenna, 97], [Scenna, 00a] proposent la décomposition des régions transitoires à partir de la définition d'un ensemble interconnecté de modèles qualitatifs (digraphe signé) invariants dans le temps. Les modèles causaux représentent des morceaux comportementaux commutés dynamiquement selon la vérification de changement de gain sur des grandeurs (changement de

consigne ou de mode opératoire, défaut). Chaque partition qualitative est appelée *Pseudo Continuous Block* (PCB).

La hiérarchisation procédurale évoquée précédemment est décrite dans [Srinivasan & Venkatasubramanian, 98] à travers une structure de réseau de Petri Coloré qui définit le *recipe Petri net* (RdP de la recette) et le *task Petri net* (RdP de l'opération). A chaque transition du *task Petri net* est associée une structure causale (digraphe) qui décrit les relations d'influence entre les variables mises en jeux au sein de l'opération. Dans [Srinivasan et al., 05] un état de l'art supplémentaire sur la supervision et surveillance des modes transitoires dans l'industrie de procédés est développé.

1.2.4. Les écarts marginaux

Des écarts marginaux par rapport à un comportement (trajectoire) nominal qui se produisent lors d'une opération de changement de mode opératoire sur un procédé complexe peuvent indiquer un dysfonctionnement qui dégénère lentement ou encore une conduite inadéquate de l'opérateur ou du système de pilotage. Dysfonctionnement dont la détection ne sera faite qu'ultérieurement en fonction de la sensibilité du système de surveillance. Or, signaler l'occurrence des défauts le plutôt possible et fournir des indices sur la cause sont des tâches fondamentales du système de surveillance et de diagnostic. Comme nous l'avons dit précédemment, ceci est d'autant plus vrai pour les procédés chimiques ou à traitement par lots où une détection tardive des dérives lentes peut avoir des conséquences catastrophiques. Notre travail se place dans cette problématique.

Lorsque la surveillance est considérée à un niveau supérieur à celui des commandes locales et des boucles de régulation, l'échelle de temps est différente de l'échelle temporelle plus fine exigée au niveau bas. Les défauts graduels avec une évolution temporelle lente (dégénérescence graduelle du fonctionnement d'un composant) peuvent être difficilement détectables au plus bas niveau [Steyer et al. 01], [Syfert et al. 03], où l'échelle temporelle est trop fine et l'horizon de traitement des observations trop court (caractérisé en général par une fenêtre glissante). Les méthodes échantillonnées basées sur des modèles analytiques précis ne sont pas appropriées à la détection de dérives lentes, car l'abstraction de la description du comportement normal par le modèle ne correspond pas au niveau d'abstraction nécessaire pour la description du comportement de défaut (les modèles proposés sont trop fins).

Dans ce contexte, il est souhaitable un traitement événementiel et symbolique des informations issues du procédé à une échelle temporelle compatible avec l'échelle des dérives marginales et compatible avec le niveau haut de surveillance proposée. La prise en compte de l'information temporelle doit être faite avec un plus haut niveau sémantique. De plus, le suivi de ces situations temporelles doit être interprétable par l'opérateur humain. Pour cela, une modélisation des connaissances temporelles imparfaites à l'aide d'intervalles de temps peut être effectuée. Les ensembles flous sur ces intervalles permettent un suivi plus affiné et une détection précoce des dysfonctionnements qui s'établissent lentement. Lent est à prendre dans le sens où l'occurrence des événements qui caractérisent l'observation du défaut n'est pas du même ordre temporel que celui des données issues des capteurs continus et traitées par des systèmes d'acquisition associés aux commandes locales de plus bas niveau.

Cette observation à une échelle de temps différente et événementielle a conduit la proposition de méthodes de modélisation et de diagnostic spécifiques qui s'appuient sur la théorie de possibilité [Dubois & Prade, 99], [Dubois & Prade, 04], [Joslyn, 94a]. Citons par exemple, le réseau de

Petri temporel flou de [Cardoso, dubois], base de notre modélisation, et l'automate possibiliste de [Joslyn, 94b]. Dans [Grodénier & Loonis, 04], un réseau de Petri temporel flou est proposé pour la modélisation et le diagnostic de dérives de classes dans un contexte de classement de données. La problématique de la détection des dérives lentes (que se produisent sur la qualité de l'eau) est également évoquée par [Boudaoud & Masson, 00] qui propose un système de surveillance et un diagnostic adaptatif basés sur la reconnaissance de formes.

1.3. Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté la problématique de surveillance et de diagnostic des systèmes hybrides complexes. La caractéristique hybride de notre architecture, au sens de la modélisation, la méthode de surveillance et du contexte d'application, nous a conduit à une étude bibliographique assez large présentée dans les chapitres suivants.

A la fin de cette première partie nous présenterons notre proposition en insistant sur le problème de la taille de l'installation et du nombre de variables mises en jeu et sur la complexité de leurs relations. Nous mettrons également en évidence la problématique liée à la détection et au diagnostic des dérives lentes lors des phases transitoires, cadre de notre travail.

La prise en compte de ces différents aspects nous a conduit à considérer la surveillance à deux niveaux hiérarchiques procéduraux : le niveau opération (et notamment les modes opératoires transitoires MO_i) et le niveau *phase*.

CHAPITRE 2

Diagnostic : méthodes et modèles

Ce chapitre est consacré à la présentation des concepts fondamentaux des approches de diagnostic issues des communautés FDI, SED, SDH et IA. Le développement sera mené selon une classification basée sur la méthode/modèle utilisé. Le choix de méthodes/modèles présenté répond à deux considérations distinctes qui caractérisent l'objectif de cette partie du manuscrit: i) une analyse d'un certain nombre d'approches liées à la *problématique de surveillance et de diagnostic* exposée dans la section précédente, ii) une analyse des approches qui appartiennent à notre *problématique de modélisation* et de *démarche de diagnostic* et qui ne font pas forcément partie de la problématique de surveillance. Notre contexte de surveillance et de diagnostic sera alors mis en évidence au fur et à mesure.

Les méthodes de diagnostic, la plupart du temps liées à la connaissance disponible sur le procédé et à sa représentation, sont classifiées de différentes façons par de nombreux auteurs [Frank & Köppen-Seliger, 97], [Isermann, 97], [Travé-Massuyès et al., 97], [Chantler et al., 98], [Gentil, 03], [Venkatasubramanian et al., 03a]. La terminologie et la classification ne sont pas toujours homogènes, influencées par les contextes et les terminologies particulières à chaque communauté et domaine d'application. De plus, très souvent les méthodes et les modèles sont intimement liés.

A partir de ces considérations, nous proposons une classification non exhaustive des méthodes de diagnostic selon trois axes : les approches relationnelles, les méthodes de traitement de données (méthodes qualitatives et méthodes quantitatives) et les approches à base de modèles. Pour ce dernier, nous avons fait apparaître deux branches concernant les méthodes quantitatives (communauté FDI) et les méthodes qualitatives (communauté IA) liée au domaine du continu et une branche spécifique concernant les méthodes discrètes. Cette organisation est présentée sur la figure 2.1 où apparaissent également les modèles liés aux méthodes.

2.1. Les approches relationnelles

Les *approches relationnelles* sont des méthodes issues du contexte de sûreté de fonctionnement qui associe des causes à des symptômes. Elles sont basées, en général, sur des systèmes à base de

règles, des dictionnaires de défauts ou de graphes avec un raisonnement de parcours ou adductif, sur la méthode AMDEC⁴ (*Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leurs Criticités*), sur les graphes PCEG (*Possible Cause and effect graph*), HDG (*Hazop-digraph*) ou sur les réseaux Bayesiens. Ce sont des approches de diagnostic fondées sur une connaissance associative dépendante du système et sur une connaissance a priori des défauts et de leurs effets. Elles manquent d'un pouvoir de réutilisabilité et nécessitent une énumération de tous les défauts possibles. Dans le cas des procédés complexes qui nous préoccupe, le nombre élevé de variables, de composants et de modes opératoires, rend leur utilisation peu adaptée.

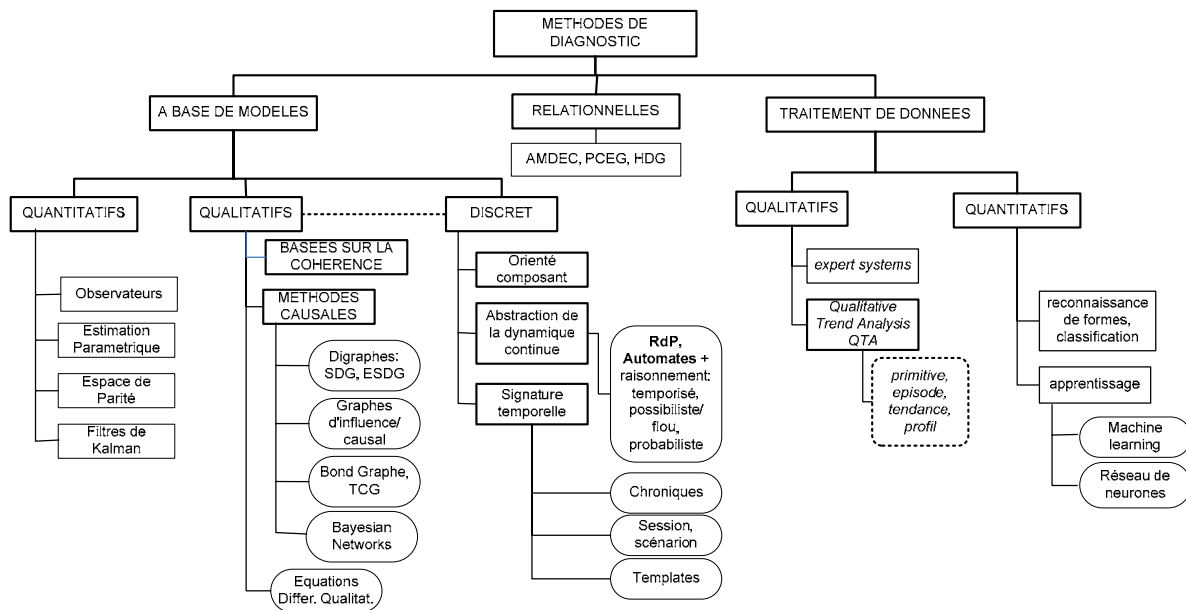


Figure 2.1 : Une classification générale des approches de diagnostic

2.2. Les méthodes de traitement de données

Les méthodes de traitement de données consistent en l'exploitation des observations quantitatives, la seule information disponible, sous la forme de données historiques ou de traitement en ligne des signaux issus de capteurs. Nous allons nous focaliser sur trois méthodes. Les deux premières sont de type quantitatif: la *reconnaissance de formes*, l'*apprentissage*. La troisième est de type qualitatif : l'*analyse de tendance qualitative (AQT)*.

2.2.1. Le diagnostic par *Analyse Qualitative de Tendance (AQT)*⁵

La représentation et l'analyse qualitative (symbolique) de signaux à travers l'information des dérivés de premier et deuxième ordre représentent l'une de principales techniques pour le diagnostic et la supervision basés sur des données et sur l'abstraction de la dynamique continue. L'*analyse qualitative de tendance* des signaux est basée, en général, sur la segmentation temporelle des signaux en unités, appelées épisodes, en fonction de leur pente et de leur

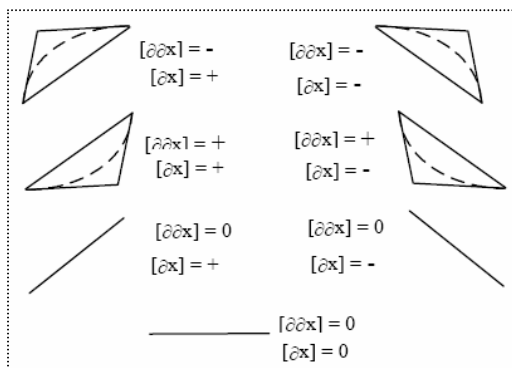
⁴ De l'anglais: *Failure Modes, Effects and Criticality Analysis* (FMECA)

⁵ D'autres définitions en anglais : *qualitative shape analysis* (QSA), *qualitative trend analysis* (QTA)

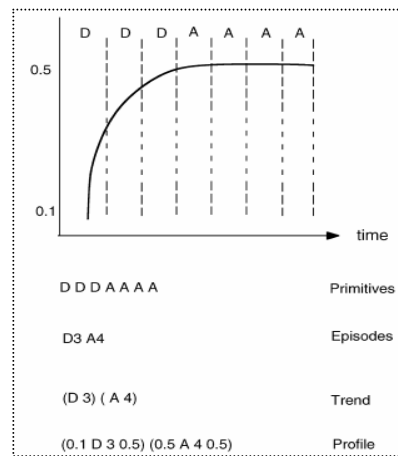
convexité et d'une classification de ces épisodes. [Meléndez & Colomer, 01] énumère les besoins des systèmes de supervision qui motivent l'utilisation des méthodes d'analyse qualitative de tendances :

- L'incertitude, l'incomplétude et l'hétérogénéité (différentes échelles de temps par exemple) des données demandent un raisonnement qualitatif.
- Un raisonnement temporel est nécessaire non seulement sur des informations instantanées mais aussi sur le comportement historique.
- Face au volume de données présent dans les procédés complexes, il est souhaitable une représentation symbolique et adaptée au système de surveillance.
- La représentation de la connaissance doit être adaptée à l'interprétation de l'opérateur humain.

Le concept d'*épisode* a été introduit par [Williams, 86]. [Cheung & Stephanopoulos, 90]. Ils formalisent le concept de *tendance* comme une séquence d'épisodes caractérisés par le signe de la dérivée de premier et deuxième ordre. Des *épisodes triangulaires* sont considérés comme *primitives* géométriques utilisées pour la modélisation des tendances comme le montre la figure 2.2(a) : ce sont des intervalles de temps pendant lesquels les dérivées de premier et deuxième ordre ne changent pas. Des *épisodes trapézoïdaux* sont définis en fonction de la constance de la valeur qualitative de la dérivée de deuxième ordre. [Janunsz & Venkatasubramanian, 91] proposent la description qualitative des signaux à travers une classification hiérarchique illustrée sur la figure 2.2(b) : primitives, épisodes, tendances et profils. (En anglais : *primitives, episodes, trends and profiles*).



(a) Ensemble des épisodes triangulaires
[Cheung & Stephanopoulos, 90]



(b) Classification selon
[Janunsz & Venkatasubramanian, 91]

Figure 2.2 : Les épisodes et la classification

Relativement simple conceptuellement, l'AQT se trouve alourdie par certaines contraintes. L'observation des dérivées des signaux s'avère délicate. L'AQT implique la mise en œuvre d'un étage de filtrage de bruits et de traitement des discontinuités ou même la suppression de l'information d'ordre supérieur (dérivées). Pour le suivi et le diagnostic, le contexte temporel des tendances est fondamental. Le synchronisme ou l'alignement temporel entre le dictionnaire (signature) de tendances et les observations n'est pas facile à obtenir et des écarts faibles peuvent induire des erreurs d'interprétation et d'inférence au niveau du diagnostic. Des techniques DTW (*Dynamic Time Warping*) sont souvent utilisées pour résoudre ce problème [Kassidas et al., 98], [Colomer et al., 02] .

D'autres travaux fondés sur l'analyse qualitative de tendances (AQT) sont proposés pour le suivi, le diagnostic et la supervision des procédés complexes. La classification de tendances pour le diagnostic de procédés chimiques à travers une inférence floue est proposée par [Dash et al., 03]. Une matrice de similarité des primitives quantifie la mesure de distance (indices de similarité) (SI_j) entre l'observation et la signature à travers une inférence floue qui permet une robustesse de l'identification de tendance. SI_j considère non seulement la séquence des primitives mais aussi l'intervalle de temps ($\Delta t_i = t_{ui+1} - t_{ui}$). Un module de connaissance à base de règles s'appuie sur les indices des variables pour raisonner sur les hypothèses des défauts et les classer en fonction de l'indice de confiance globale (CI_i). La figure 2.3 montre le schéma de l'approche.

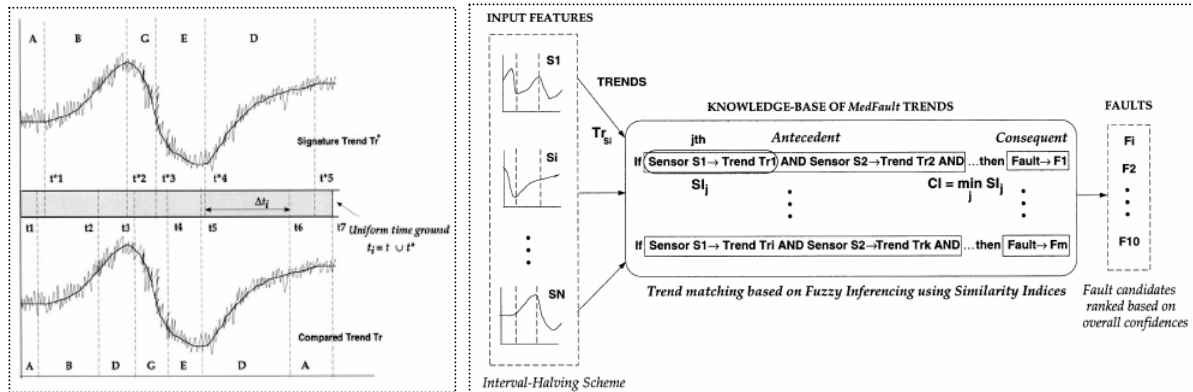


Figure 2.3 : L'approche d'AQT pour le diagnostic de défaut de [Dash et al., 03]

[Sundarraman & Srinivasan, 03] propose une extension à l'AQT pour le suivi et la détection des phases transitoires des procédés batch. Les *tendances* pendant les phases transitoires sont caractérisées à des instants particuliers et avec une durée spécifique. Le décalage entre les observations et la signature est évalué par un indice d'appariement temporel. Dans [Srinivasan et al., 05], l'AQT est utilisée pour identifier et caractériser les modes opératoires des procédés batch à partir des données historiques. [Rengaswamy et al., 01] et [Neves & Martin, 00] utilisent l'AQT pour le suivi des performances des boucles de régulation.

D'une manière générale les approches d'AQT présentent une contrainte importante pour le diagnostic. L'information individuelle de chaque variable, sans aucune vérification des influences entre elles, exige une description exhaustive des modes du procédé, et des comportements de défauts $f_i \in F$. La discriminabilité de défauts dépend alors d'un grand volume de données. L'information de dérivée de premier ordre de la trajectoire de comportement normal ne subissant pas un changement abrupt, l'approche s'avère inappropriée dans le cas de dérives lentes. Le mécanisme d'inférence floue de [Dash et al., 03] ne distingue pas les écarts marginaux observés entre le dictionnaire et les observations. Il nous semble cependant que la démarche pourrait être étendue vers une solution permettant la discrimination de la nature des écarts.

2.2.2. Le diagnostic par reconnaissance de formes

2.2.2.1. Le principe de base :

Un problème de diagnostic peut se définir comme un problème de reconnaissance de formes. Elle a pour but la reconnaissance d'une forme parmi différentes possibilités à partir d'observations bruitées. Il existe plusieurs approches: la reconnaissance de forme *structurelle* ou

syntaxique qui exploite les relations entre les composants de la forme et la reconnaissance de formes de *type numérique* (statistique, floue, etc) qui exploite des modélisations probabilistes ou floues de formes [Denoeux, 01].

Une *forme* est représentée par un ensemble de paramètres ou *attributs* caractéristiques qui peuvent être numériques ou symboliques. Un *prototype* est défini par des valeurs précises de l'ensemble des paramètres caractéristiques d'une situation particulière (défaillance dans notre contexte). Une classe est définie par un ensemble possible de valeurs des attributs et est représentée par son prototype. La classification d'un objet (la reconnaissance d'une forme) parmi M classes est la décision d'affecter l'objet à une classe particulière. Les classes peuvent être définies de façon *probabiliste* ou encore comme des *classes floues*. Dans le cadre du diagnostic, le prototype 1 peut être lié au fonctionnement normal du procédé alors que les prototypes 2 et 3 peut représenter deux modes de défauts distincts. Le diagnostic consiste à décider de quel prototype cette forme est la plus proche en fonction d'un critère d'évaluation comme les distances euclidienne (classes circulaires) ou les distances Malahanobis (classes elliptiques) par exemple. Dans [Dubuisson, 01] les approches probabilistes et non probabilistes (*flou* et *crédibiliste*) sont développées en détail.

2.2.2.2. Les outils LAMDA et SALSA

La surveillance et le diagnostic de processus chimiques basée sur des techniques de classification et apprentissage sont traités dans [Kempowsky, 05], [Kempowsky et al., 04] à travers l'outil appelé LAMDA (*Learning Algorithm for Multivariate Data Analysis*) et son intégration à l'outil SALSA (*Situation Assessment using Lamda Classification Algorithm*). L'approche est composée d'une partie hors ligne (la génération des classes associées à des états physiologiques : fermentation, oxydation, etc., et état défaillant) à partir des données historiques du processus et d'une partie de reconnaissance en ligne de l'état dans lequel se trouve le processus à travers des variables mesurables. Une classe *inconnue* est aussi considérée (les données observées ne sont pas représentées par les classes répertoriées). La figure 2.4 montre un schéma général de l'approche qui présente une structure semblable à un réseau de neurone.

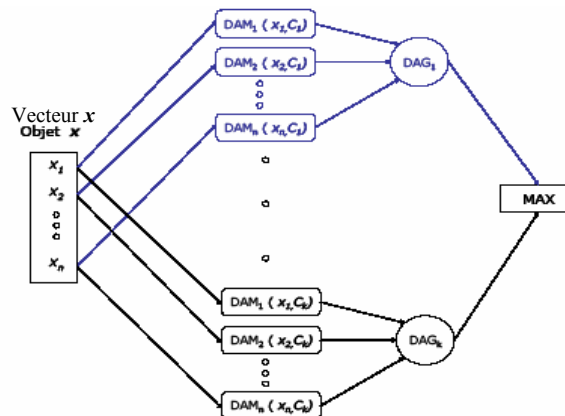


Figure 2.4 : Schéma Lamda [Kempowsky, 05a]

L'information contenue par chaque descripteur (attribut) permet de définir l'appartenance d'un objet à une classe en calculant de *Degré d'Adéquation marginale* (DAM). Une fois que tous les DAMs sont calculés, le *Degré d'Adéquation Globale* (DAG) est déterminé au moyen d'un opérateur logique d'agrégation (max) issu de la théorie des ensembles flous. Les classes étant identifiées, une association aux phases (états fonctionnels) du procédé est effectuée à partir d'une

connaissance experte.

Des automates sont proposés par [Waissman et al., 00] et [Kempowsky et al., 05] de façon à modéliser les conditions de transitions entre les classes préalablement identifiées et permettre ainsi le suivi et la détection de déviations du comportement du procédé. La détection est liée au franchissement d'une transition non valide (lors de la classification en ligne) entre les états prévus ou encore au franchissement d'une transition conduisant vers une classe inconnue.

Un automate flou est défini dans [Waissman et al., 00] (figure 2.5) où des relations associées aux transitions d'état indiquent si une transition d'un état q_i vers un état q'_i est plus adéquate qu'une transition de l'état q_i vers un état q''_i . Ces relations sont constituées par une fonction de performance λ et par une fonction de faisabilité f qui dépendent du vecteur x des données mesurables du procédé. L'évaluation de f permet de déterminer la transition la plus adéquate. [Kempowsky, 05a] propose l'utilisation d'épisodes pour la génération de l'automate de description du procédé. L'analyse de tendance à partir des épisodes remplace l'utilisation de données brutes qui s'avèrent inadéquates pour un procédé caractérisé par des changements des conditions opératoires.

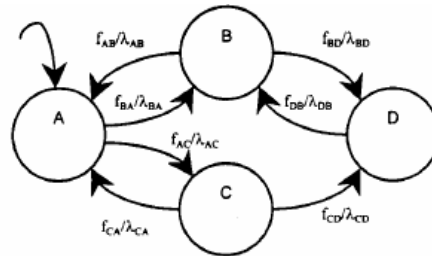


Figure 2.5 : L'automate flou (modèle de référence statique) de [Waissman et al., 00]

Cette approche et les approches de reconnaissance de forme en général sont très efficaces pour la détermination des classes et l'interprétation des phases qui caractérisent un processus complexe. Cependant, cette méthode s'appuie sur un modèle (l'automate) résultant des opérations d'agrégation sur les comportements individuels des variables. La description dynamique du procédé et les relations d'influence qui peuvent exister entre les variables ne sont pas considérées. La détection est fondée sur la vérification de similarité entre les classes identifiées en ligne et les classes repertoriées au moyen de l'automate de référence. Le diagnostic est uniquement basé sur la modélisation de défauts par des classes supplémentaires. La difficulté d'une obtention exhaustive des défauts limite fortement l'utilisation de ce type de méthode pour les installations de grande taille. De plus, le manque d'information temporelle permettant de raisonner sur la dynamique, notamment dans les régions de transitions de phases, empêche une détection anticipée. L'utilisation de *tendances* peut s'avérer intéressante pour la caractérisation de ces dynamiques si toutes les préoccupations issues de ces approches (p.ex. l'utilisation de techniques *DTW*) sont considérées. Mais dans ce cas, cela augmenterait la complexité de la solution proposée.

2.2.2.3. D'autres approches

La problématique de modélisation et de suivi des dérives temporelles lentes est traitée dans [Grodénier & Loonis, 04], dans le contexte de classement de données, à partir de réseau de Petri temporel flou. Lorsque les données observées évoluent en fonction du temps, les modèles eux mêmes doivent évoluer dès que les frontières de décision ne sont plus respectées. Cette

modification du paysage des données peut s'expliquer par des changements des lois de répartitions (apparition de multi modalité, variation de topologie, trajectoires différentes, etc) : le modèle construit à la date t n'est plus valide à la date $t + \tau$, car il n'est plus représentatif des données ; il faut donc choisir un autre modèle à cette date. Le problème de reconnaissance dynamique de formes et son application à des classes dynamiques est traité également par des réseaux de Petri flous dans [Gunes & Loonis, 02].

Un système de diagnostic adaptatif en ligne basé sur la reconnaissance de formes est proposé par [Boudaoud & Masson, 00]. Le système intègre une boucle de supervision qui permet la détection et le diagnostic de dérives lentes et l'identification des nouveaux modes de fonctionnement en temps réel. Il consiste en un suivi de la trajectoire d'écart marginal jusqu'à la détection d'un nouvel état de fonctionnement à travers des indices de dissemblance. Un module de perception et de détection (évolution ou stabilisation de classe) permet l'inférence d'un diagnostic du type: '*évolution dans la classe w_i* ', '*la classe w_i est quittée*' ou '*l'état se stabilise dans la classe w_{i+1}* '.

2.2.3. L'apprentissage

Les méthodes basées sur la démarche *d'apprentissage* comme les *réseaux de neurones* et les méthodes *machine learning*, sont souvent utilisés pour le diagnostic ou associées à des méthodes de diagnostic.

Les réseaux de neurones (RN) sont souvent employés pour le diagnostic des systèmes, présentant des dynamiques complexes, pour lesquels il est difficile de connaître les situations de défauts. Ils sont utilisés à différentes étapes :

- Lors de la phase d'apprentissage, à partir des données issues du procédé en comportement normal et en opérations sous défauts, une classification des états qualitatifs ainsi que l'identification de symptômes sont effectuées. La qualité de la classification dépend de la sélection du type de réseau, de sa topologie optimale, de l'utilisation de classes spécifiques et adéquates et évidemment d'un volume de données suffisant pour la discriminabilité de tous les états considérés comme probables (les défauts et le comportement normal) [Masson & Grandvalet, 01].
- Souvent, au niveau du système d'inférence, des règles linguistiques sont définies par des ensembles flous, ce qui amène aux systèmes *systèmes neuro-flou adaptatifs* [Isermann, 97] [Ruiz et al. 01].

Dans la littérature, de nombreux travaux s'appuient sur le concept d'*apprentissage*. Nous allons en citer quelques uns. Pour un approfondissement, [Venkatasubramanian et al., 03c] présente une étude bibliographique assez complète.

L'apprentissage supervisé et l'apprentissage non-supervisé sont utilisés pour l'obtention de chroniques⁶ dans [Dousson & Ghallab, 94], [Ghallab, 96]. [Frank & Köppen-Seliger, 97] propose l'apprentissage de façon à mieux définir les paramètres d'une distribution flou qui modélise l'incertitude de modélisation et l'imprécision de mesure. [Supavatanakul et al., 03] propose une méthode d'affinement des intervalles $[t_{min}, t_{max}]$ de transition d'état d'un automate temporisé qui modélise la trajectoire continue du procédé. [Hewett, 04] s'appuie sur la méthode

⁶ Ensemble de motifs d'événements et ensemble de contraintes contextuelles et temporelles entre ces motifs [Dousson, 94].

‘*machine learning*’ pour l’obtention d’une table relationnelle entre certaines variables qui modélisent (modèle moins granulaire) les relations d’entrée-sortie des sous-systèmes du procédé selon une structure causale.

Les techniques *machine learning* sont également utilisées dans [Alonso et al., 03] pour l’identification de modes de défaut d’un système dynamique à travers l’induction des classificateurs de séries temporelles. [Evsukoff, 98] propose un réseau de neurones pour la synthèse du mécanisme de décision de la détection et la localisation de défauts. [Scenna, 00b] associe des réseaux de neurones aux différentes phases d’un procédé batch pour la discrimination des défauts. [Pedrycz & Peters, 99] proposent une méthode d’apprentissage basée sur les réseaux de Petri flous à travers l’intégration d’un algorithme neural. Dans le cadre du projet européen ESPRIT EM²S⁷, un *capteur logiciel* est proposé de façon à observer certaines variables difficiles à mesurer (capteur coûteux et sensible) à partir des mesures d’autres variables à travers un réseau de neurones [Masson & Grandvalet, 01]. Dans l’industrie pétrochimique, les réseaux de neurones sont utilisés en général avec la stratégie d’apprentissage supervisée pour la classification de défauts [Venkatasubramanian et al., 03c].

2.2.4. Conclusions sur les méthodes de traitement de données

Les méthodes de traitement de données exploitent des observations quantitatives, sous la forme de données historiques ou de traitement en ligne de signaux issus des capteurs. Ce sont des approches envisageables quand l’obtention d’un modèle analytique du procédé s’avère difficile, et lorsqu’un raisonnement sur les comportements dynamiques (variables et relations) du procédé n’est pas utile. Le comportement de référence d’un signal, en général *statistique*, peut être représentatif de l’état normal de l’installation ou d’un défaut particulier. Les approches de classification de données (*reconnaissance de formes*) sont fondées sur l’analyse des données issues des signaux corrélés entre eux pour la discrimination des différentes modes de fonctionnement et certains modes de défaut. Toutes ces approches sont fortement dépendantes d’un grand volume des données, ce qui les limitent en général à la détection. Le diagnostic dépend donc de la représentation et de la discrimination de tous les modes de défaut. Dans le cadre du suivi de régions transitoires, les méthodes d’AQT sont les plus utilisées. Le diagnostic cependant est fondé sur un mécanisme d’inférence qui dépend d’une connaissance assez large des modes de défaut et de la prise en compte des techniques d’alignement temporel.

2.3. Les méthodes à base de modèles

2.3.1. Considérations générales

Les *approches à base de modèles* s’appuient sur des modèles comportementaux explicites du système soumis au diagnostic. Un grand avantage de ces approches par rapport aux approches relationnelles et de traitement de données, réside sur le fait que seule l’information du comportement normal du procédé est prise en compte par l’intermédiaire d’un modèle de référence. La précision du modèle, liée aux besoins de la surveillance et aux critères de performance du diagnostic, définit le choix de l’utilisation de modèles quantitatifs, qualitatifs ou

⁷ *Environmental Monitoring and Managing Systems*

semi-qualitatifs. Selon [Travé-Massuyès et al., 97], les méthodes de diagnostic à base de modèles présentent les avantages suivants :

- La connaissance sur le système est découplée de la connaissance de diagnostic
- Il s’agit de connaissance de conception plutôt que d’exploitation
- Les fautes et les symptômes ne doivent pas être anticipés
- Le coût de développement et de maintenance est moindre
- Les modèles fournissent un support adéquat pour l’explication (structure du système explicitement représentée).

Le principe du diagnostic à base de modèle est de comparer le comportement observé du système et son comportement prédit par un modèle de référence. La figure 2.6 montre le problème du diagnostic avec une vision comportementale [Blanke et al., 03].

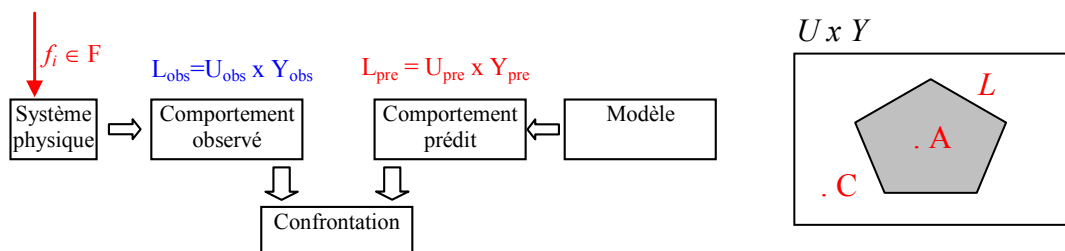


Figure 2.6 : Le principe de diagnostic à base de modèle

Le comportement L est défini comme le sous-ensemble de l’espace $U \times Y$ (entrées x sorties) qui représente l’ensemble des trajectoires possibles du procédé (modèle comportemental nominal de référence). Si le système physique présente un défaut f_i , le comportement L ne sera plus respecté (détection). Les observations (Y_{obs}) seront différentes de celles prévues (Y_{pre}) par le modèle (point C sur la figure) pour l’entrée U . Dans le cas contraire (sans défaut - f_0) la paire $U \times Y$ appartient à la région en grisé L (point A). Le problème de diagnostic est alors de détecter, isoler et identifier f_i .

Nous trouvons souvent dans la littérature, une classification des approches de diagnostic à base de modèles selon trois branches principales:

- Les approches issues de la *communauté de IA* utilisent une connaissance profonde orientée composant (équipement) basée sur une théorie logique de raisonnement [Reiter, 87]. L’analyse fondamentale envisage l’obtention de cohérence entre les observations et le modèle à travers la suppression des hypothèses sur le comportement de quelques composants [Dague, 01]. La *modélisation et le raisonnement qualitatif* et la *modélisation causale* sont les deux tendances principales proposées par cette communauté.
- Les approches issues de la *communauté FDI* sont fondées sur la modélisation et le contrôle des systèmes industriels, avec, contrairement aux approches IA, un *modèle dynamique quantitatif* généralement représenté par des équations différentielles ou à différences avec une précision définie par l’objectif du diagnostic.
- Les approches issues de la *communauté SED* sont basées sur une représentation purement discrète du procédé due à la nature discrète des variables de ses composants (p.ex. vanne tout ou rien). Elles peuvent être également basées sur l’abstraction des dynamiques continues par

des états finis qualitatifs (discrets) pour la description qualitative de l'espace d'état continu global du sous-système ou pour son association (états qualitatifs) à des états fonctionnels d'un composant (orientation composant). Le diagnostic est fondé sur la vérification des critères comme l'accessibilité d'état et la cohérence événementielle entre l'observation et le modèle. La reconnaissance de séquences d'événements pour l'identification de scénarios de défaut constitue également une autre branche. Ces approches seront plus détaillées dans le chapitre 3.

Dans le cadre des approches basées sur des composants, le modèle représente deux connaissances : une *structurelle* décrivant les connections entre les composants et l'autre *comportementale* décrivant les trajectoires (l'évolution temporelle des variables liées au composant) de chaque composant [Blanke et al., 03]. Ces connaissances forment la description du système (DS). A travers une modélisation compositionnelle, basée, par exemple, sur une structure causale, le modèle de comportement global du système est obtenu. La connaissance comportementale *L* peut provenir d'une connaissance heuristique, des 'principes fondamentaux' de la physique ou de réalisations expérimentales. Dans cette description, les composants (COMPS) sont définis en fonction de la granularité de description structurelle établie par les besoins du diagnostic. Les *composants élémentaires* sont des références physiques pour la localisation des défauts primaires. Enfin, la description du système dans un mode (M) (modes de fonctionnement normal et de défauts) est fonction de la connaissance des observations (OBS) issues des organes d'observation (capteurs et entrées du système, comme les commandes ou les consignes).

2.3.2. Approches basées sur la cohérence

2.3.2.1. Principe de base

Reiter (1987) a proposé une théorie logique de diagnostic habituellement intitulée diagnostic issu des *principes premiers* (*diagnosis from the first principles*). Le problème de diagnostic est la détermination des composants du système dont le fonctionnement anormal peut expliquer l'incohérence entre les comportements prédit et observé (figure 2.7). Cette approche a été étendue et formalisée dans [De Kleer et al., 92]. Le cadre théorique qui formalise plus en détail les concepts est développé dans un certain nombre de travaux [Travé-Massuyès et al., 97], [Cordier et al., 00], [Dague, 01], [Kleer, 03].

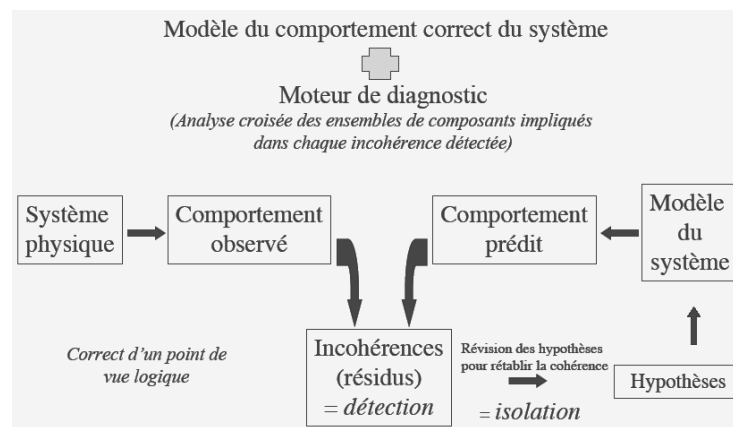


Figure 2.7: Diagnostic à base de cohérence

Le diagnostic est basé sur la notion de *conflit*. La détection de *conflits* consiste à vérifier les contradictions entre les observations et les prédictions effectuées par le modèle de référence, en ne se contentant pas d'indiquer la présence de défauts (*détection*) mais également en renseignant sur la *localisation* de ces défauts. Il s'agit, pour cela, d'utiliser les prédictions antérieurement enregistrées qui conduisent aux contradictions en question. Dans une approche basée sur des composants, si la prédiction, issue d'un ensemble de modèles de bon comportement des composants $COMPS = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$, entre en contradiction avec les observations, l'un des composants est nécessairement défaillant et les composants forment un *conflit*.

L'étape suivante est la *génération des hypothèses* qui rendent compte de tous les conflits, c'est-à-dire de toutes les contradictions détectées. Un ensemble de composants qui, cessant d'être supposés corrects, rétablit la cohérence avec les observations est précisément appelé un *diagnostic* (ou *diagnostic à base de cohérence*⁸). Afin de faire disparaître chaque conflit, il faut nécessairement changer l'hypothèse de fonctionnement d'au moins un de ses éléments (de correct à incorrect).

2.3.2.2. L'utilisation d'une connaissance de défaut

Dans ces approches, la prise en compte de connaissances de défauts peut aider à la *localisation* de défauts et sont indispensables pour leur *identification*. Des connaissances empiriques (par exemple de relations entre défauts et symptômes) peuvent être également utilisées. Pour prendre en compte l'impossibilité d'une énumération exhaustive de tous les défauts possibles, il est souvent ajouté un mode *Inconnu* (F_{ic}) dépourvu de tout modèle et censé regrouper tous les comportements de défaut non répertoriés.

Ainsi chaque composant c_i , au lieu d'avoir deux modes comportementaux (normal et anormal) possède maintenant un nombre fini de modes comportementaux $\{f_o, f_1(c), f_1(c), \dots, f_n(c), f_{ic}\}$ où f_o représente le mode de comportement normal, $f_i \in F$ l'ensemble de défauts répertoriés et f_{ic} le mode inconnu non modélisé. La figure 2.8 montre le comportement normal L_{f_o} dans le plan des trajectoires de références ($U_{pre} \times Y_{pre}$) et les comportements de défauts L_{f_1} et L_{f_2} . Ces modes présentent maintenant un rôle d'*hypothèses*. Un *conflit* devient une attribution de mode à certains composants qui sont incohérents avec les observations.

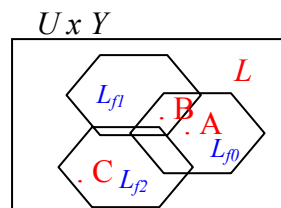


Figure 2.8 : Modes de comportement

De façon à éviter une complexité combinatoire élevée par rapport à l'espace de recherche m^n au lieu de 2^n (où n est le nombre de composants et m le nombre moyen de modes par composant) certains critères sont proposés. Par exemple, dans un cas pratique, seuls les modèles de défaut des composants issus du processus de localisation sont utilisés pour l'identification [Dague, 01].

Dans la littérature, certaines approches basées sur la cohérence dépendent exclusivement de la connaissance de défaut. Il s'agit de méthodes pour lesquelles la tâche de localisation s'appuie

⁸ de l'anglais : *consistency-based diagnosis*

nécessairement sur l'information des modèles comportementaux de défaut L_{fi} , le modèle de comportement normal L_{fo} étant utilisé par la tâche de détection. En général, tous les défauts possibles sont définis a priori et forment l'ensemble $F = \{fi\}$. La localisation associée directement à l'identification est obtenue à partir de l'identification du comportement de défaut L_{fi} qui se rapproche le plus de la trajectoire observée L_{obs} . Les trajectoires L_{fi} sont directement associées au composant ou sous-système. Contrairement aux approches basées sur la théorie logique de Reiter le mode 'inconnu' de défauts non répertoriés n'est pas formalisé. C'est le cas, par exemple, de la méthode de diagnostic d'un système à variables continues basée sur un automate stochastique ou automate temporisé de Lunze [Lunze, 00] présenté dans le chapitre suivant. Pour tenir compte de l'impossibilité d'une énumération exhaustive de tous les défauts possibles, quelques hypothèses sont établies [Blanke et al., 03]:

- La détection est possible sans l'information de comportements de défaut. L'algorithme de détection n'utilise que le modèle de comportement normal du procédé.
- Sans la connaissance de défauts et la façon dont ils influencent le procédé, la localisation et identification deviennent impossible.
- Le diagnostic à base de cohérence exclut certains défauts $fi \in F$ candidats pour le défaut courant fi . Rien ne prouve que le défaut $fi \in F$ sélectionné correspond au défaut détecté. Cela demande des hypothèses supplémentaires comme l'hypothèse selon laquelle le défaut fi est un élément de l'ensemble de défauts F .
- Etant donné un schéma d'instrumentation, tous les défauts ne peuvent pas être discriminés entre eux. Les considérations de diagnosticabilité sont prise en compte pour que tous (ou certains) défauts puissent être discriminés.

Le moteur de diagnostic vérifie la cohérence entre le comportement observé et le modèle comportemental L_f . Le comportement observé, représenté par le point A (fig. 2.8) par exemple, est cohérent avec le comportement prédit par L_{fo} , indiquant un comportement sans défaut. L'observation indiquée par le point C en revanche indique une incohérence avec L_{fo} et une cohérence avec le comportement de défaut prédit par L_{fi} , indiquant la détectabilité du défaut et la discrimination du diagnostic. En fait, les comportements sur la figure 2.8 présentent des régions d'intersection qui amènent à un diagnostic non discriminant pour certaines trajectoires mesurées. C'est le cas, par exemple, de la trajectoire représentée par le point B qui conduit à un diagnostic ambigu f_o ou f_i . Cette ambiguïté est due au procédé et non au moteur de diagnostic car le procédé génère la même information pour f_o ou f_i . Dans ce cas, la méthode de diagnostic ne pourra lever cette ambiguïté, c'est à dire que les défauts ne sont pas discriminables et un critère de *diagnosticabilité* doit être appliqué (le choix et le placement de capteurs) [Blanke et al., 03].

Le principal problème de ces approches est l'explosion combinatoire pour des systèmes industriels complexes où le nombre de composants est trop important. L'association des approches basées sur une modélisation causale peut être une solution intéressante car elles limitent l'espace de vérification du moteur de diagnostic à des relations suffisantes pour la localisation de défaut.

2.3.3. Les approches à base de modèles quantitatifs (FDI)

2.3.3.1. Principe de base

Les approches FDI dont le processus est illustré sur la figure 2.9 sont basées sur des modèles d'espace d'état ou des relations d'entrée-sortie:

$$y = h(u, f, d, t)$$

où u est l'entrée, y la sortie, f l'influence des défauts et d les perturbations non mesurables. u et y sont les observations (OBS). Si y_m est la mesure de la sortie et u_m celle de l'entrée, le modèle permet d'aboutir à une relation :

$$h(y_m, u_m, f, d, t) = 0$$

A travers cette relation, des indicateurs de défaut sont générés : les *résidus* r_j . La détection d'un défaut correspond à un $r_j \neq 0$ dans une région délimitée par des seuils (décision binaire) ou dans une région autour de 0 selon le critère adopté en fonction de la connaissance des perturbations, bruits de mesure ou incertitudes de modélisation. Des critères de décision de détection basés sur les ensembles flous [Evsukoff et al., 03] et la théorie de décision statistique [Basseville & Nikiforov, 93] peuvent être également définis.

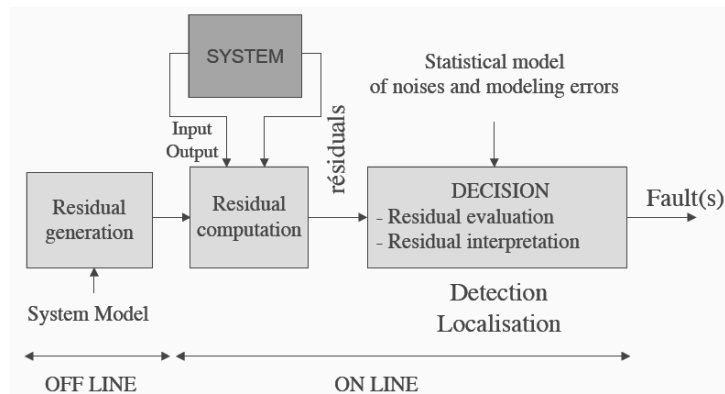


Figure 2.9 : Le diagnostic FDI

Un résidu doit présenter la forme suivante, appelée *relation de redondance analytique (RRA)*, relation déduite du modèle du système qui ne contient que des OBS, à différents instants de temps :

$$r_j = h(y, u, t)$$

La forme d'évaluation de résidu est décrite par:

$$r_j = h_{ej}(y, u, f, d, t)$$

Idéalement un résidu doit être découplé des perturbations non mesurables pour ne dépendre que d'un défaut unique f_j

$$r_j = h_{ej}(y, u, f_j, t)$$

Dans des situations réelles, il n'est pas facile d'obtenir des résidus structurés suivant cette dernière relation puisqu'un résidu est en général sensible à un ensemble de défauts. En conséquence, les symptômes binaires sont organisés selon une *table d'incidence* (appelée aussi de *table de signature de pannes* ou *matrice de signature/incidence*). Une table d'incidence est une table binaire où chaque ligne est associée au résidu r_j et chaque colonne est associée au

défaut f_j (figure 2.10). Le ‘1’ signifie que le résidu est sensible au défaut alors que le ‘0’ signifie que le résidu est découplé du défaut. Une signature de défaut multiple est associée à des opérateurs logiques ‘ou’ sur les signatures élémentaires.

	f_1	f_2	f_3	...	f_f
r_1	0	1	1		0
r_2	1	1	0		1
...
r_r	0	1	1		1

Figure 2.10 : Table d’incidence pour des résidus structurés

Le diagnostic est obtenu par un processus en ligne d’appariement (*Pattern matching*) [Denoeux, 01]: le vecteur résidu (signalant des incohérences observées) est comparé à chaque instant aux colonnes de la matrice d’incidence. Si les colonnes de cette table sont indépendantes, cela signifie que chaque défaut peut être localisé. Tous les résidus sont évalués à chaque instant et le vecteur booléen représentatif de la situation présente est construit. Celui-ci est alors comparé aux signatures connues. Un défaut particulier est présent sur l’installation quand ce vecteur est identique à une signature connue. C’est la *localisation* de défaut. Si des colonnes sont dépendantes, cela signifie que l’on ne peut pas distinguer les défauts avec le jeu de résidus envisagé.

Le problème des approches FDI est qu’un petit changement de la structure du modèle demande une reformulation complète des résidus, ce qui n’est pas souhaitable dans le cas des systèmes industriels complexes qui comportent un grand nombre de variables. L’association à des approches basées sur une modélisation causale permet une focalisation sur certaines relations et évite la mise à jour de tous les résidus. Cette démarche permet également une meilleure réutilisabilité du modèle de représentation du procédé et ainsi du diagnostic associé [Evsukoff, 98].

Pour des procédés industriels complexes où des relations analytiques essentiellement non linéaires sont difficiles à obtenir (p.ex. les procédés chimiques), les approches FDI basées sur des modèles mathématiques précis ne sont pas appropriées. Dans le cadre de la problématique de surveillance des phases transitoires, les techniques FDI constituent des solutions complexes et la conduite et le pilotage ne sont pas considérés comme une source possible d’anomalie [Bhagwat et al., 03a], [Scenna, 00a], [Venkatasubramanian et al., 03b]. Dans ces cas, les modèles qualitatifs ou les approches à base de données (reconnaissance de forme et *AQT*) s’avèrent plus intéressantes.

Les approches quantitatives, fondées sur la notion de résidu, sont classifiées en fonction de la génération des résidus et font ressortir quatre grandes familles de méthodes.

2.3.3.2. La méthode d’estimation paramétrique

Basée sur le suivi des paramètres du système, cette méthode est bien adaptée aux défauts multiplicatifs (des défauts ayant une incidence sur les paramètres du système), lorsque la structure du modèle est bien connue et lorsque les paramètres ont un sens physique. Dans le cas contraire, le lien entre la modification des paramètres du modèle et les composants devient difficile et la localisation compliquée. Comme tout problème d’estimation de paramètres, si le procédé est mal excité, l’estimation ne converge pas ou converge mal amenant à des résultats qui ne sont pas interprétables. Ces méthodes trouvent plutôt leur application à des procédés à faible nombre de variables pour lesquels des modèles relativement précis peuvent être définis.

Pour les installations plus complexes, comportant un très grand nombre de variables et qui, de plus, doivent opérer avec différents modes de fonctionnement, l'utilisation des algorithmes d'estimation est très difficile [Montmain, 97].

2.3.3.3. La méthode à base d'observateurs (ou banc d'observateurs)

Elle est basée sur l'estimation des variables inconnues. La méthode développe un ensemble d'observateurs, chacun sensible à un ensemble de défauts et insensible aux autres. Un banc d'observateurs est alors conçu de façon à décrire une forme sur les résidus (*residual pattern*). Ces résidus issus des observateurs qui caractérisent chaque défaut (signature de défaut) permettent ainsi la localisation. Selon [Venkatasubramanian et al. 03a] cette méthode n'est pas adaptée aux procédés complexes (p.ex. procédés chimiques) en raison des difficultés de modélisation.

2.3.3.4. Les filtres de Kalman

Il s'agit d'un algorithme récursif d'estimation d'état qui trouve de nombreuses applications dans l'industrie chimique et l'industrie des procédés [Venkatasubramanian et al. 03a] comme nous l'avons évoquée précédemment dans le cadre du suivi et de la détection au sein des modes opératoires MO_i [Bhagwat et al., 03a], [Bhagwat et al., 03b]. Un filtre de Kalman représenté par un modèle d'espace d'état est équivalent à un estimateur optimal pour un système stochastique linéaire représenté par un modèle d'entrée-sortie.

2.3.3.5. La méthode d'espace de parité

L'essence de la méthode est la vérification de la parité (cohérence) des modèles du procédé avec les mesures issues de capteurs et des entrées connues (consignes, signal de commande, etc...). Cette méthode est très générale puisqu'elle impose peu de conditions sur le modèle. En particulier, il peut être non linéaire. Sous conditions idéales (absence de bruit de mesures, modèles précis, pas de défauts) de comportement normal en régime permanent le résidu ou la valeur des équations de parité valent zéro. L'idée de cette approche est le réarrangement de la structure du modèle de façon à permettre l'isolation du défaut. La figure 2.11 illustre le schéma de base où $p(t)$ et $q(t)$ sont des défauts additifs sur les entrées et les mesures. Pour les défauts issus de grosses dérives sur les paramètres du procédé cette méthode n'est pas appropriée.

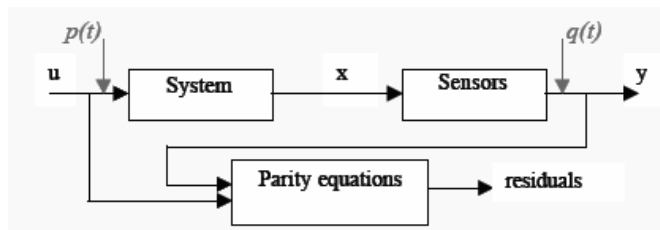


Figure 2.11 : L'approche d'espace de parité

Ces caractéristiques deviennent intéressantes dans le cas des procédés complexes qui demandent une structure de modélisation compositionnelle basée sur des modèles locaux qui décrivent les relations d'entrée-sortie des variables. Dans [Evsukoff et al., 00], la représentation des relations à travers des équations de parité est associée à une structure causale. L'utilisation des équations de parité est différente de l'approche classique, et vise surtout l'explication causale du comportement du procédé.

La structure du graphe causal montré sur la figure 2.12 est composé d'un modèle $\hat{\mathbf{F}}(q)$ dont les sorties estimées $\hat{\mathbf{y}}(t)$ sont calculées à partir des variables observées $\tilde{\mathbf{u}}(t)$ et $\tilde{\mathbf{y}}(t)$ par la relation suivante : $\hat{\mathbf{y}}(t) = \hat{\mathbf{F}}(q) [\tilde{\mathbf{u}}(t) \ \tilde{\mathbf{y}}(t)]^T$. La différence entre les sorties mesurées et estimées permet d'obtenir le résidu local $\eta(t) = \tilde{\mathbf{y}}(t) - \hat{\mathbf{y}}(t)$. Cette équation est un cas particulier d'équation de parité.

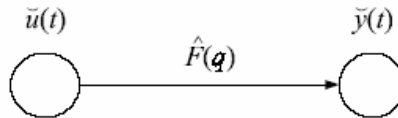


Figure 2.12 : Relation de parité associée à une représentation causale

Voyons dans la section suivante un approfondissement des structures causales et reprenons en détail l'approche d'Evsukoff.

2.3.4. Les méthodes qualitatives basées sur un raisonnement causal

2.3.4.1. Considérations générales

Les systèmes de surveillance et de diagnostic basés sur des modèles quantitatifs, et d'une certaine manière les approches de classification, ont une capacité explicative quasiment inexistante, ce qui ne répond pas à l'objectif d'assistance à l'opérateur en cas de fonctionnement anormal du procédé. Ils sont conçus surtout pour la phase de détection. La communauté de l'IA propose un raisonnement qualitatif basé sur une modélisation causale qui offre un support explicatif et adductif nécessaire au diagnostic et notamment à la tâche de localisation. En effet, le diagnostic est typiquement un processus causal puisqu'il consiste à établir des hypothèses sur les composants défaillants qui sont l'origine du dysfonctionnement observé.

Le raisonnement qualitatif et les modèles causaux permettent de surmonter les difficultés liées aux procédés complexes évoquées précédemment. Ils s'appuient sur une décomposition du procédé en un nombre de sous-modèles élémentaires. De ce fait, il est possible de focaliser le raisonnement sur des relations spécifiques pour la localisation de défauts.

Une structure causale est une description qualitative de l'effet ou de l'influence qu'ont les entités du système (p.ex. variables, défauts) les unes sur les autres. Elle peut être représentée par un graphe direct (*digraphe*). Quand les nœuds du graphe représentent les variables du système et les arcs symbolisent les relations normales et déterministes⁹ entre elles, le graphe causal et souvent appelé *graphe d'influence* [Gentil et al., 04].

Le diagnostic basé sur un graphe d'influence consiste à rechercher la variable source dont la déviation est suffisante pour expliquer toutes les déviations détectées sur d'autres variables [Travé-Massuyès et al., 97]. L'algorithme de diagnostic est, en général, une procédure de recherche avant/arrière depuis la variable incohérente (détection). La recherche arrière limite l'espace de défaut en enlevant les observations normales en amont sur le chemin causal. Ainsi chaque déviation primaire génère une hypothèse qui conduit à une recherche avant utilisant les états des variables et les fonctions attachées aux arcs. La phase de localisation consiste à chercher quel composant du système ne fonctionne pas correctement en utilisant la connaissance

⁹ Contrairement aux réseaux *Bayésiens* où les nœuds représentent des variables aléatoires et les arcs décrivent les hypothèses de dépendance entre les variables [Pearl, 88].

sur la structure du système, ses défaillances potentielles et les observations disponibles. Le résultat du diagnostic peut être un arc pointant soit sur la variable source (panne de composant) soit sur une perturbation non mesurable qui affecte directement cette variable. Un grand avantage des approches causales est que, en général, la connaissance de comportements (modèles) de défaut n'est pas nécessaire pour la localisation.

Deux types principaux de structure causale sont proposés:

- i) Le digraphe représente la calculabilité issue de la connaissance des relations mathématiques (équations différentielles ou à différences). Il peut être obtenu à travers un mécanisme d'*ordonnement causal*¹⁰ [Iwasaki & Simon, 86], [Pons & Través-Massuyès, 97] ou bien par la théorie de *graphe bipartite* [Blanke et al., 03][Gehin et al., 00].
- ii) Le digraphe représente une connaissance fonctionnelle du procédé; les nœuds sont liés aux variables considérées significatives par la surveillance et les arcs sont liées aux phénomènes physiques (p.ex. bilan de matière) [De Kleer, 86].

Ainsi, le premier type lie la causalité aux équations décrivant le système (analyse globale) tandis que le deuxième axe lie la causalité à la structure du système (analyse locale).

Issu d'une connaissance profonde des mécanismes physiques, nous avons également le *bond-graph*, modèle de base de nombreuses approches de diagnostic comme le graphe causal temporel de [Mostermann & Biswas, 99], [Mostermann, 01]. Le diagnostic (suivi et localisation) de défauts abrupts y est traité. Historiquement l'approche a été plus particulièrement envisagée pour la modélisation de la dynamique de systèmes mécaniques et électroniques.

La construction d'un graphe causal est un processus assez complexe qui demande une connaissance structurelle et fonctionnelle de l'installation. La connaissance experte est également prise en compte pour la définition des besoins de surveillance. [Heim et al., 03] énumère un certain nombre de consignes pour la construction d'un graphe causal dans un contexte de système complexe: i) identification du système physique, ii) division en sous-systèmes, iii) définition et affectation d'une configuration à chaque sous-système, iv) identification d'un ensemble de relations physiques, v) connexion des relations aux composants physiques, vi) détermination de causalité, vii) réduction (élimination de variables non mesurables), viii) approximation (élimination de relations négligeables) et ix) quantification (identification des paramètres de la fonction de transfert).

Le contexte de la représentation causale et les besoins du diagnostic conduisent à différents types de relations qui étiquettent les arcs et induisent la démarche de suivi et le mécanisme de propagation d'influence. Le type de graphe causal le plus simple est le graphe orienté signé (SDG¹¹) qui décrit les variables dans un espace qualitatif restreint $\{-,0,+ \}$ liées par des arcs qui modélisent le signe des influences $\{-,+ \}$. La faiblesse de représentation qui induit des ambiguïtés est résolue à travers l'augmentation de l'espace qualitatif *crisp* ou flou. *Biotech* [Bousson et al., 98] est un système conçu pour la surveillance et l'aide à la conduite de procédés chimiques complexes (fermentation) qui s'appuie sur une connaissance experte des relations d'influence entre les variables définies dans un domaine symbolique élargi $\{pp, p, m, f, ff\}$, sur un graphe causal. Cependant, ces approches souffrent du manque d'information temporelle, ce qui

¹⁰ De l'anglais : *causal ordering*.

¹¹ De l'anglais : *signed directed graph*

empêche leur utilisation pour le diagnostic de comportements dynamiques. Toutefois, un diagnostic basé sur le SDG, proposé par [Scenna, 00a] dans le cadre de procédés batch, surmonte cette limitation. Mais cela est fait en détriment d'une complexité combinatoire significative qui résulte de la proposition d'une nouvelle structure de SDG à chaque changement de tendance des variables concernées.

Des nombreux travaux sont basés sur des modèles causaux. Dans [Travé-Massuyès et al., 97], les principales approches sont passées en revue et un historique de l'utilisation des représentations causales est présenté. Nous allons nous focaliser sur certaines approches liées à notre problématique de modélisation et de surveillance des systèmes dynamiques hybrides complexes.

2.3.4.2. L'approche de Gomaa

Dans le cadre de la supervision de systèmes dynamiques hybrides, une modélisation qualitative par graphe causal est proposée dans [Gomaa & Gentil, 96] à travers une représentation basée sur les *réseaux de Petri continus causaux hybrides* (RdPC²H). Les liens causaux (transitions) entre les variables continues (les places) sont représentés à travers des fonctions de transfert qualitatives (FTQ) [Ferray-Beaumont & Gentil, 89] [Montmain, 92] basées sur les informations de gain (K), retard (r) et constante de temps (t_r) (les transitions) (fig. 2.13).

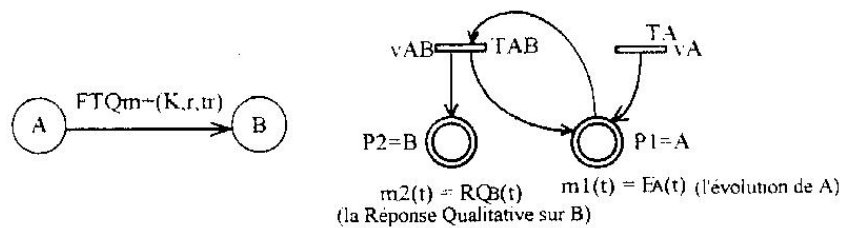


Figure 2.13 : Un RdPC²H modélisant une influence causale FTQ(K,r,tr)

L'évolution des variables d'entrée ainsi que la réponse qualitative (RQ) à une FTQ sont approximées par une fonction affine par morceaux via une procédure de segmentation. Chaque segment est appelé *épisode*. La vitesse de franchissement d'une transition (évolution du marquage) est une fonction du temps constante par morceaux, dépendant des épisodes détectés, sur l'évolution du marquage de la place amont et des paramètres de la FTQ. Le modèle RdPC²H est alors intégré au superviseur modélisé par un RdP à travers une interface événementielle, formant une structure similaire aux modèles de réseau de Petri Hybrides [Alla & David, 98] et à l'approche de surveillance de [Andreu et al., 98]. Cette approche met en évidence certains aspects liés à notre problématique: la préoccupation d'un suivi qualitatif causal au niveau des variables continues (qui caractérisent les opérations unitaires citées dans le premier chapitre) et l'intégration des aspects continus et discrets dans un modèle homogène basé sur les RdP. La problématique est cependant restreinte à la simulation et la surveillance et le diagnostic ne sont pas évoqués.

2.3.4.3. L'approche de Ca~En (CAusal ENgine)

Dans le cadre du projet européen ESPRIT TIGER, le simulateur qualitatif *Ca~En* [Travé-Massuyès & Milne, 97] a été développé. Il s'agit d'un système de diagnostic à base de modèle dédié à des procédés de dynamiques complexes et intégré au système de supervision de turbines à gaz TIGER. Il permet deux niveaux de représentation de la connaissance : un *niveau local* et un *niveau global*. Le niveau *local* présente la description causale effective à travers des relations

d'influence décrites par des équations à différence linéaire de premier ordre. A chaque pas de simulation les variables mesurées sont propagées sur le graphe causal à travers ces équations en produisant pour chaque variable une valeur prédite donnée sur un intervalle. Le niveau *global* concerne un ensemble de contraintes globales entre les variables (pouvant être des relations non linéaires) qui effectue un affinement des intervalles sur la valeur prédite produite au niveau local.

La traduction d'une connaissance analytique vers des relations d'influence est réalisée par un mécanisme d'ordonnancement causal *Causalito* [Pons & Través-Massuyès, 97]. L'influence de deux variables ou plus sur une variable est traitée par le théorème de superposition. La connaissance imprécise est prise en compte à travers la définition d'intervalles sur les paramètres des relations associées aux influences, ce qui permet la génération d'enveloppes de prédiction mises à jour à chaque période d'échantillonnage. La vérification de cohérence entre l'observation (mesure) et l'intervalle propagé par la variable en amont est la base du mécanisme de détection montrée sur la figure 2.14.

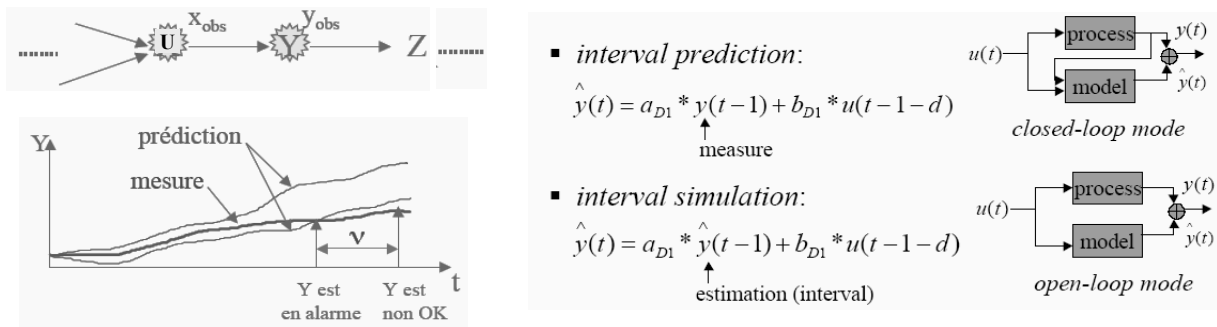


Figure 2.14 : Le mécanisme de prédiction de Ca~En

Si l'observation (\tilde{y}) franchit le seuil de l'intervalle de prédiction (\hat{y}), le nœud (la variable) est mis en alarme pendant v échantillons. La stratégie de prédiction est alors commutée d'un mode en *boucle fermée* ($\tilde{y}(t-1)$) vers un mode en *boucle ouverte* ($\hat{y}(t-1)$) de façon à éviter un suivi de la trajectoire de défaut. Ce mécanisme permet un certain raisonnement sur des déviations lentes. Chaque influence est associée à un nombre de composants (COMPS). La démarche de diagnostic (pour la localisation) suit l'approche logique de Reiter évoquée précédemment. L'identification de défaut, quant à elle, n'est pas possible puisque aucune connaissance de défaut n'a été prise en compte.

Un extension de l'approche Ca~En, dans le cadre de systèmes concurrents hybrides incertains, est proposée par [Benazerra et al., 02]. La figure 2.15 montre l'architecture générale. Un niveau discret décrit les modes fonctionnels d'un composant. A chaque mode fonctionnel est lié un modèle comportemental continu auquel un graphe causal est associé (dernier niveau de représentation). Le niveau intermédiaire consiste en une représentation logique des régions de l'espace d'état continu.

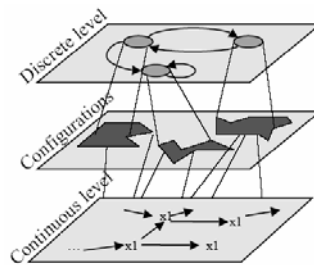


Figure 2.15 : L'architecture Hybride de Benazera

2.3.4.4. L'approche de Evsukoff

Le contexte de la surveillance de procédés complexes est également traité par Alexandre Evsukoff dans sa thèse [Evsukoff, 98] [Evsukoff et al., 00] [Evsukoff et al., 03] qui propose une approche causal similaire à celle proposée par Ca~En. Elle en diffère par le mécanisme de détection et le processus de localisation. La détection est basée sur une inférence floue sur les attributs du résidu r (la valeur v et sa dérivée v' aux τ derniers instants). Le résidu r est calculé par différence entre les mesures $\tilde{y}(t)$ du procédé et les valeurs de référence $\hat{y}(t)$ issues du modèle. Des conclusions partielles sur l'état de la variable (normal-OK ou alarme-AL) sont établies en fonction de l'évaluation floue sur les attributs et des règles d'inférence qui attribuent des poids aux conditions (x_i, x'_j) , comme le montre la figure 2.16. Une étude sur la robustesse et la sensibilité de la détection est également effectuée. Le raisonnement sur l'incertain et l'imprécis basé sur des intervalles et enveloppes dans Ca~En est alors remplacé par un raisonnement flou sur les résidus, ce qui permet un raisonnement plus affiné sur les écarts qui se produisent.

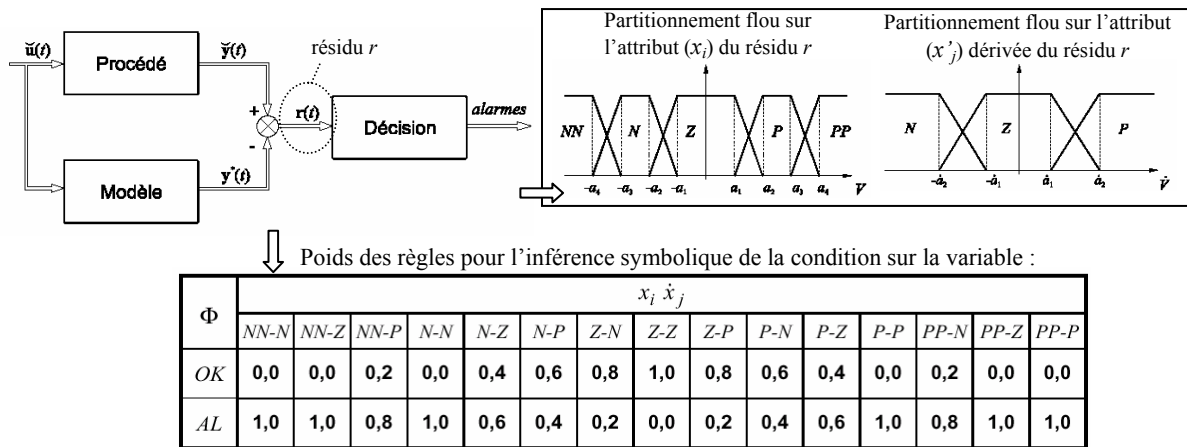


Figure 2.16 : Principe de décision de condition d'alarme d'Evsukoff

La localisation est fondée sur le raisonnement causal : chaque variable est reliée physiquement à d'autres variables mesurées qui en sont la cause et qui expliquent son comportement. Elle est basée sur un mécanisme multi-modèle qui définit pour chaque variable les résidus *global*, *causal (local)*, et *propagé*. Ces résidus sont issus de l'évaluation simultanée d'un *modèle de référence* qui calcule la valeur de référence $\hat{y}(t)$ de la variable à partir des entrées connues du procédé (consignes) et d'un *modèle causal* qui calcule la valeur prédite $\hat{y}(t)$ de la variable à partir des valeurs mesurées $\tilde{y}(t)$ des variables en amont.

L'effet de la propagation des perturbations sur les variables en amont est calculé par le *résidu propagé* ($\hat{\rho}(t) = \hat{y}(t) - y^*(t)$). Celui-ci est donc affecté seulement par les défauts sur les variables en amont. Le *résidu local* ($\lambda(t) = y(\hat{t}) - y(\hat{t})$) définit le résidu sensible uniquement aux défauts intervenants sur la variable considérée. Il est calculé par la différence entre le *résidu global* ($r(t) = \tilde{y}(t) - \hat{y}(t)$), sensible à tous les défauts, et le résidu propagé, sensible seulement aux défauts sur les variables en amont.

La procédure de localisation est appliquée globalement à toutes les variables du procédé. Sur chaque résidu, le mécanisme d'inférence montré sur la figure 2.16 est effectué et un processus de décision de localisation permet de décider, pour chaque variable en alarme, si la perturbation détectée est locale ou amont. La décision peut être établie par deux raisonnements différents : i) si le résidu local est important, alors l'origine de la perturbation est locale sur la variable

considérée ; ii) si le résidu propagé est important, alors l'origine de la perturbation est sur les antécédents de la variable considérée.

2.3.4.5. Conclusion

L'intérêt des modèles causaux de Ca~En et de Evsukoff est de permettre la décomposition du modèle global multi-entrées–multi-sorties en modèles locaux multi-entrées–mono-sortie, dont la sortie est la *variable considérée* et les entrées sont des *antécédents* dans le graphe. Cette décomposition peut s'avérer fort utile pour la conception de systèmes de diagnostic de procédés complexes à grand nombre de variables où la description de l'espace d'état global du système est nettement inappropriée.

Le raisonnement sur les écarts observés est restreint à une plage de fonctionnement en régime permanent où des conditions de linéarité des approximations faites sont encore valides. La prise en compte de la non linéarité dépend de la connaissance des relations analytiques, ce qui nous ramène à la complexité de modélisation des approches quantitatives. Les phases transitoires ne sont pas considérées formellement. Elles sont traitées par exemple dans [Dziopa & Gentil 97], [Neves, 98] où les conditions d'activation des arcs d'un graphe causal (prévue déjà dans Ca~En) [Travé-Massuyès et al., 97] sont définies en fonction du mode opératoire (démarrage, distillation, etc.) conduisant à un raisonnement multi-modèle.

2.4. Conclusions

Nous avons dans, ce chapitre réalisé une étude bibliographique générale sur les méthodes de diagnostic de type traitement données et les méthodes à base de modèles dans le but d'identifier et d'évaluer des solutions qui concernent notre problématique de surveillance exposée dans le chapitre 1.

Les méthodes de traitement de données sont des approches envisageables quand l'obtention d'un modèle analytique du procédé s'avère difficile. Elles sont cependant fortement dépendantes d'un grand volume des données, ce qui les limite en général à la détection. Dans le cadre de la surveillance des procédés complexes, notamment dans les phases transitoires, les approches d'analyse qualitative de tendance (AQT) sont plus souvent évoquées. La prise en compte des dérivées et l'utilisation des techniques d'alignement temporel représentent des contraintes pour l'implémentation de ces méthodes. Nous retenons cependant le raisonnement basé sur des dynamiques locales de chaque variable.

Le diagnostic dépend d'une représentation et d'une discrimination de toutes les modes de défaut à travers des mécanismes d'inférences (à base de règles) ou d'un mécanisme de classification en ligne. La localisation de défaut dépend de ces mécanismes qui associent les modes de défaut repertoriés à des composants. Pour une installation de grande taille cette démarche s'avère inappropriée.

Nous envisageons donc, pour faire face aux différents aspects de complexité du procédé exposés, de nous inspirer des approches qualitatives à base de raisonnement causal. La décomposition de la connaissance du comportement global du procédé en relations locales d'entrée-sortie conduit à un raisonnement qui focalise sur les dynamiques des variables individuelles significatives, préoccupation analogue à celle des approches d'AQT.

Nous focalisons dans notre approche ces aspects : la mise en valeur de la description de la

dynamique individuelle des variables et la description de ses relations comportementales locales. Nous évitons en faisant cela une description de l'espace d'état global du procédé et une dépendance exclusive d'un raisonnement à base de règles pour inférer sur les relations comportementales (normal et de défauts).

Notre objectif étant que notre approche s'intègre aux niveaux hauts du système de commande/surveillance qui repose sur une modélisation essentiellement discrète, nous avons donc dédié le chapitre suivant aux approches de diagnostic à base de modèles discrets.

CHAPITRE 3

Les approches de diagnostic à base de modèles discrets

Les motivations pour un diagnostic basé sur l'information symbolique et l'utilisation de modèles discrets sont énoncées par [Lunze, 00] autour des points de vue suivants: i) une représentation qualitative et non quantitative est plus proche du raisonnement de l'opérateur, ii) plusieurs défauts et des transitions opératoires changent considérablement le comportement du procédé, ii) plusieurs signaux ne peuvent pas être mesurés précisément comme la concentration dans un bioréacteur, la température dans des fours à ciment, etc. iii) au niveau de la Supervision, les contrôleurs réagissent à des changements discrets des variables mesurées et commutent les entrées du système entre valeurs discrètes. A cela nous ajoutons le contexte de la Surveillance à un niveau d'abstraction élevé où l'échelle temporelle est différente de celle considérée au niveau des commandes locales et des boucles de régulation, discuté dans la section 1.2. Ceci nous amène à envisager une représentation discrète et événementielle.

Les notions d'événement et d'état discret forment la base des approches de diagnostic des SED. La dynamique est décrite par une séquence d'événements qui caractérisent les transitions d'états du système, datées ou considérés sur des intervalles bornés de temps, ce que plusieurs auteurs intitulent *trajectoire*. Dans la littérature, différentes terminologies sont associées à la notion de trajectoire comme les *scénarios*, *chroniques*, *session*, *templates*, etc. Toutes sont basées sur une notion que nous pouvons intituler *signature temporelle*.

La définition d'état peut être liée au mode de fonctionnement du composant ou du sous-système (fonctionnement normal ou défaut, en panne,...), à l'opération associée (arrêt, marche ; rempli, vide) ou à une partition qualitative issue de l'abstraction d'une variable ou de l'espace d'état continu.

Différents considérations sur l'observation existent: l'observation des transitions à travers des événements implique l'estimation d'état (de façon déterministe ou non déterministe) ou l'observation des états implique la déduction d'un chemin événementiel observé parcouru en fonction de contraintes temporelles (systèmes dynamiques) ou non (systèmes statiques). La représentation est faite à partir de machines à états finis, d'automates, de réseaux de Petri et leurs extensions (temporisé, stochastique, flou, etc) ou à partir des *signatures temporelles*.

L'abstraction de la dynamique continue des procédés permet l'utilisation de modèles discrets qui représentent la trajectoire continue à travers une séquence des transitions entre états qualitatifs finis. Une grande partie des travaux sur les systèmes dynamiques hybrides dans le contexte de la supervision et du diagnostic est fondée sur l'utilisation de ces modèles qualitatifs comme nous le verrons par la suite.

Certains critères de conception et d'analyse sont définis en fonction de l'objectif de l'approche (diagnostic, supervision) : observabilité, accessibilité, ou encore diagnosticabilité, contrôlabilité. Le critère de diagnosticabilité est étroitement lié au processus d'abstraction et à la définition du partitionnement, tandis que la contrôlabilité est souvent liée à la théorie de supervision de [Ramadge & Wonham, 87]. Dans les deux cas, la notion de complétude du modèle qualitatif est considérée, c'est-à-dire que le modèle qualitatif issu de l'abstraction doit permettre l'exécution adéquate de la tâche de diagnostic et de supervision. Il est possible aussi d'intégrer ces critères dans la conception d'un système *diagnosticable* fondé sur la synthèse d'un contrôleur, qui permette, non seulement d'inférer sur des défauts à travers des observations, mais aussi de contrôler le système. C'est le cas, par exemple, du diagnostic qualifié d'*actif* par [Sampath et al., 97].

De façon à mieux organiser la description des méthodes de diagnostics basés sur des modèles discrets, nous allons les classer selon les groupes suivants:

- Les approches fondées sur une modélisation orientée composants.
- Les approches fondées sur les concepts de *signature temporelle*.
- Les approches fondées sur l'abstraction de la dynamique continue et les systèmes hybrides
- Les approches basées sur un raisonnement flou et la théorie de possibilité

3.1. Les approches fondées sur une modélisation orientée composants

3.1.1. Les approches fondées sur la proposition de Sampath

Meera Sampath a proposé dans [Sampath et al., 95] [Sampath et al., 96] une approche de modélisation et d'analyse des systèmes complexes basée sur une représentation discrète du système pour la détection et le diagnostic qui est devenue une référence dans la littérature. La complexité, notamment au sens d'un nombre élevé de composants et des états fonctionnels discrets, et la prise en compte supplémentaire des variables continues à un niveau d'abstraction supérieur (description discrète en états qualitatifs issue d'une abstraction), forment le contexte de modélisation avec une orientation composant. La prise en compte de l'information issue des capteurs est faite à travers une procédure relationnelle globale entre les partitions qualitatives des variables mesurées et les états fonctionnels du modèle global.

Suite à la construction du modèle, un '*diagnostoser*' (ou moteur de diagnostic) qui répond au critère de *diagnosticabilité* est proposé (une machine à état fini conçue à partir du modèle). Dans son approche, un système est dit *diagnosticable* s'il est possible de détecter dans un délai fini l'occurrence d'événements de défaut à travers les événements observés. En effet, le critère de diagnosticabilité implique que chaque événement de défaut conduise à des observations suffisamment discriminantes pour permettre l'identification unique du type de défaut dans un délai fini. L'ensemble d'observations doit être suffisamment riche pour cette discrimination.

Pour rendre le système *diagnosticable*, l'auteur propose deux procédures : une étude pour introduire des capteurs supplémentaires et la synthèse de contrôleurs fondée sur la théorie de Ramadge-Wonham (RW) de façon à restreindre le comportement du système. Cette dernière est traitée à travers la proposition d'un diagnostic intitulé *diagnostic actif* [Sampath et al., 97].

Le modèle discret représente le comportement normal et de défaut du système G . Les défauts sont modélisés comme des événements non observables et l'objectif est inférer sur les occurrences passées de ces défauts en se basant sur les événements observés Σ_{obs} (commandes ou signaux de capteurs). Le '*diagnostoser*' prédit l'état du système suite à l'occurrence de tout événement observable. Les états du '*diagnostoser*' possèdent une information de défaut (étiquettes d'état) et l'occurrence d'un défaut est détectée à travers l'inspection de ces états. La figure 3.1 illustre cette approche de diagnostic. Nous avons alors la définition suivante:

$$G_i = (X_i, \Sigma_i, \delta_i, x_{oi})$$

où G_i est le modèle discret du composant i (p.ex. contrôleur, actionneur, capteur), X_i est l'espace d'état, Σ_i l'ensemble d'événements σ , δ_i la fonction de transition et x_{oi} l'état initial de G_i . Les modèles individuels G_i sont regroupés dans un modèle de représentation global du système G par une opération de *composition synchrone* standard basée sur des machines à états [Lafortune & Chen, 91].

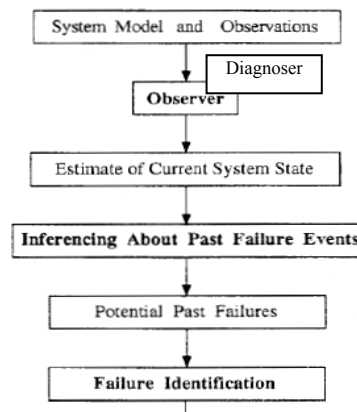


Figure 3.1 : L'approche de diagnostic de Sampath

Cette procédure est la solution de base de l'approche pour la prise en compte de la complexité du système à partir de modèles individuels simples. Le concept d'opération de composition de machines à états finis et d'automates est adopté par une grande partie des approches basées sur ces modèles comme celle de [Hélias et al., 04] pour la description de l'espace d'état continu qualitatif ou celle de [Cordier & Largouët, 01] avec la prise en compte de contraintes temporelles [Su et al., 02]. [Pencolé et al., 02] propose une méthode de composition adaptée aux systèmes décentralisés basé sur des *machines à états finis communicantes* pour la définition des diagnostics locaux et globaux dans un contexte de modélisation et de diagnostic distribués.

[Ushio et al. 98] a étendu l'approche de Sampath vers une représentation par réseau de Petri, avec l'hypothèse que certaines places sont observables et qu'aucune transition ne l'est. [Chung et al., 03] a adopté l'hypothèse d'observation partielle de transitions (p.ex. compte rendu de début et fin d'exécution d'une tâche via la commande) pour la vérification du critère de diagnosticalité. [Zad et al., 99] pose le problème d'initialisation du *diagnostoser*/procédé, et de réduction de la complexité d'obtention du *diagnostoser* et propose l'utilisation d'information temporelle pour affiner la précision du diagnostic.

3.1.2. La technique *model-checking*

Les méthodes du *model-checking* reposent sur l'exécution d'algorithmes qui vont confronter le modèle du système (c.-à-d. les comportements possibles) à une propriété formulée dans un langage spécifique (c.-à-d. le comportement désiré que l'on cherche à vérifier [Hermanns & Katoen, 02]).

[Cordier & Largouët, 01] propose une méthode de diagnostic à base de technique '*model-checking*' et une modélisation basée composants similaire à celle de Sampath. Le comportement de chaque composant du système (p.ex. pompe, bac) est représenté par un automate déterministe. Les états correspondent aux états fonctionnels du composant (*ok*, *fuite*, *bloqué*) associés à des descripteurs qualitatifs observables (p.ex. *normal*, *bas*, *zero*) issues de capteurs. Les transitions sont étiquetées par des variables non observables communes à deux composants ou plus (p.ex. le débit de sortie de la pompe et le débit d'entrée du tuyau auquel elle est connectée). Le modèle global du système (automate) est obtenu, comme dans [Sampath et al., 95], à travers une composition synchrone d'automates. L'association au formalisme *Kronos* [Yovine, 97], [Yovine, 98] permet l'extension de l'approche à un raisonnement temporel à travers la prise en compte des contraintes temporelles et une représentation par *automates temporisés*. L'auteur définit une *trajectoire temporisée*, la trajectoire prédite par l'automate temporisé (intervalles associés aux états, dates associées aux transitions et contraintes temporelles spécifiques). Il discrimine deux situations d'observation:

- Les états sont (partiellement) observés : le diagnostic consiste à vérifier des propriétés d'accessibilité sur les états. Ces approches sont connues sous l'appellation *système de transition basée sur des états (state-based transition systems)*. C'est la méthode adoptée par le *model-checker Kronos* qui vérifie la propriété d'accessibilité de l'automate global. Cette vérification indique l'existence d'une trajectoire joignant l'état s_1 satisfaisant l'observation obs_1 et une trajectoire joignant l'état s_2 satisfaisant l'observation obs_2 , ces trajectoires satisfaisant des contraintes temporelles. Le *model-checker* fournit alors un ensemble de chemins (trajectoires) satisfaisant ce contexte : $Traj = Proj_{\sigma}(\{Traj(s_1, s_2)\})$.
- Les transitions sont (partiellement) observées : le diagnostic des trajectoires peut être obtenu à travers une vérification de synchronisation entre l'automate du système (modèle) et un 'observateur' (un automate décrivant les observations). Ce sont des approches connues sous l'appellation *systèmes de transition basée sur des actions (labelled transition system)* [Nicola & Vaandrager, 90].

[Portinale, 97] propose une approche similaire basée sur un modèle de réseau de Petri comportemental (*Behavioral Petri Net*) avec une démarche de diagnostic basée sur un graphe d'accessibilité et une analyse d'invariant de transition.

3.1.3. Conclusion partielle

Ces approches proposent une méthode systématique d'obtention du modèle global du système à partir de modèles de composants, ce qui permet une modularité souhaitable. La génération d'hypothèses et la discrimination de défauts sont obtenues directement à partir du *diagnostoser* (information de diagnostic compilé dans une structure) ou à partir de l'analyse d'accessibilité (*model-checking*). Ces méthodes souffrent de deux limitations : les modèles des composants doivent être d'une granularité suffisante (diagnosticabilité) et la méthode de composition du

modèle global amène à une complexité combinatoire difficilement exploitable dans le cas des systèmes complexes. Le *diagnostoser* est vu comme un algorithme de diagnostic déjà ‘compilé’, caractéristique inadaptée pour des changements structurels sur l’installation comme le remarque [Su et al., 02].

De plus, la procédure relationnelle d’intégration de l’information qualitative des grandeurs continues (issue des capteurs) aux états fonctionnels des composants ne permet pas un raisonnement spécifique sur la dynamique continue. Les modes de défauts sont définis lors de la conception du modèle du composant et correspondent, en général, à des états de pannes abruptes et ne permettent pas un raisonnement sur des défauts qui conduisent à des dérives lentes. Ces approches s’avèrent inappropriées aux procédés batch notamment lors des phases transitoires où le suivi de dérives lentes par rapport au comportement nominal est envisagé.

3.1.4. L’approche hybride de supervision et surveillance de Andreu

Une approche globale, hiérarchisée et modulaire de la conduite et de la surveillance des procédés batch a été définie par [Andreu, 96], [Andreu et al., 98], [Pascal, 00]. L’aspect discret est modélisé par réseaux de Petri à objets et l’aspect continu, par équations algèbro-différentielles [Champagnat et al., 98].

Le modèle à événements discrets sélectionne l’ensemble des équations actives (traduisant les phénomènes continus en cours sur le procédé) qui pilotent son évolution. Le modèle pour la supervision est en fait constitué, à chaque niveau de la hiérarchie, d’un modèle de la commande et d’un modèle de référence hybride d’un sous-système ou composant du procédé (figure 3.2). Piloté par le modèle de la commande, celui-ci permet principalement la détection de déviations du comportement du procédé à travers la vérification de cohérence entre le modèle de référence et l’observation issu du compte-rendu de finalisation de l’opération initialisée par le signal de commande.

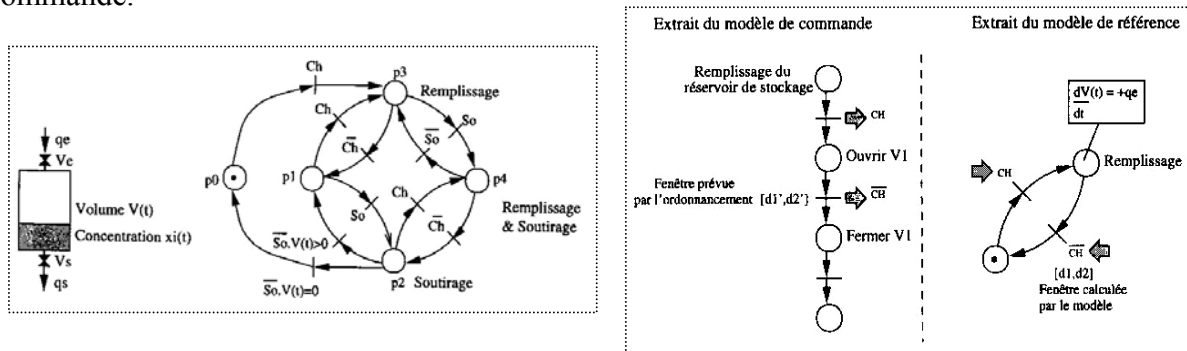


Figure 3.2 : Le modèle de référence hybride du sous-système ou composant et son intégration à la commande pour la détection [Andreu, 96]

La détection est basée sur la comparaison entre le comportement réel du système et le comportement attendu déterminé à l’aide du modèle de référence. Ce dernier représente les différentes configurations que peut prendre chaque ressource du procédé et permet de calculer une fenêtre temporelle de fin prévue pour l’opération en cours sur la ressource. Si l’événement de fin d’opération n’est pas reçu par le modèle de commande dans cette fenêtre temporelle, un dysfonctionnement est détecté et une phase de diagnostic est lancée pour en déterminer la cause.

La seule information d’intervalle temporel de durée d’un mode opératoire estimée par le modèle de référence empêche un suivi plus affiné des trajectoires. Un diagnostic des défauts qui

conduisent à des comportements de dérives lentes devient très difficile. Cela représente une limitation de l'approche, notamment lors des phases transitoires, phases critiques dans la commande des procédés *batch* où la matière peut échapper au contrôle (emballement d'une réaction par exemple). De plus, la représentation du comportement continu par des systèmes d'équations algébro-différentielles demande une connaissance très précise de ce comportement, difficile à obtenir et pas nécessairement utile aux niveaux considérés. Nous retiendrons, cependant l'architecture générale dans laquelle nous intégrerons notre proposition.

3.2. Les approches de signature temporelle

Ces approches reposent sur la représentation et la reconnaissance de parties d'évolution d'un SED à travers une séquence d'événements observés. Différentes définitions sont proposées: chronique, scénario, session, *template*, etc. Malgré cette diversité, toutes les approches présentent des similarités conceptuelles fondées sur un objectif commun : le suivi et le diagnostic. La différence réside essentiellement dans le mécanisme (algorithme) de reconnaissance (le critère de similarité adoptée entre l'observation et la signature) et la représentation ou non des comportements anormaux. La principale contrainte de ces approches est la difficulté d'acquisition et de mise à jour de la base de connaissance. Les techniques d'apprentissage sont alors considérées dans certains travaux [Cordier & Dousson, 00].

3.2.1. Chronique

Une *chronique* peut être considérée comme un ensemble de motifs d'événements liés par un ensemble de contraintes contextuelles et temporelles. Si des événements observés correspondent aux motifs de la chronique et si leur occurrence a lieu selon le contexte et les contraintes spécifiés alors une instance de la chronique modélisée doit être reconnue. Le *système de reconnaissance* reçoit un flux d'entrée d'événements datés et reconnaît un motif temporel (*modèle de la chronique*) au cours du temps et envoie les chroniques reconnues vers la sortie (séquence d'événements reconnus). La figure 3.3 illustre l'architecture proposée par [Dousson, 94].

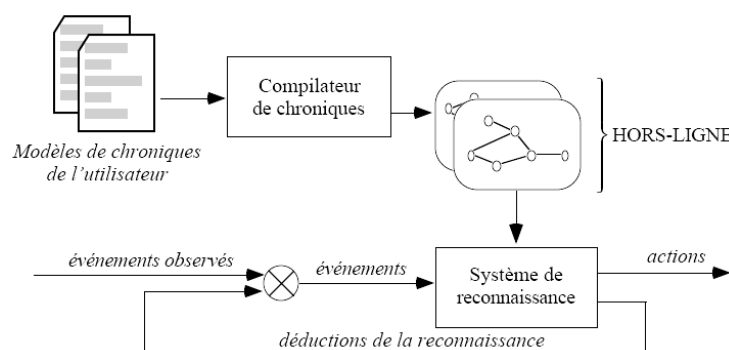


Figure 3.3 : L'approche de chronique de [Dousson, 94]

L'approche est essentiellement un processus de raisonnement temporel basé sur une prédiction complète de la date possible d'arrivée d'un événement attendu. L'ensemble de toutes ces valeurs (appelées *fenêtre temporelle*) est réduit par la propagation des dates des événements observés sur un graphe de contraintes temporelles. Le processus de reconnaissance est incrémenté au fur et à mesure de l'arrivée de nouveaux événements. L'incertitude ou l'imprécision sur les dates est

prise en compte à travers des délais.

La surveillance, à partir de chroniques, d'un système dynamique continu nécessite la transformation d'un signal en un flot d'événements, ce qui correspond à la détermination de motifs particuliers ou à l'abstraction de la dynamique continue à partir un partitionnement (définition de seuils sur la valeur ou sur la dérivé des signaux). Le partitionnement est fondé sur un critère de discriminabilité entre chroniques. Dans le cadre du projet TIGER [Cauvin et al., 98] sur la surveillance d'une turbine à gaz, [Dossou, 94], [Ghallab, 96] propose, à partir d'un modèle qualitatif représenté par un graphe causal (Projet Ca~En), l'obtention des chroniques qui décrivent les influences entre les variables. Pour chaque relation de causalité (influence), deux chroniques mutuellement exclusives sont utilisées pour la vérification du fonctionnement. Cependant, le critère de définition des seuils et la prise en compte des enveloppes d'incertitude sur les dynamiques restent encore ouverts et proposés comme perspective. Ce contexte correspond bien à la problématique de base de notre travail.

L'association du formalisme de réseau de Petri et des chroniques pour l'analyse de la propagation de défaut est proposée par [Aghasaryan & Dousson, 01]. Le problème de diagnostic consiste à inférer sur les historiques de défauts à partir d'un ensemble d'alarmes (chroniques) observées. Un modèle probabiliste est proposé et des contraintes temporelles sont considérées de façon à permettre la discrimination entre les différentes histoires de défaut qui peuvent générer la même observation. Les notions de causalité, conflit, concurrence, dépliage, branchement temporel (*time branching net*) liées au formalisme de réseau de Petri [Guerraz & Dousson, 04] permettent la modélisation, l'identification et la discrimination des histoires de défaut. Selon les auteurs, l'approche peut être étendue à un problème de suivi dans le cas où les places ne représentent plus des défauts mais des états du procédé. Ce contexte a été également exploité dans notre approche.

Dans cette approche, il n'y a pas d'hypothèse sur ce que représente la chronique: elle peut être associée à un comportement normal ou de défaut. Chaque défaut $f_i \in F$ doit être associé à un modèle de chronique. La principale difficulté de l'approche est l'acquisition d'une base de chroniques correcte et complète et son maintien lorsque des changements fonctionnels et topologiques sont effectués sur le système [Cordier & Dousson, 00]. Ainsi des mécanismes d'apprentissage sont proposés : *non supervisé* (basé sur la fréquence d'occurrence d'alarmes) et *supervisé* (basé sur l'intégration d'un modèle comportemental du système pour acquérir par apprentissage l'ensemble des chroniques). La figure 3.4 illustre l'architecture de surveillance proposée pour un réseau de télécommunication (Projet GASPARE (*Gestion d'Alarmes par Simulation de Pannes sur Réseau de télécommunication*), Groupe de recherche ALARME) [Cauvin et al., 98].

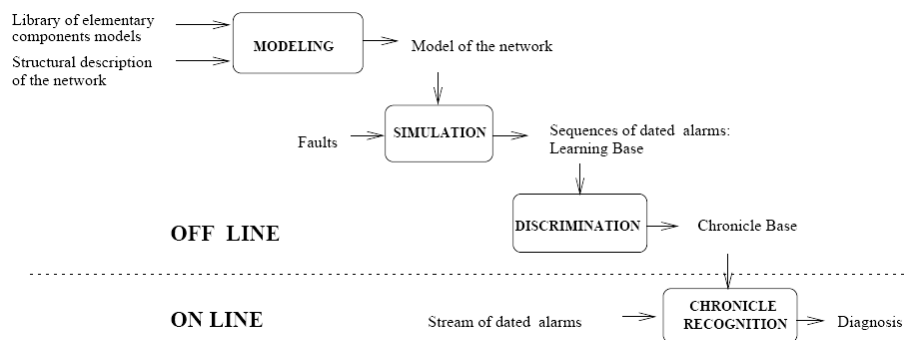


Figure 3.4 : Apprentissage supervisé de chroniques [Cauvin et al., 98].

3.2.2. Scénario et session

Le problème de reconnaissance de signature temporelle de [Fontaine & Ramaux, 98] consiste à vérifier la distance ou proximité entre le *scénario* S (modèle du comportement dynamique du système) et une *session* Σ (le comportement observé) sur une représentation à base de graphes temporels. Les scénarios représentent les modes de comportements normaux ou de défaut au moyen de modèles temporels profonds. L'identification et la discrimination d'un défaut (session) consiste à vérifier qu'un scénario qui présente le plus petit *indice de chevauchement* (*temporal overlapping*) ou *compatibilité* (pour des graphes compatibles) ou *indice de distance temporelle* (*temporal difference index*) ou *incompatibilité* (pour des graphes incompatibles, disjoints) entre les graphes. La figure 3.5 illustre cette notion.

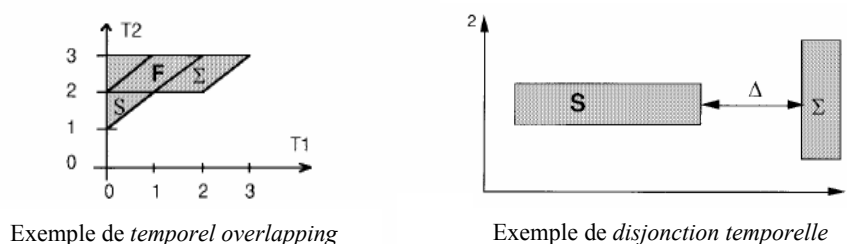


Figure 3.5 : La distance entre *scénario* et *session*

Les *scénarios neutres* (*neutral scenarios*) sont également définis pour des sessions non reconnues permettant la détection d'incohérences et leur insertion a posteriori dans le modèle du système. Ce principe est considéré, en général, dans les approches de reconnaissance de formes et de diagnostic à base de modèles basées sur la cohérence de façon à doter le système d'un mécanisme de mise à jour sur les modes comportementaux répertoriés.

3.2.3. Templates

[Pandalai & Holloway, 00] proposent le langage *template* qui présente une similarité au niveau de représentation événementielle avec l'approche de *chroniques* et une similarité au niveau de la détection de défaut avec les notions de modèle de comportement et d'incohérence temporelle issues de l'approche de [Fontaine & Ramaux, 98]. Les *templates temporisés* sont utilisés pour représenter une séquence d'événements attendue avec des contraintes temporelles spécifiques. Ils sont adaptés aux architectures de commande distribuée pour la détection d'écarts par rapport au comportement normal. Des défauts spécifiques ne peuvent pas être diagnostiqués. La notion de *trace* ρ dans un période $(0, t_f]$ est définie comme l'ensemble d'événements (e) étiquetés par l'instant de leur occurrence (t):

$$\rho((0, t_f]) = \{(e, t) \in \rho \mid 0 < t \leq t_f\}$$

Ainsi, le comportement normal de chaque processus d'un système manufacturier peut être décrit soit à travers un ensemble de traces générées par un simple automate d'état temporisé (appelé *instance simple*), soit à travers l'ensemble des traces correspondant à une fusion (*interleaving*) d'un nombre de traces issues d'un simple automate d'état temporisé (appelé *instance multiple*). L'originalité de ce travail vient du traitement de ces *instances multiples* et de la définition d'un modèle de référence unique qui décrit l'opération simultanée de tous les processus, tout en évitant le suivi et la surveillance de chaque sous-système.

3.2.4. Conclusion partielle

Les concepts de signature temporelle, notamment les notions de distance et de similarité temporelles, sont des notions intéressantes pour la caractérisation temporelle des trajectoires discrètes de comportement normal et de défaut au sein d'une description événementielle. Elles seront envisagées dans notre approche dans le contexte de *time branching process* liée au formalisme RdP cité précédemment. Rappelons également les perspectives évoquées par Dousson dans sa thèse [Dousson 94] qui propose l'utilisation de chroniques pour la description des relations d'influence au sein d'une structure causale. La problématique posée correspond bien à notre problématique de modélisation.

3.3. Les approches basées sur l'abstraction de la dynamique continue

L'abstraction des grandeurs continues en partitions discrètes qualitatives (symboliques), est un sujet d'intérêt constant des communautés SED et SDH. Contrairement à la communauté FDI qui propose des méthodes de diagnostic basées sur une représentation analytique du système, ces communautés proposent une représentation plus adaptée au niveau Supervision qui présente une nature intrinsèquement discrète. Les approches fondées sur les propositions de Sampath et à base de la technique *model-checking*, comme nous l'avons vu, intègrent les partitions qualitatives des grandeurs continues aux modèles comme descripteurs d'état ou étiquettes de transition d'état. Ces modèles privilégient un suivi des états fonctionnels (panne, opération normale, arrêt, etc...) au détriment d'un suivi spécifique des états qualitatifs des variables (donc des trajectoires continues) puisque la description d'état fonctionnel n'est pas dissociée de la description d'état qualitatif. Ces approches s'avèrent donc peu appropriés pour un suivi affiné des dynamiques continues.

Nous allons nous intéresser maintenant aux approches fondées sur l'abstraction des trajectoires continues et sa représentation à travers des modèles discrets dynamiques, automates à état fini et réseaux de Petri. Des seuils délimitent les *hypersurfaces* qui décomposent l'espace d'état qualitatif (représenté par des places ou nœuds) du procédé en ensembles disjoints (partitionnement) [Cury & Krogh, 99]. L'*hypersurface* est définie dans l'espace d'état de dimension n (n représente le nombre de variables). Pour n unitaire, l'*hypersurface* correspond directement aux seuils de partitionnement de la variable (fig. 3.6). Un événement a lieu lorsque la trajectoire observée du procédé franchit une *hypersurface* (condition de transition) détectée par un capteur. La figure 3.6 illustre ce concept sur trois dimensions. Le processus de définition du partitionnement, qui définit des états qualitatifs et la génération d'événements de transition d'état à partir des observations issus du procédé, est intitulé par [Lunze, 99], [Blanke et al., 03] *quantised system*.

La définition et l'évaluation du partitionnement qualitatif de la trajectoire continue s'appuient sur certains critères qui varient en fonction de l'objectif proposé. Les critères de contrôlabilité et d'accessibilité sont souvent envisagés dans le contexte de la Supervision alors que la détectabilité et la discriminabilité (diagnosticabilité) sont les principaux critères pour l'évaluation de performance du diagnostic. Le critère de déterminisme est présent dans le deux cas.

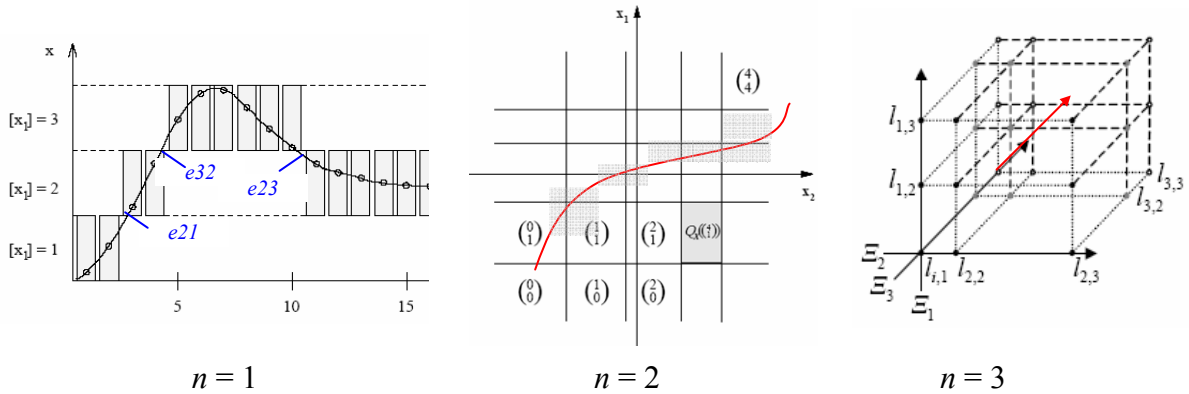


Figure 3.6 : L'idée de base de l'abstraction de l'espace d'état

La représentation discrète qualitative peut être obtenue de différentes manières:

- Base de Connaissance : il s'agit d'une démarche issue de la communauté IA, qui consiste en la formalisation de l'expertise sur la dynamique du procédé. Les relations qui décrivent le comportement ou la trajectoire du procédé (relation comportementale L) doivent décrire vers quels états successeurs ou sorties, le procédé est amené en fonction de l'état et l'entrée courants. Dans le cadre de procédés complexes, notamment les procédés chimiques, la dynamique du procédé provient d'une description plutôt heuristique de l'évolution de ses phases à travers des règles, graphes causaux ou machine à états finis (RdP ou automate) [Waissman et al., 00] et [Kempowsky et al., 05].
- Modélisation basée sur les 'principes fondamentaux' (*first principles*) : le modèle est obtenu à partir des lois physiques. L'obtention du modèle discret qualitatif est faite par une abstraction sous la forme d'une représentation symbolique des équations différentielles [Lunze, 98], [Blanke et al., 03], [Fanni & Giua, 98], [Hélias et al., 04].
- Réalisation expérimentale : la relation comportementale du modèle discret est obtenue par l'analyse des données issues du procédé. L'analyse se caractérise soit par une identification paramétrique qualitative [Lichtenberg & Lunze, 96], soit par des relations temporelles entre les variables [Supavatanakul et al., 03]. L'utilisation de tables relationnelles associées à des techniques de *machine learning* [Hewett & Leuchner 95] et les mécanismes d'apprentissage [Hewett, 04] sont également des solutions possibles pour l'obtention d'un modèle symbolique (qualitatif).

Deux types d'orientation pour l'utilisation de ces modèles sont proposés dans la littérature : i) *orientation diagnostic*, ii) *orientation Supervision généralement basée sur la théorie de Ramadge & Wonham*.

3.3.1. Les approches orientées Diagnostic

Une grande partie des approches de diagnostic basées sur la représentation qualitative de la dynamique de l'espace d'état continu d'un système hybride correspond aux travaux effectués par Jan Lunze et ses collaborateurs [Lunze, 98], [Blanke et al., 03]. Dans ces approches, prédomine un diagnostic basé sur la cohérence associé à des modèles des défauts prédéfinis $f_i \in F$, où f_0 représente le comportement normal (section 2.3.1).

3.3.1.1. La méthode de diagnostic de Lunze

Les algorithmes de diagnostic proposés sont similaires au concept de ‘*diagnostoser*’ de Sampath où la génération et l’évaluation des hypothèses sur les défauts sont intégrées au moteur de diagnostic. Le problème de diagnostic est associé à un problème d’observation d’état qualitatif. L’identification de défaut consiste alors à trouver le modèle f_i dont la trajectoire prédite est cohérente avec celle observée. La localisation est une conséquence de l’identification qui associe à chaque f_i un composant ou sous-système. La discriminabilité des défauts peut être évaluée à travers l’affection d’un degré de probabilité d’occurrence du défaut f_i . Une faible discrimination entre les défauts demande une réévaluation de l’abstraction qualitative faite ou bien une réévaluation du schéma d’instrumentation.

En général, les systèmes dans lesquels s’insèrent ces approches de diagnostic à base de modèles (discrets), s’appuyant sur des observations symboliques des signaux, sont structurées selon la figure 3.7(a). Les ‘*quantisers*’ introduisent des partitions sur l’espace des signaux d’entrée $\mathbf{u} \in \mathcal{R}^m$, de sortie $\mathbf{y} \in \mathcal{R}^r$, et d’état $\mathbf{x} \in \mathcal{R}^n$ vers un nombre fini d’ensembles disjoints $Q_u(v)$ ($v \in N_u = \{0,1,2,\dots,M\}$), $Q_y(w)$ ($w \in N_y = \{0,1,2,\dots,R\}$) et $Q_x(z)$ ($z \in N_z = \{0,1,2,\dots,N\}$). La correspondance suivante est définie: $[\mathbf{u}] = v \Leftrightarrow \mathbf{u} \in Q_u(v)$, $[\mathbf{y}] = w \Leftrightarrow \mathbf{y} \in Q_y(w)$ et $[\mathbf{x}] = z \Leftrightarrow \mathbf{x} \in Q_x(z)$. Sur un traitement événementiel de la trajectoire, le *quantiser* présente un rôle similaire au *générateur d’événements* habituellement défini par les approches hybrides [Koutsoukos et al., 00], [Andreu, 96], [Stursberg & kowalewski, 99]. La figure 3.7(b) montre l’abstraction d’une variable et la génération des événements de transition d’état.

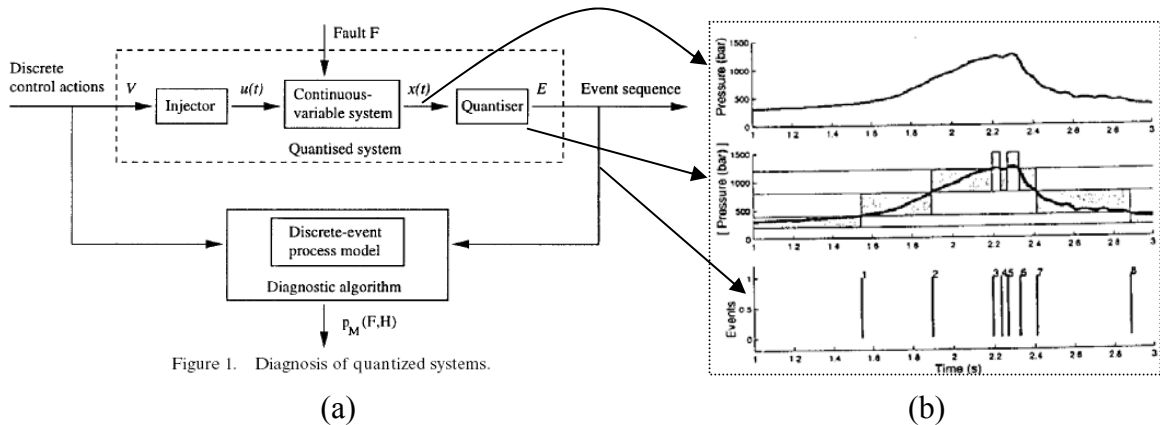


Figure 1. Diagnosis of quantized systems.

Figure 3.7: Diagnostic basé sur un modèle et observation qualitatifs [Lunze, 00]

Le problème de diagnostic général est posé de la façon suivante :

- *A partir des données* : i) la séquence d’entrées qualitatives : $[U(0..t_h)] = ([\mathbf{u}(0)], [\mathbf{u}(1)], \dots, [\mathbf{u}(t_h)])$, ii) la séquence des sorties qualitatives : $[Y(0..t_h)] = ([\mathbf{y}(0)], [\mathbf{y}(1)], \dots, [\mathbf{y}(t_h)])$, iii) le modèle M du système,
- *Identifier* : le défaut f_i dans un horizon temporel incrémental t_h

Ces approches se distinguent suivant la *méthode d’abstraction temporelle* : méthode basée sur l’observation d’état à *temps discret* (la trajectoire est considérée à des périodes constantes $t_k = kT_s$) ou alors méthode basée sur l’observation d’état à *événement discret* (séquence d’événements de transition d’état) [Lunze, 00], [Lunze et al. 99]. Dans les deux cas, nous avons une représentation de l’espace d’état qualitatif du système et l’observation est faite sur la trajectoire définie sur le plan P^n , où n représente le nombre de variables d’état. Remarquons à nouveau le

problème de complexité combinatoire que cette représentation peut amener pour les systèmes complexes.

Des modèles basés sur des automates et RdP s'appuyant sur une représentation temporelle et probabiliste des trajectoires, de façon à doter le moteur de diagnostic d'un mécanisme de raisonnement sur le comportement non déterministe et incertain issu de l'abstraction qualitative, sont proposés. Un *automate stochastique* est utilisé dans plusieurs travaux référencés dans [Lunze, 00], [Blanke et al., 03] et pris comme modèle de base dans la *toolbox QuaMo (Qualitative Modelling)* [Eginlioglu et al., 02], [Lunze & Supavatanakul, 02a]. Un *automate non déterministe* est utilisé dans [Lunze, 99] (vision d'état) [Lunze & Schoröder, 00], [Förstner & Lunze, 00] (vision événementielle). Les réseaux de Petri sont utilisés dans [Lunze, 92], [Bredebusch et al., 94] et un automate temporisé dans [Lunze & Supavatanakul, 02b] (vision événementielle) et dans [Supavatanakul et al., 03]. Ce dernier qui propose une approche événementielle pour l'identification du comportement du système et l'obtention d'un modèle basé sur un automate temporisé.

Lunze dans [Lunze, 99] développe une comparaison entre les diagnostics basés sur ces différents modèles. Il signale l'importance de l'information de distance temporelle entre deux événements successifs et l'importance de l'évaluation de probabilité qui permet l'affectation d'un degré à l'occurrence d'un défaut et ainsi une évaluation probabiliste sur le critère de discriminabilité. Une étude bibliographique plus exhaustive est effectuée, par exemple, dans [Blanke et al., 03].

Voyons maintenant les concepts de l'approche basée sur l'automate stochastique, proposée par Lunze et la structure de modélisation de la *toolbox QuaMo* [Eginlioglu et al., 02].

– ***L'automate stochastique de Lunze :***

Le modèle M du système est constitué de:

- L'automate stochastique défini par le 4-uplet : $\mathcal{S}(N_z, N_v, N_w, \mathbf{L}(z', w | z, v))$. Chaque état de l'automate $z \in N_z$ est associé à un état qualitatif $[x] \in N_x$ du système, chaque entrée $v \in N_v$ est associée à une entrée qualitative $[u] \in N_u$ et chaque sortie $w \in N_w$ associée à une sortie qualitative $[y] \in N_y$.
- Sa *relation comportementale* : $\mathbf{L}(z', w | z, v) = \mathbf{Prob}(z', w | z, v)$ qui décrit la probabilité conditionnelle d'évolution de l'état de l'automate z vers l'état z' et la sortie w sous la condition d'entrée v .
- Et les *relations de transition* $\mathbf{R}(z' | z, v) = \mathbf{Prob}(z' | z, v)$ et *relation de sortie* $\mathbf{G}(w | z, v) = \mathbf{Prob}(w | z, v)$.

Des algorithmes sont proposés pour l'obtention de la relation comportementale L . Il est possible d'obtenir un automate non déterministe à partir des mesures symboliques $[U]$ et $[Y]$ (réalisation expérimentales) à travers un processus d'identification paramétrique qualitative (les matrices à intervalle \mathbb{A} et \mathbb{B}) d'une structure linéaire d'espace d'état. Cette formulation est détaillée dans [Litchenberg & Lunze, 96] et étendue à l'automate stochastique dans [Lunze, 98].

Le calcul des conditions de probabilité (**Prob**) dans QuaMo est fait à l'aide d'une méthode de *correspondance de points (pointing mapping)* fondée sur des équations non linéaires de l'espace

d'état du système¹² illustrée sur la figure 3.8(a). Un *maillage* équidistant est distribué sur les états qualitatifs et les paramètres. Une technique similaire est proposée dans [Stursberg et al., 97] où le maillage permet de calculer la dynamique de l'ensemble de l'intervalle formé par une face de cellule et de calculer la fenêtre temporelle de passage d'une face à une autre. Comme il n'y pas de méthode concrète pour décider si la densité de points est suffisante, des *hypercubes* (cubes multi-dimensional) sont proposés pour le processus d'abstraction [Eginlioglu et al., 02](figure 3.8(b)). Cette problématique est également traitée dans [Kowalewski et al., 99].

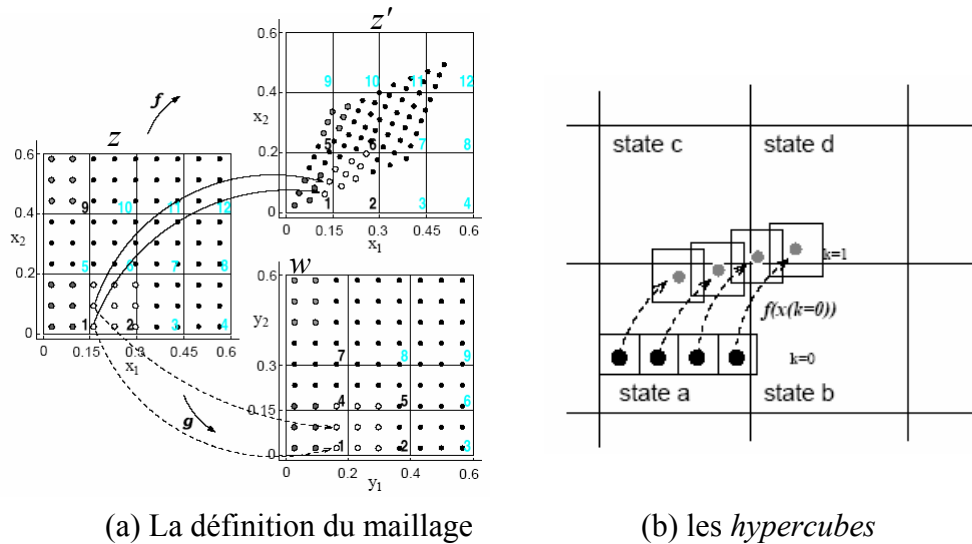


Figure 3.8: La méthode QuaMo [Eginlioglu et al., 02]

La problématique de diagnostic est formalisée dans un algorithme fondé sur une structure d'observateurs qualitatifs parallèles (chaque observateur modélise un comportement de défaut f_i) (figure 3.9). L'affectation d'un degré de probabilité ($p_{f_i}(k)$) à chaque trajectoire prédite par les modèles de défaut L_i (observateurs qualitatifs) est faite à chaque échantillon k . Il en résulte un raisonnement progressif permettant de discriminer les trajectoires prédites les plus probables pour représenter les observations. La figure 3.9 illustre un résultat du diagnostic avec une graduation en tonalité (le plus noir représente le défaut le plus probable). Avec l'automate stochastique, l'abstraction nécessite l'utilisation du système d'équations dans l'espace d'état, ce qui rend la méthode complexe lorsque la dimension de l'espace d'état est élevée comme souligné dans [Puig et al., 03].

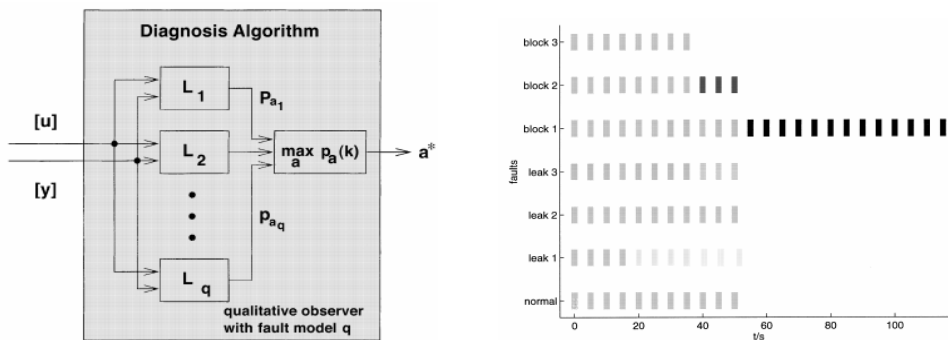


Figure 3.9: Structure d'observateurs qualitatifs parallèles et diagnostic

¹² $x(k+1) = f(x(k), u(k), p)$, $x(0)=x_0$; $y(k)=g(x(k), u(k), p)$, où p est un paramètre optionnel qui représente les incertitudes du modèle.

Remarquons à ce point du développement du chapitre la similitude conceptuelle entre les mécanismes de discrimination évolutive des trajectoires représentées par une séquence d'événements dans les approches de signature temporelle comme dans [Fontaine & Ramaux, 98], les indices de similarité des tendances exploités dans les approches de AQT comme dans [Dash et al., 03] et les degrés d'appartenance aux classes dans les approches de reconnaissance de formes comme dans [Kempowsky, 05]. La notion de distance qui y est présente s'étend également aux approches basées sur le traitement flou de résidus comme dans [Evsukoff et al., 00] et [Shen & Leitch, 95].

Passons maintenant aux approches basées sur l'observation temporelle événementielle, qui concerne notre problématique de modélisation.

3.3.1.2. Les approches basées sur un raisonnement temporel explicite

Elles résultent d'une extension des concepts sur l'observation d'état développés ci-dessus.

– L'automate temporisé de Lunze:

L'importance de l'information temporelle sur l'occurrence d'événements pour le diagnostic est mise en évidence dans [Supavatanakul & Lunze, 02], [Supavatanakul et al., 03], [Hristov et al., 02] qui propose un *automate temporisé* (fig.3.10) pour modéliser un actionneur industriel¹³. L'automate est défini similairement à l'automate stochastique par le quadruplet : $A_T(N_z, N_v, N_f, R, z_0)$, où les défauts sont pris en compte explicitement par l'ensemble N_f . La relation ou condition de transition $R = (L, T)$ de l'automate est définie par la relation de transition d'état L et la fonction temporelle T . La relation $L(z', z, v, f) = 1$ implique que l'automate évolue de l'état courant z vers le successeur z' sous l'entrée v et le défaut f . La fonction temporelle T décrit le temps de séjour $\tau(z', z, v, f)$ dans chaque état qualitatif de l'automate $z \in N_z$. Dans cette approche, l'état z représenté par l'automate temporisé correspond à un événement e_{ji} de transition d'état qualitatif du procédé (fig. 3.10(b)).

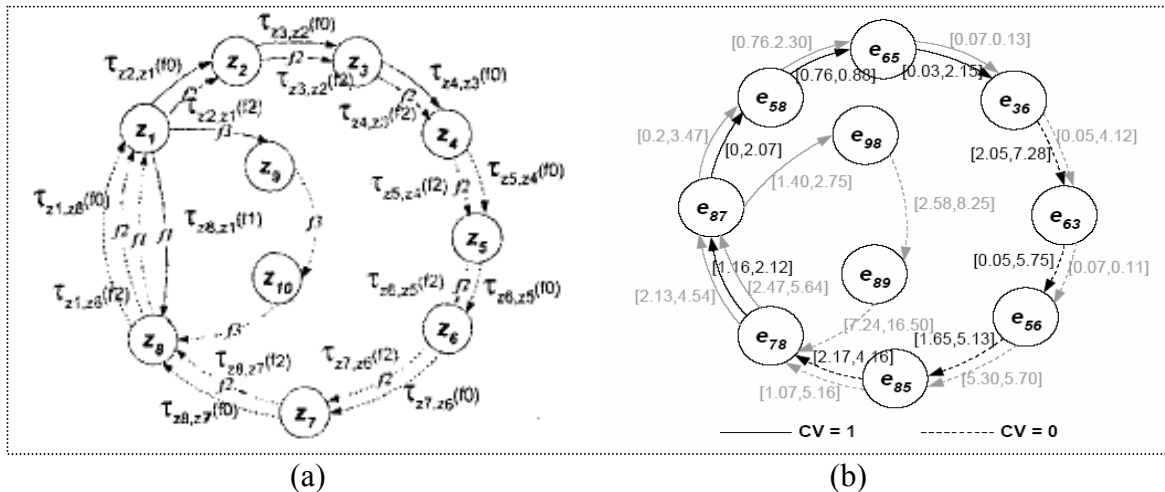


Figure 3.10 : Automate temporisé et le diagnostic [Supavatanakul et al., 03], [Hristov et al., 02]

Similairement à l'approche stochastique, des algorithmes sont proposés pour l'obtention de la relation comportementale L . Les approches basées sur des événements ciblent la détermination

¹³ Benchmark utilisé dans le cadre du projet européen DAMADICS (*Development and Application of Methods to Actuator Diagnosis in Industrial Control System*).

des dates et intervalles temporels à travers une structure algorithmique basée sur des réalisations expérimentales (sur $\mathbf{U}(k)$ et $\mathbf{Y}(k)$) qui permettent l’ajustement de ces paramètres temporels dans un contexte similaire au concept d’apprentissage. [Supavatanakul et al., 03], [Förstner & Lunze, 00] proposent un algorithme pour l’obtention de la relation temporelle \mathbf{T} d’un automate temporisé décrit ci-dessus, inspiré par le concept de reconnaissance de chroniques de [Ghallab, 96].

La relation de transition \mathbf{R} est considérée de façon cumulative à chaque réalisation expérimentale $Re_{(n)}$ (n est le nombre de réalisations). Ainsi $R(Re_1) \subseteq R(Re_2) \subseteq \dots \subseteq R^*$, où R^* est la relation de transition de l’automate temporisé qui capture toutes les transitions possibles que le système peut produire (modèle complet). Par contre, selon l’auteur, l’algorithme d’identification ne peut pas garantir la propriété de *complétude* du modèle mais seulement la complétude par rapport à l’ensemble des données issues des réalisations expérimentales. Si plusieurs transitions de l’automate présentent la même relation $\mathbf{R} = f(\mathbf{L}, \mathbf{T})$ le modèle est inapproprié et un nouveau partitionnement est recommandé.

L’incertitude temporelle est prise en compte par un intervalle $[\min(\tau(z', z, v, f)) ; \max(\tau(z', z, v, f))]$ dans l’algorithme d’identification. La transition d’état de z vers z' est alors possible si les conditions $\mathbf{L}(z', z, v, f) = 1$ et $t(z', z, v, f) \in T(z', z, v, f)$ sont satisfaites. Sur la figure 3.10, chaque arc de l’automate temporisé est associé à un défaut $f_i \in \mathbf{F} = \{f_1, f_2, f_3, f_4\}$ et à une des entrées $[V]=\{1,2\}$ (ligne en grisé et en pointillé). Les contraintes temporelles $[\tau_{zi}, \tau_{zi+1}]$, sont également associées aux arcs. On peut déjà constater la lourdeur de ce type de structure pour les systèmes complexes où de nombreuses variables doivent être prises en compte.

Le problème de diagnostic consiste à vérifier, sur un horizon de temps $[0 \dots t_h]$, si la séquence $\mathbf{Z}(0 \dots t_h)$ de l’automate sous l’entrée $\mathbf{V}(0 \dots t_h)$ suit la séquence d’événements $\mathbf{E}(0 \dots t_h)$ et les contraintes temporelles. La détection implique $P(f_0, t_h | \mathbf{V}) = 0$, c’est-à-dire que la relation \mathbf{L} de comportement normal n’a pas été respectée et un défaut f_i s’est produit. L’identification consiste en la résolution des hypothèses au cours du temps : si $P(f_j, t_h | \mathbf{V}) = 1$ et $\forall f_i (i \neq j), f_i, f_j \in \mathbf{F} P(f_i, t_h | \mathbf{V}) = 0$, le défaut f_i est identifié, comme le montre la figure 3.11 où $f_i = f_{10}$.

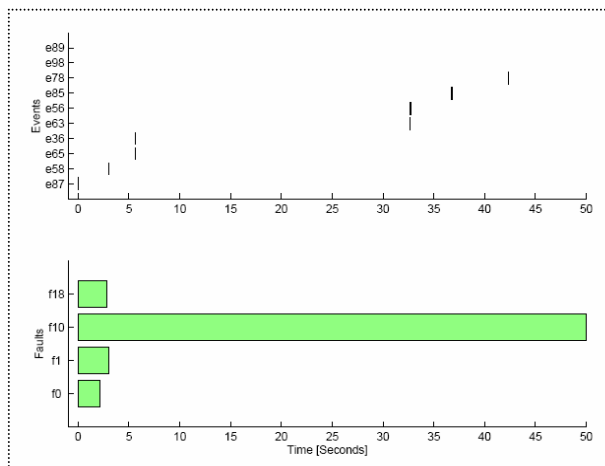


Figure 3.11 : Le diagnostic associé à l’exemple de la figure 3.10(b)

Concernant l’évaluation de discriminabilité, le diagnostic, dans ce cas, diffère de celui basé sur l’information de probabilité (automate stochastique). Ici, elle est fondée sur une vérification binaire de cohérence temporelle entre les événements observés et les trajectoires prédites par

l'ensemble $\mathcal{S}(e_{of_i})$. Malgré l'information temporelle d'exclusion d'une hypothèse ($P(f_i, t_h) = 0$) un suivi évolutif des comportements de défauts n'est pas possible.

[Supavatanakul et al., 03] ajoute l'information sur la sortie $\mathbf{W}(0 \dots t_h)$ à la relation de transition \mathbf{R} , ce qui augmente le pouvoir de discriminabilité du diagnostic, mais au prix d'une augmentation combinatoire. La détection implique alors $P(f_0, t_h | \mathbf{V}, \mathbf{W}) = 0$. Le problème de diagnostic inclut alors un problème d'observation d'état puisque l'état du système est déterminé à partir de ses entrées et de ses sorties. [Förstner & Lunze, 00] appliquent cette démarche événementielle de diagnostic à un système d'injection de carburant, dans le cadre du projet européen VMBD (*Vehicle Model-based diagnosis*).

– **La méthode d'abstraction et l'automate temporisé de Hélias:**

Une méthode d'abstraction qualitative des dynamiques complexes, avec une connaissance partielle par une représentation discrète a été récemment développée par Arnaud Hélias dans sa thèse pour un traitement des effluents d'élevage, notamment le processus de digestion anaérobie de traitement [Hélias et al., 02], [Hélias, 03], [Hélias et al., 04]. Face au caractère hybride de ce type de système, le propos de Hélias est de trouver une forme de représentation homogène à partir d'une connaissance continue (des relations analytiques) et une connaissance issue d'une expertise intrinsèquement discrète (des seuils de commutation de classes et des intervalles). Similairement à l'approche de [Supavatanakul et al., 03], il propose l'abstraction de l'espace d'état d'un système continu non linéaire par des intervalles sur les valeurs d'entrée de façon à obtenir un modèle de prédiction basé sur un automate temporisé. La définition d'un partitionnement issu d'une expertise et la simulation des relations continues imprécises (intervalles sur les trajectoires) permettent l'obtention des intervalles de temps des transitions d'état $[\tau_{min} \tau_{max}]$ pour chaque variable représentée par un automate temporisé (figure 3.12).

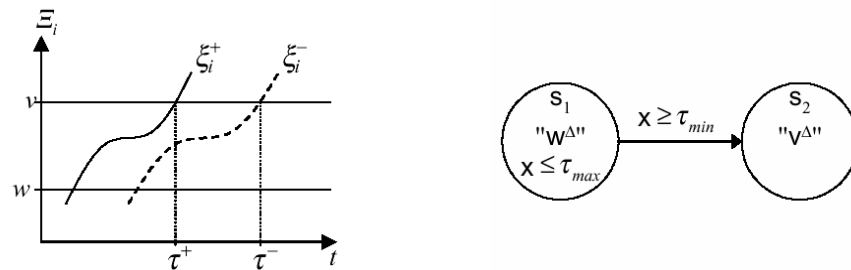


Figure 3.12 : L'automate temporisé de représentation de la trajectoire du seuil w vers v

Les relations continues imprécises sont décrites par les équations d'état $\xi' = f(\xi, \zeta)$, $\xi(t_0) = \xi_0$ et de sortie $\zeta = g(p, t)$ (p un ensemble de paramètres), avec une connaissance partielle sur les entrées et l'état initial définie par des intervalles, $\forall i, \xi_i^-(t_0) \leq \xi_i(t_0) \leq \xi_i^+(t_0)$ et $\forall j, \forall t, \zeta_j^-(t) \leq \zeta_j(t) \leq \zeta_j^+(t)$ (fig. 3.11). Ainsi la double équation différentielle ordinaire (EDO) permet d'estimer les intervalles $[\xi_i^-, \xi_i^+]$ avec l'hypothèse $\forall t, \forall i, \xi_i^-(t) \leq \xi_i(t) \leq \xi_i^+(t)$. Les fenêtres temporelles $[\tau_{min}, \tau_{max}]$ sont alors obtenues lors du franchissement d'un seuil v auquel est affectée une étiquette précisant le sens de franchissement (signe de la dérivée) : $\mathfrak{S}(v) : \tau_{min} = \tau^+ \Rightarrow \text{'V}^{\Delta}$ ' et $\tau_{min} = \tau^- \Rightarrow \text{'V}^{\nabla}$ '.

L'espace d'état qualitatif du procédé ou du sous-système est reconstruit à travers le mécanisme de composition synchrone d'automate [Lafortune & Chen, 91], comme dans [Cordier &

Largouët, 01], [Yovine, 97], chaque automate représentant les trajectoires qualitatives d'une des variables.

L'observation du procédé et le diagnostic sont fondés sur le mécanisme de *model-checking* et les outils Kronos de façon semblable à l'approche de [Yovine, 98], ce qui permet l'analyse et le calcul des temps d'accessibilité aux états envisagés. Par exemple, à partir d'une condition (état) initiale connue, les possibilités d'accessibilité à l'état de concentration d'oxygène dissous 'élevée' (partition linguistique) sont analysées et les intervalles [28 59] et [76 96] heures sont fournis. Cependant, la problématique de diagnostic n'a pas été formellement posée et développée [Hélias et al., 04], seules l'analyse d'accessibilité et la prédiction d'état ont été traitées. D'après l'auteur, l'idée est de prédire d'éventuels dysfonctionnements du système et ainsi d'anticiper les interventions nécessaires sur le procédé grâce à une interprétation automatique de son fonctionnement.

L'auteur met en évidence certaines particularités de l'approche [Hélias et al., 04]: i) l'imprécision résultante de la connaissance partielle de la dynamique continue est représentée à travers des intervalles sur les valeurs; ii) la complexité combinatoire est traitée par une procédure systématique d'obtention de la représentation discrète temporisée, iii) les seuils définis par une expertise sont considérés comme entrées pour la représentation qualitative du procédé, iv) contrairement à l'approche de Lunze [Eginlioglu et al., 02] et de [Kowalewski et al., 99] (définition des trajectoires à partir d'un maillage (grille) sur les surfaces de chaque état qualitatif), l'approche se distingue par la propagation de l'intervalle $[\xi^-, \xi^+]$ à l'aide d'une simulation du double système EDO.

La génération des intervalles sur les trajectoires des variables ramène au contexte des enveloppes de *Ca~En* (analysé précédemment) pour la prise en compte des imprécisions de modélisation. Dans les deux cas, la préoccupation est la modélisation d'une connaissance incomplète, toutefois des relations analytiques sont toujours nécessaires. Nous avons vu l'intérêt du processus d'abstraction de la dynamique incertaine par une représentation discrète temporelle. Cependant la modélisation des imprécisions de l'approche n'intègre aucune information sur l'état du système au sein de l'intervalle, comme le souligne l'auteur, ce qui empêche un suivi plus affiné des trajectoires. Il suggère alors l'intégration d'une démarche probabiliste d'après l'idée de Lunze montrée précédemment. Il souligne que la définition des lois de probabilité, permettant par exemple de considérer qu'un événement est plus possible au début d'une fenêtre temporelle, peut s'avérer complexe.

Il n'y a pas de définition formelle des seuils a priori ni une évaluation a posteriori par aucun critère, comme par exemple le critère de diagnosticabilité. Par ailleurs, la problématique de diagnostic et ses tâches de localisation et d'identification n'ont pas été explorées. Les approches basées sur une représentation dans l'espace d'état et la composition synchrone d'automates amènent toujours au problème d'explosion combinatoire. La taille de l'automate final est fonction de la dimension du système continu, du nombre de seuils et du nombre de franchissements de seuils.

3.3.1.3. D'autres approches

[Fanni & Giua, 98] propose l'utilisation de réseaux de Petri comme modèle discret qualitatif pour la représentation explicite d'un système d'équations de l'espace d'état. Les aspects de

modélisation qualitative (ambiguïté, espace qualitatif, partitionnement affiné, etc) à partir de l'abstraction de l'espace d'état sont mis en évidence et intégrés à un formalisme de RdP.

La structure de RdP de la figure 3.13 représente les équations qualitatives : $[\dot{\mathbf{x}}] = [A][\mathbf{x}] + [B][\mathbf{u}]$ où la $i^{\text{ème}}$ équation est représentée par $[\dot{x}_j] = \sum_{j=1}^p [a_{i,j}][x_i] + \sum_{k=1}^q [b_{i,k}][u_k]$. Le marquage du réseau (et non des places) correspond à l'état qualitatif de la variable (le marquage initial M_0 du RdP correspond à l'état initial du système). Le marquage de la variable d'état x_i est associée à la relation $[x_i] = M(x_i) - n$ et le marquage de \dot{x}_j la relation $[\dot{x}_j] = M(x_j) - rn$ où $r = \sum_i |[a_{i,j}]| + \sum_k |[b_{i,k}]|$ et n est le nombre d'états qualitatifs. Le nombre de jetons dans une place est donc associé à l'état qualitatif d'une variable et une même transition est associée à plusieurs changements d'états de cette variable.

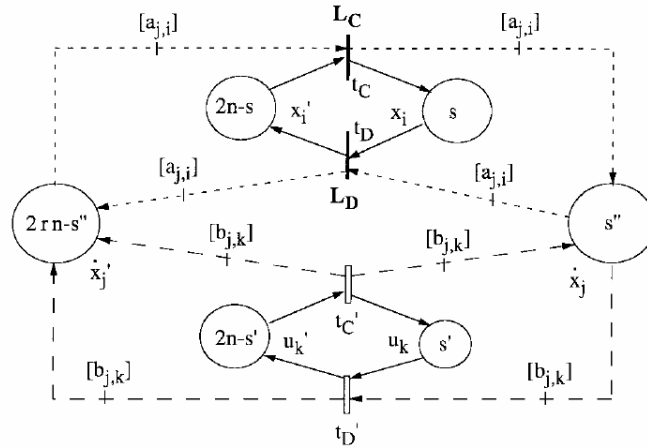


Figure 3.13 : RdP de représentation de l'espace qualitatif $\{-n, \dots, +n\}$

Dans ce travail, le contexte hybride est pris en compte à travers la distinction entre les domaines d'évolution D_i du système : l'évolution *intra-état* continue dans un domaine et une évolution *inter-état* discrète entre domaines. Un RdP est construit pour chaque D_i et modélise son comportement. Un mécanisme de composition des réseaux de Petri basé sur une vérification de cohérence avec les contraintes de D_i est proposé de façon à obtenir un modèle de comportement global. Cette vérification est fortement dépendante du système et peut s'avérer difficile pour des systèmes de grande taille. Le comportement dynamique du système est analysé à l'aide du graphe d'accessibilité du RdP et le diagnostic suit une démarche similaire à celle exploitée par les approches basées sur l'analyse d'accessibilité pour les automates, avec l'utilisation des modèles de défauts pour l'isolation.

Par ailleurs [Schullerus et al., 03] démontrent les relations entre ces formes de représentation (le RdP, le graphe d'accessibilité et l'automate temporel) dans le cadre du diagnostic de défauts.

3.3.2. Les approches orientées supervision

De nombreux travaux traitent de la problématique d'abstraction de la dynamique continue pour l'obtention de modèles discrets et son utilisation dans le cadre de la Supervision, fondée sur la théorie de [Ramadge & Wonham, 87]. Bien qu'elle ne soit pas réalisée dans le cadre du diagnostic, l'étude de cette problématique présente une similarité conceptuelle entre les deux contextes [Koustsouklos et al., 00]. [Antsaklis et al., 98] présente une étude bibliographique assez complet sur la commande hybride de systèmes complexes, dans laquelle nous pouvons percevoir le lien étroit avec la problématique d'abstraction de la dynamique continue.

Le problème de contrôle (supervision) consiste en la synthèse d'un superviseur (contrôleur discret) qui détermine un signal d'entrée discret pour le procédé en fonction des événements observés de façon à assurer les critères de performance du système en boucle fermée (établissement de séquences admissibles d'événements de transition d'état) [Cury & Krog, 99]. Le modèle qualitatif issu de l'abstraction doit présenter une précision suffisante pour que le contrôleur puisse garantir les spécifications de performance. Le critère de *contrôlabilité* y est analysé. Selon [Raisch, 00], l'abstraction de la dynamique continue doit satisfaire deux critères, formulés en terme de *comportement* : i) le comportement approximé (abstrait) doit contenir le comportement du modèle continu ($B_c \subseteq B_l$); ii) le comportement approximé doit être suffisamment petit (abstraction suffisamment précise) afin de respecter les spécifications. Si ces deux conditions sont vérifiées, la synthèse du superviseur basé sur l'abstraction est possible. La figure 3.14 illustre cette problématique décrite par la relation :

$$B_l \cap B_{\text{superviseur}} \subseteq B_{\text{spec}} \Rightarrow B_c \cap B_{\text{superviseur}} \subseteq B_{\text{spec}}$$

où : B_l est le comportement abstrait, $B_{\text{superviseur}}$ le comportement du superviseur, B_{spec} le comportement spécifié et B_c le comportement discret du modèle continu. Si $B_c \subseteq B_l$, le rapport B_l/B_c représente un indice de précision de l'approximation discrète : plus petit est l'indice, plus faible est la perte du pouvoir de prédiction lors du remplacement du modèle continu par son modèle abstrait.

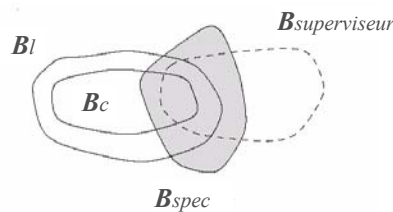


Figure 3.14 : La condition d'abstraction pour la synthèse du superviseur

La synthèse d'un superviseur à partir d'un comportement abstrait représente un problème classique des *systèmes dynamiques hybrides* où le procédé est composé de dynamiques continues qui peuvent être commutées suite à des signaux d'entrée discrets. Autrement dit, il consiste en la synthèse de contrôleurs discrets (superviseurs) pour un procédé continu ou hybride avec des entrées de contrôle discrètes et des mesures symboliques [Raisch, 00]. [Peleties & DeCarlo, 94] a nommé *dynamiques symboliques* les comportements qualitatifs représentés par réseau de Petri et a proposé son utilisation pour la synthèse d'un Superviseur d'une colonne de distillation.

[Bredebusch et al., 94] propose un ensemble de trois algorithmes pour la détermination du vecteur d'entrée de contrôle du système en fonction de l'état qualitatif observé déterminé à chaque transition d'état. Il s'adresse également au problème du non déterminisme [Lunze et al., 01] à travers la proposition d'un modèle hybride basé sur les réseaux de Petri caractérisé par l'intégration des équations différentielles linéaires au sein d'un état qualitatif. Les équations ajoutent une information temporelle (intervalle) pour l'estimation de la trajectoire à partir du franchissement d'une hypersurface S^i . [Cury & Krog, 99], quant à lui, propose un *automate approximatif (approximating automata)* comme représentation à états finis du comportement entrée-sortie discret d'une dynamique continue. Une procédure de sélection des états pour un raffinement dans l'automate, lorsque l'approximation est insuffisante pour résoudre le problème de contrôle du superviseur, est également proposée.

La *commutation de modes* (*switching modes*) du système et les *systèmes dynamiques hybrides linéaires par morceaux* (*piecewise linear hybrid dynamical system*) sont fréquemment associés à ce contexte et à l'abstraction discrète. [Peleties & DeCarlo, 94] utilise un réseau de Petri pour modéliser la trajectoire symbolique d'un système commuté et un deuxième réseau de Petri qui implémente la stratégie de supervision. [Koutsoukos & Antsaklis, 01] propose une méthodologie systématique pour le raffinement de la partition de l'espace d'état dans le contexte de systèmes hybrides linéaires par morceaux. [Stursberg & Kowalewski, 99] proposent l'approximation des systèmes continus commutés par des automates rectangulaires (partitionnement rectangulaire de l'espace d'état), une classe d'automate hybride. Il propose un affinement de l'approximation (le partitionnement de la dynamique continue) en fonction de l'évaluation du gradient.

Typiquement, les lois de contrôle continu sont spécifiées indépendamment pour chaque mode opératoire du système et la logique de commutation est conçue de façon à sélectionner le mode de contrôle selon des heuristiques qui sont validées après une simulation exhaustive et des tests [Blanke et al., 03], [Neves, 98]. Il s'agit de démarches lourdes basées sur des modèles analytiques non linéaires. Ces approches sont adaptées à des applications où les limites d'opération sont définies d'une manière conservatrice et la dynamique est bien connue. Cependant, pour des dynamiques complexes soumises à des changements de modes opératoires (régions transitoires), des procédures de synthèse des contrôleurs discrets peuvent être intéressantes comme le souligne [Cury & Krog, 99].

[Raisch, 00], en s'appuyant sur une vision d'entrée-sortie, propose une hiérarchie de l'abstraction discrète pour la synthèse des contrôleurs discrets, dans le cas du démarrage d'une colonne de distillation, dans le but d'augmenter la précision de l'abstraction obtenue sans changement sur les ensembles d'états abstraits. La complexité inhérente à la supervision d'une colonne de distillation est également traitée dans [Koutsoukos et al., 00] qui propose un partitionnement des dynamiques continues basé sur les invariants du procédé, suivi d'une analyse du déterminisme et de la contrôlabilité du modèle obtenue pour la validation du superviseur.

3.3.3. Conclusion partielle

Les approches basées sur l'abstraction de la dynamique continue représentent une solution alternative aux approches fondées sur une représentation analytique précise qui n'est pas toujours facile à obtenir et qui n'est pas forcément adaptée au niveau de la Supervision et du diagnostic de procédés complexes.

Les modèles discrets sont obtenus selon la connaissance disponible, notamment à travers l'abstraction des équations de l'espace d'état (ce qui demande une connaissance analytique) et les méthodes d'identification à base de réalisations expérimentales (plus intéressante vis-à-vis la complexité du procédé). La première branche (connaissance analytique) nous a conduit aux méthodes de diagnostic à base d'automate stochastique de Lunze et la méthode à base d'automate temporisé de Helias. La deuxième branche (réalisations expérimentales) nous a conduit à la méthode basée sur un automate temporisé de Supavatanakul.

Nous retenons la méthode d'abstraction de la dynamique continue vers une description temporelle de Helias, et les concepts d'identification de relations comportementales à travers des réalisations expérimentales et des procédures algorithmiques de Supavatanakul. Néanmoins, la description dans l'espace d'état, comme nous avons déjà dit, conduit à une complexité de

représentation rédhibitoire pour les systèmes complexes. De plus, les méthodes de diagnostic dépendent de la connaissance de défaut, qui s'avère difficile dans le cas d'une installation de grande taille.

3.4. Les approches basées sur un raisonnement flou et la théorie de possibilité

Jusque là, dans les approches de diagnostic basées sur des modèles discrets que nous avons présentées, les notions d'incertitude, imprécision et incomplétude de l'information, si elles sont considérées, sont toujours modélisées à travers des intervalles bornés¹⁴ (temporellement ou sur des valeurs) affectés aux conditions de transition d'état ou de marquage. La surveillance du comportement dynamique est basée sur une évaluation de la cohérence entre l'observation (état ou transition) et la prédiction issue du modèle de référence représentée par un intervalle. L'appartenance ou non de l'observation à l'intervalle prévu amène à un raisonnement binaire sur les incohérences détectées. Ce type de raisonnement binaire peut être insuffisant pour le suivi et le diagnostic, notamment pour l'évaluation des écarts marginaux et des dérives lentes qui peuvent se produire lors des phases transitoires. Pour enrichir le raisonnement les ensembles flous et la théorie des possibilités ont été intégrés et ont conduit à la définition de nouveaux modèles tels que les réseaux de Petri flous (RdPF) [Cardoso & Camargo, 99], les réseaux de Petri Temporels flous (RdPTF) [Cardoso, 99], [Cardoso et al., 99], [Murata et al., 99], [Ribaric et al., 98], les réseaux de Petri Possibilistes [Lee & Liu, 03], [Sandri & Cardoso, 98] et les automates possibilistes [Joslyn, 94b].

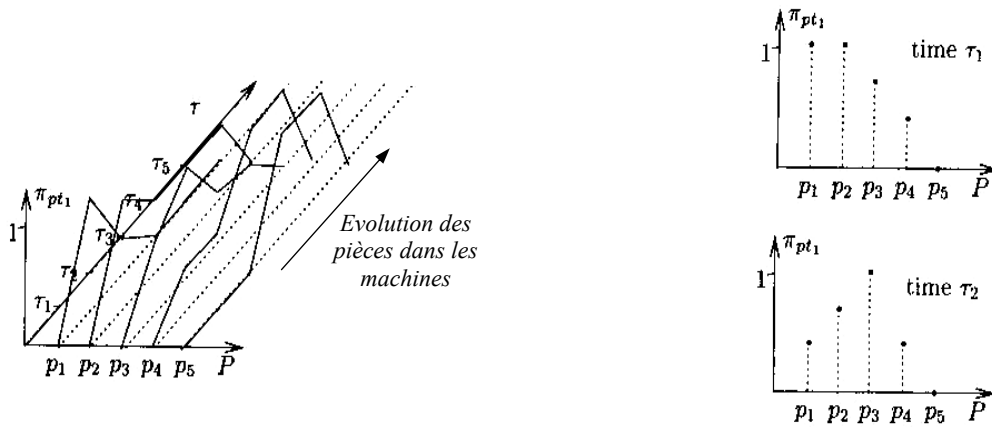
Dans la littérature, nous pouvons distinguer deux types de raisonnement : i) le raisonnement basé sur une représentation de la connaissance où des règles floues sont associées aux transitions et le modèle représente un système expert ou un système de contrôle, ii) le raisonnement basé sur un modèle de représentation de la dynamique du système où les transitions dénotent un changement possible d'état. Nous allons consacrer cette section à l'analyse des approches du deuxième type qui concernent plus la problématique de modélisation de notre approche. De nombreux modèles flous basés sur les RdP ont été définis [Cardoso & Camargo, 99], les RdP temporels flous étant un des modèles le plus représentatif.

Le modèle développé dans le cadre de la surveillance des systèmes manufacturiers [Cardoso, 94], [Cardoso, 99], [Cardoso et al., 99] est un modèle du système basé sur un réseau de Petri (à objets) temporel flou¹⁵. Les places dénotent un état partiel (localisation d'un objet) du système et les transitions un changement possible d'état. Une séquence de tir de transitions représente un comportement possible. Un marquage précis représente le comportement normal du système tandis qu'un marquage flou exprime le fait que l'existence d'un objet (modélisé par un jeton) est connue mais sa localisation est imprécise ou floue (le jeton peut se trouver dans plus qu'une place) en raison, par exemple, d'une information imprécise ou incomplète. La notion de *pseudo-tir* ou *tir incertain* est introduite pour une interprétation incertaine du franchissement de transition.

¹⁴ De l'anglais : *crisp interval*

¹⁵ Dans [Cardoso et al., 99] le modèle est intitulé *Réseau de Petri Possibiliste*. Dans la littérature, les réseaux de Petri possibilistes ne présentent pas forcément la même base conceptuelle que Cardoso, comme l'approche de [Lee & Liu, 03] basé sur un raisonnement possibiliste à base de règles.

La connaissance de l'état du système est représentée par une distribution de possibilité π sur les places fonction du temps. Cette distribution, dont un exemple est donné dans la figure 3.15(a) modélise la trajectoire d'évolution d'une pièce à travers des machines m_i représentées par les places p_i . A chaque instant τ_i , un degré de possibilité est associé à chaque place $\pi_{pt_1}(p_i)$ représentant la possibilité pour la pièce p_i de se trouver à cet instant dans les machines m_i (fig. 3.15(b)).



(a) Distribution de possibilité sur les places p_i en fonction du temps : $\{P, \pi_o, T\}$ (b) Distribution de possibilité sur la place p_i (π, P) aux instants $t = \tau_1$ et $t = \tau_2$

Figure 3.15 : Distribution de possibilité

Cardoso dans [Cardoso, 99] distingue deux méthodes de mise à jour du marquage (son évolution) en fonction de la prise en compte de l'information associée aux événements de tir de transition.

Dans la première méthode, le temps est implicite et une fonction intitulée *fonction d'autorisation* $\eta \rightarrow \{fausse, incertaine, vrai\}$ est associée aux transitions. Cette fonction peut évaluer par exemple la condition de présence d'un signal et de son occurrence avant ou après une date donnée. La révision de la connaissance sur le réseau (évolution du marquage) est faite par un mécanisme de *tir incertain* détaillé dans [Cardoso et al., 99].

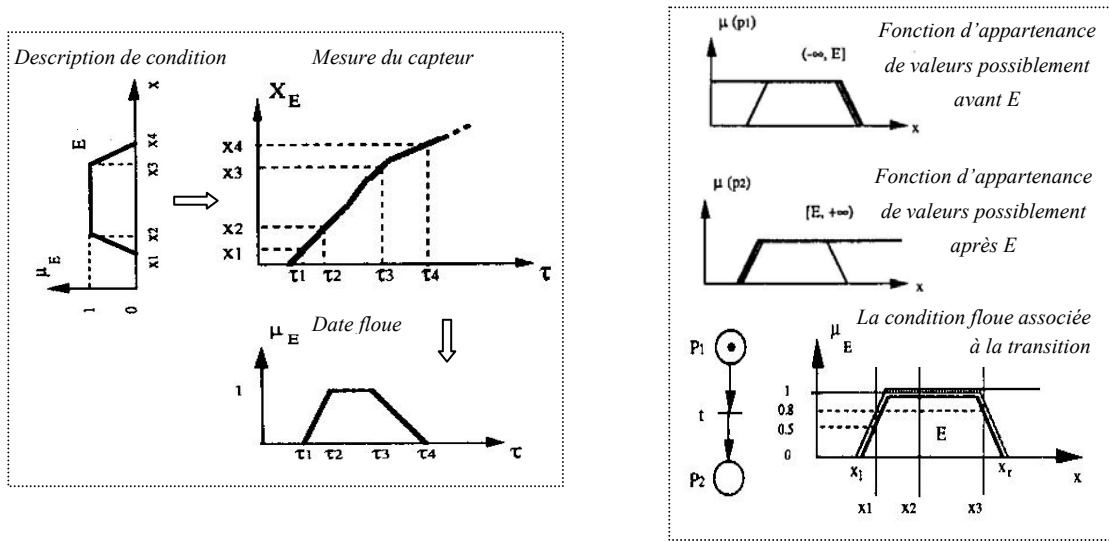
Dans la deuxième méthode, le temps est pris en compte explicitement et des dates possibles d'occurrence d'un événement $\pi_a(\tau)$ sont affectées aux transitions et délimitées par un ensemble flou A [Dubois & Prade, 99]. Les notions qui en résultent comme l'intervalle flou, la longueur d'intervalle, le temps de transition au plus tôt et au plus tard sont définies de façon à mieux raisonner sur l'évolution temporelle du système à travers un mécanisme de propagation des contraintes temporelles floues. Le marquage flou est déduit de cette évaluation temporelle. En fonction de la date d'occurrence d'un événement, il est possible d'inférer sur le degré de possibilité que le système se trouve dans certain(s) état(s) partiel(s). Un degré de possibilité inférieur à 1 implique également une révision des dates possibles d'occurrence des événements subséquents, caractérisant un mécanisme de propagation de contrainte temporelle floue sur le RdPTF [Cardoso, 99].

[Künzle, 97], [Künzle et al., 99] étend le raisonnement temporel flou de Cardoso à la proposition et à la formalisation d'une démarche de diagnostic basée sur la *logique linéaire*. Partant de l'infaisabilité de l'établissement d'un graphe d'accessibilité temporelle (base courante des diagnostics basés sur RdP) pour un système incertain, il propose l'analyse de scénarios spécifiques du comportement du système. Un scénario consiste en un ensemble de trajectoires

(séquences de tirs de transitions) depuis un marquage initial vers un marquage final (état partiel du système). La logique linéaire permet la différenciation des évolutions possibles du système des évolutions nécessaires. Il est alors proposé l'équivalence entre la caractérisation d'une trajectoire et la génération d'une preuve logique basé sur le calcul de *séquent* issu de la logique linéaire.

Lorsqu'une incohérence entre le modèle profond du système (RdPTF) et l'observation du système réel a lieu (la détection), le raisonnement se dirige vers le niveau de diagnostic. A ce niveau, un processus déductif basé sur la logique linéaire est exécuté et une séquence qui lie le dernier état connu à l'état auquel la transition est considérée. Cette séquence (ou séquences dans le cas d'incertitude) représente la description du comportement attendu (le diagnostic). En fonction du degré de proximité d'une trajectoire par rapport au comportement observé, une procédure de reprise est déclenchée de façon à remettre le modèle profond en cohérence avec l'évolution du système physique.

En se basant sur la démarche de Cardoso, Andreu dans [Andreu et al., 97] étend l'interprétation de marquage flou au contexte de contrôle/commande. Le marquage constitue, dans ce cas, un état de contrôle à un instant donné. Le tir de transition a lieu de façon graduelle en fonction d'une interprétation continue d'appartenance d'un signal d'entrée au support E associé à la transition (figure 3.16(a)). Pendant le tir de la transition, le jeton évolue graduellement depuis la place d'entrée vers la place de sortie en fonction de l'évaluation de possibilité du signal à chaque instant. Les valeurs possiblement avant ou après la condition floue de transition, définissent le marquage des places amont et aval du RdP, comme le montre la figure 3.16(b).



(a) La condition floue et la relation temporelle associée

(b) Evolution du marquage

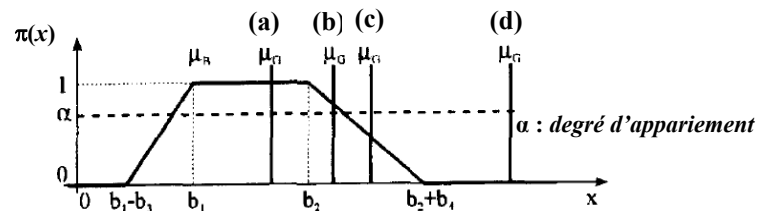
Figure 3.16 : L'approche de Andreu [Andreu et al., 97]

La commande issue du contrôleur est alors une interpolation entre la commande associée à la place d'entrée et celle attachée à la place de sortie. L'état du réseau de Petri (et alors de la sortie de contrôle) ne dépend pas uniquement de l'entrée mais aussi des états précédents différenciant l'approche du contexte de contrôleurs flous. Dans cette démarche, une date floue est dérivée de la description floue de la condition de transition E et de l'évolution de la mesure issue du capteur comme le montre la figure 3.16(a). Cette correspondance permet un traitement temporel très

proche de celui proposé par Cardoso et une possibilité d’application au contexte événementiel de suivi de trajectoires, base de notre travail.

La prise en compte explicite du temps dans un contexte d’incertitude est également traitée par [Murata et al., 99] qui propose un modèle basé réseau de Petri intitulé *Fuzzy-Timing High-Level Petri Net* (FTHN). En partant des concepts définies par [Dubois & Prade, 99], les définitions de *fuzzy timestamp* (instant possible d’arrivé d’un jeton dans une place), *fuzzy enabling time* (liés aux instants possibles d’arrivée des jetons nécessaires pour le tir de transition), *fuzzy occurrence time* (date floue d’occurrence d’un événement) et *fuzzy delay* (associé aux arcs) sont proposés. [Ribaric et al., 98] définit dans une structure RdPTF similaire à celle de Cardoso, un *jeton temporel flou* qui porte l’information de distribution de possibilité sur sa date d’arrivé (π_a) et de fin de séjour (π_b) dans une place ainsi qu’un facteur de certitude. Ces informations sont mises à jour à chaque tir de transition en fonction de l’évaluation temporelle d’occurrence de l’événement.

[Joslyn, 94b] développe une approche de modélisation, suivi et détection dans le contexte d’observation réduite. Le modèle basé sur un *automate possibiliste* (similaire à un processus de Markov possibiliste) représente un système où le changement d’état se manifeste lentement par rapport à l’échelle d’observation. Les distributions de possibilité $\pi(x)$ sont construites en fonction d’une analyse expérimentale de fréquence d’occurrence d’événement dans des intervalles qui modélisent les états qualitatifs du système. La *distance possibiliste* entre l’observation et la prédiction issue du modèle comportemental permet la détection de défaut. La distance consiste en l’évaluation d’appartenance entre l’observation et l’ensemble flou qui délimite $\pi(x)$, avec une démarche similaire à celle proposée par [Frank & Köppen-Seliger, 97] et illustrée dans la figure 3.17. Nous reviendrons sur ce point dans les chapitres suivants.



(a) (b) comportement normal, (c) incohérence type I (alarme), (d) incohérence type II (détection)

Figure 3.17 : Raisonement d’incohérence de Jocelyn et Frank.

3.5. Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons effectué une étude assez large sur les approches de surveillance et diagnostic à base de modèles discrets en focalisant plutôt sur les structures de modélisation. Nous avons retenu de cette étude les formalismes de description événementielle des trajectoires issues des approches de signature temporelle et les méthodes d’abstraction des dynamiques continues, bases conceptuelles de notre proposition.

Au sein des approches d’abstraction de la dynamique continue nous avons pu vérifier le besoin d’une évaluation plus affinée des dynamiques inter-état pour la description des évolutions marginales de défaut ainsi que la prise en compte des incertitudes.

Pour cela nous retenons l'idée de description événementielle temporelle basée sur les ensembles flous et la théorie de possibilité à travers les approches à base de modèles discrets flous, notamment celle proposée par Cardoso.

Pour finaliser cette première partie de notre mémoire, nous allons dans le chapitre suivant détailler notre proposition. Nous nous appuyerons sur une analyse générale de l'étude bibliographique que nous avons menée et qui nous a permis de retenir un certain nombre de concepts issus de différentes communautés et de les intégrer et formaliser dans une structure à base de modèle à événements discrets.

CHAPITRE 4

Notre proposition

Nous avons présenté dans cette partie une étude assez large sur les approches de surveillance et de diagnostic de systèmes industriels complexes proposées par différentes communautés. Nous avons complété cette étude en nous penchant sur la problématique de modélisation. Une analyse critique a mis en évidence les faiblesses des approches par rapport à notre problématique et nous a conduit à l'identification d'un ensemble de concepts et d'outils qui constituent la base conceptuelle de notre proposition.

La tendance à l'heure actuelle est l'intégration des méthodes et techniques issues des ces différentes communautés dans une architecture homogène. Notre travail s'insère dans ce contexte et nous conduit à proposer un modèle dynamique hybride basé sur la représentation qualitative des dynamiques continues complexes soumises à des changements opératoires. Notre structure de modélisation proposée (figure 4.1) illustre le résultat de cette intégration. Détaillons les différents niveaux de façon à mieux caractériser le cadre de notre travail et de notre proposition.

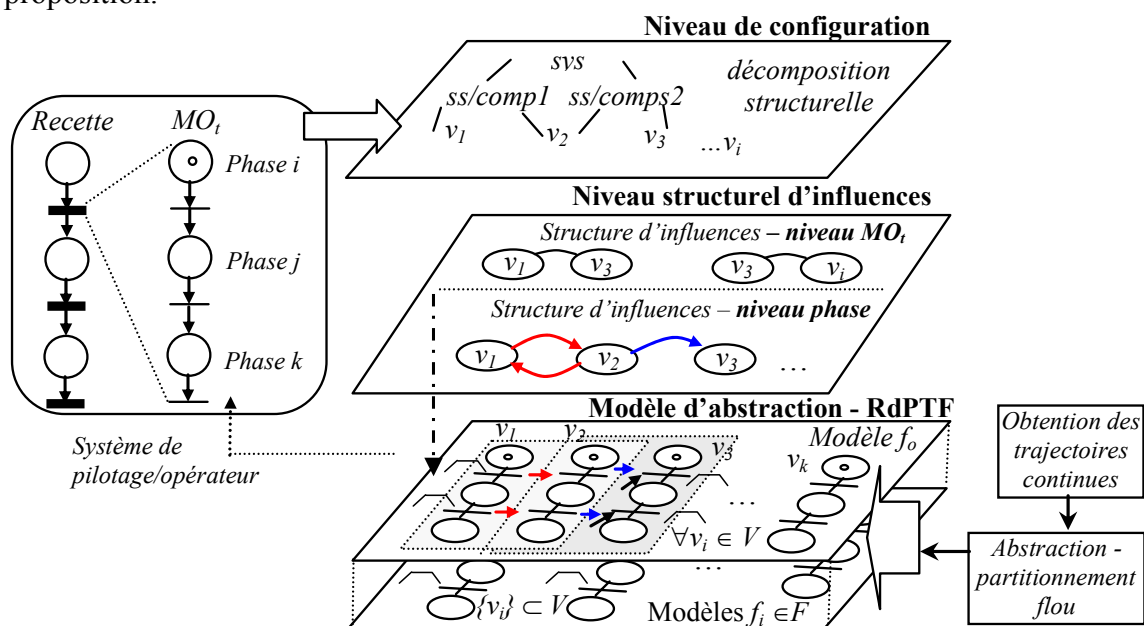


Figure 4.1 : Notre structure de modélisation.

4.1. Niveau d'abstraction de la dynamique continue

La complexité de modélisation des procédés industriels, notamment dans l'industrie chimique et les procédés *batch*, se traduit par la difficulté d'obtention des relations physiques caractérisées le plus souvent par des comportements non linéaires et des discontinuités. Ce fait se trouve aggravé dans le cas des installations de grande taille qui mettent en jeu un grand nombre de variables soumises à différentes dynamiques commutées entre différents modes opératoires. Comme nous l'avons souligné, l'utilisation de modèles analytiques précis s'avère une forte contrainte et pas forcément nécessaire dans le cadre de la surveillance et du diagnostic. L'utilisation d'informations symboliques sur les dynamiques et le raisonnement qualitatif constitue une voie intéressante.

Cependant, le temps n'est pas toujours pris en compte explicitement. En effet, dans les méthodes de classification de données et les méthodes d'analyse qualitative de tendance (approches envisagées dans le contexte de procédés complexes), l'intégration de l'information temporelle alourdit la méthode proposée. De plus, la notion d'état qualitatif et son évolution ne sont pas bien caractérisées dans ces approches. N'oublions pas que nous proposons une surveillance à des niveaux supérieurs à l'échelle de temps caractéristique des boucles de régulation et des commandes locales. L'évaluation temporelle est fondamentale pour l'évaluation des écarts qui se produisent lentement.

En partant de ce constat, nous nous sommes focalisés sur les modèles dynamiques discrets, notamment ceux fondés sur l'abstraction de la dynamique continue avec la prise en compte explicite du temps, présentés dans le chapitre 3. Pour faire face à la complexité exposée, le modèle doit être aisément obtenu, s'intégrer dans une architecture homogène et décrire les incertitudes et imprécisions sur l'information disponible. L'obtention du modèle peut être basée sur l'abstraction des équations de l'espace d'état comme le propose Lunze et Hélias ou basée sur des réalisations expérimentales et des algorithmes comme propose Supatavanakul. A ce niveau notre proposition que nous développons dans le chapitre suivant, peut être résumée comme suit :

Quelle que soit la connaissance disponible, un partitionnement temporel flou décrit par des états qualitatifs est défini sur la trajectoire de chaque variable mesurée ou observée. Il en résulte la définition de dates floues d'occurrence d'événements de transition d'état et des temps de séjour dans chaque état qualitatif constituant la base de description de référence. La base d'observation est l'événement de transition d'état détecté soit par l'intermédiaire d'un générateur d'événements (GE) qui détecte le dépassement d'un seuil soit sur la valeur d'une variable continue ou soit directement à partir d'un capteur tout ou rien.

Hélias suit également ce raisonnement, mais les intervalles temporels *crisp* obtenus ne permettent pas un raisonnement affiné sur l'évolution inter-états, très important dans notre problématique. De plus, le partitionnement n'a fait objet que d'une étude se limitant à une connaissance experte mettant en avant le pouvoir de prédiction du modèle.

La définition du partitionnement, plus particulièrement au niveau *phase*, est fondamentale pour le critère de diagnosticabilité, notamment la discriminabilité entre les trajectoires des comportements incertains normaux et de défauts liés aux dérives lentes, comme nous le verrons dans le chapitre 5. Au niveau supérieur de surveillance (MO_t), le partitionnement doit permettre l'identification et la discrimination des incohérences d'évolution des dynamiques soumises à des

structures d'influence incertaines et commutables, en raisonnant sur les causes de l'anomalie – les erreurs de pilotage ou les défauts.

Le *réseau de Petri temporel flou* apparaît comme un modèle qui satisfait les besoins de représentation exposés tout en permettant son intégration dans un système de supervision basé sur une structure de réseau de Petri. Cette intégration est effectuée aux niveaux de surveillance considérés : MO_t et *phase*.

4.2. Le niveau structurel d'influence

Soulignons à nouveau le fait que les méthodes à base d'automates temporisés comme la méthode de Supatavanakul présentent des contraintes non seulement liées au problème combinatoire mais aussi liées à la démarche de diagnostic adoptée qui privilégie une vision globale et une description exhaustive des comportements normaux et de défauts.

Ces contraintes sévèrement aggravées dans le cas des procédés complexes nous ont amenés à l'utilisation d'une connaissance structurelle d'influence s'inspirant des travaux sur Ca-En et de Evsukoff. Dans notre cas, le raisonnement est basé sur des relations temporelles définies à deux niveaux :

- i) Au niveau MO_t , les relations d'influence entre variables sont mal connues et soumises à des changements ne permettant pas l'utilisation de mécanismes de propagation d'influences. Le raisonnement est donc fondé sur la vérification des incohérences temporelles d'évolution entre variables, caractérisées par des écarts divergents qui se produisent entre les trajectoires. La causalité, au sens de la vérification temporelle cause-effet, permet notamment un suivi et la détection des trajectoires d'écart produites par des erreurs de pilotage ou de conduite par l'opérateur. La définition de *cause* liée à l'intervention de l'opérateur (p.ex. délai d'intervention, mauvaise consigne) et l'*effet* lié aux changements des dynamiques conduit à un état de comportement anormal (détection). Un diagnostic déductif de défauts est alors possible.
- ii) Le niveau *phase* est caractérisé par une connaissance plus précise des dynamiques et de la structure d'influence. Il est alors possible de mettre en œuvre des mécanismes de vérification et de rétablissement de cohérence temporelle d'évolution entre les variables liées par une relation d'influence. Ces mécanismes permettent la simulation de propagation temporelle de d'écart sur les dynamiques des variables liées par les relations d'influence établissant ainsi une base de raisonnement pour la détection et la localisation de défaut.

Ces connaissances et ces mécanismes sont décrits par les modèles RdPTF proposés à chaque niveau, présentés dans les chapitres 6 et 7.

4.3. Niveau de configuration

La décomposition structurelle du procédé en systèmes, sous-systèmes et composants suit la définition des niveaux procéduraux MO_t et *phase*. La détermination des phases au sein d'un MO_t permet l'identification des variables impliquées (variables *clés*) ainsi que les relations comportementales internes qui se manifestent sur l'horizon de temps du MO_t . Il est ainsi possible l'association des variables à l'unité physique (sous-système ou composant) active et la définition de la granularité envisagée pour le processus de localisation du défaut. Ces informations

présentent donc un lien étroit avec le niveau structurel d'influences qui traduit la connaissance de l'installation au niveau procédural considéré.

Les approches basées sur une représentation globale du système, comme les modèles à base d'automates de Hélias et Lunze, s'avèrent nettement inappropriées à ce contexte de complexité structurelle et au scénario de changements opératoires.

4.4. La surveillance et diagnostic

Notre travail s'insère dans le cadre de la surveillance et du diagnostic à base de modèle discret et intervient à deux niveaux hiérarchiques : MO_i et $phase$. La structure proposée est montrée sur la figure 4.2.

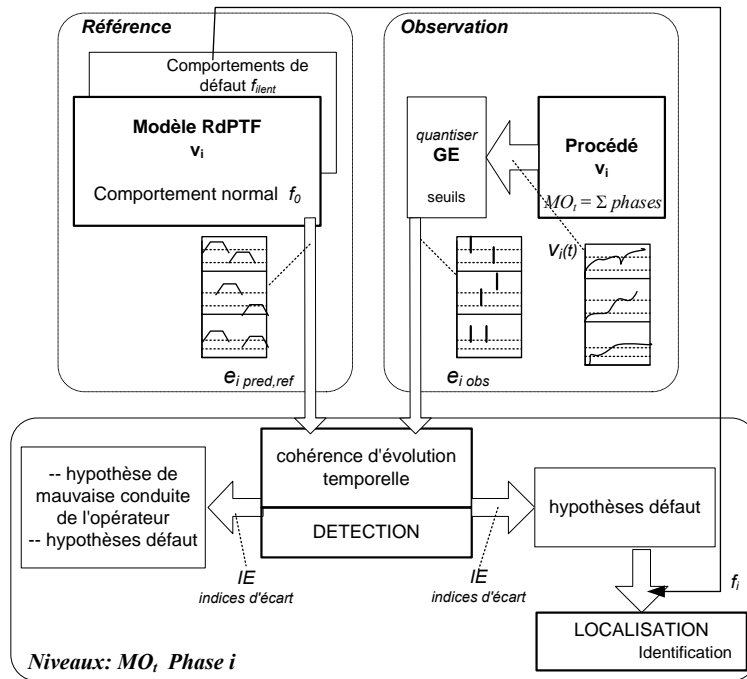


Figure 4.2 : Notre structure de surveillance/diagnostic

La vérification de cohérence temporelle entre les observations événementielles ($e_{i,obs}$) et les dates floues décrites par le modèle RdPTF ($e_{i,ref}$, $e_{i,pred}$) sont effectuées individuellement sur la dynamique de chaque variable et sur la dynamique d'évolution entre variables de façon différente selon le niveau considéré.

Au niveau MO_i , il est privilégié la surveillance des écarts marginaux dus notamment à une mauvaise conduite de l'opérateur. Les délais d'activation de composants ou déclenchement d'une réaction, par exemple, peuvent conduire à des incohérences d'évolution entre les variables détectées dans l'horizon de temps considéré. Comme le souligne [Bhagwat et al., 03a], dans les méthodes FDI, cette hypothèse d'anomalie n'est pas considérée en raison des difficultés d'obtention d'un modèle de description globale du procédé à ce niveau et de la non connaissance d'un SOP (*Standard Operation Procedures*), cité dans le chapitre 1. A ce niveau haut de la surveillance, où les relations d'influence dans les régions inter-phases sont mal connues et soumises à des changements, la vérification d'incohérence temporelle d'évolution est fondée

plutôt sur la détection des trajectoires divergentes entre variables et un diagnostic basé sur une connaissance experte (déductive) de défaut [Loures & Pascal, 05].

Au niveau *phase*, il est envisageable d'effectuer un raisonnement plus affiné qui permette la détection et le diagnostic des dérives lentes tout en conservant le modèle RdPTF proposé au niveau MO_t . Pour cela, des mécanismes de vérification de cohérence et de propagation temporelle qui s'appuient sur une structure d'influence connue à ce niveau sont proposés. Ces mécanismes sont fondés sur les notions de distance temporelle de trajectoires issues des approches de signature temporelle ainsi que sur les concepts de distance floue.

La richesse de description qui en résulte permet la mise en œuvre des mécanismes de suivi et de détection qui répondent aux besoins de surveillance évoqués. De même, le diagnostic ne se limite pas à la tâche de localisation mais peut s'étendre à l'identification de défaut à travers la notion de reconnaissance de signature temporelle en s'appuyant sur les réseaux de Petri.

Passons maintenant à la deuxième partie de ce mémoire qui détaille tous les aspects discutés dans ce chapitre. Le chapitre 5 est consacré au niveau d'abstraction de la dynamique continue qui aboutit à une base de description événementielle temporelle floue. Dans les chapitres 6 et 7 des modèles RdPTF sont proposés aux niveaux MO_t et *phase* en décrivant les mécanismes temporels cités pour le suivi, la détection et la localisation.

Deuxième Partie :

La Surveillance et le Diagnostic basés sur l'abstraction des dynamiques continues

CHAPITRE 5

Le processus d’abstraction de la dynamique continue

Dans ce chapitre, nous allons développer notre problématique d’abstraction de la dynamique continue du procédé à travers le partitionnement de ses trajectoires. Il en résulte l’établissement d’états discrets qualitatifs finis et de conditions de transition d’état qui amène à une description de la dynamique par une séquence événementielle ordonnée. Des relations comportementales locales qui décrivent explicitement la cohérence d’évolution temporelle entre les variables du procédé seront ensuite établies en se basant sur une connaissance structurelle d’influences de l’installation au niveau considéré (*opération, phase*).

La complexité du procédé nous amène à l’établissement d’une démarche d’abstraction qui privilégie l’information pouvant être issue de connaissances diverses : données historiques ou réalisations expérimentales, simulation des équations analytiques, modèles ‘boite noire’ ou relations heuristiques.

Nous avons décrit dans la première partie (section 3.3) un certain nombre d’approches basées sur des modèles discrets basées sur l’abstraction de la dynamique continue. Des concepts de base ont été présentés mais en se focalisant sur les aspects de modélisation et de démarche de diagnostic. La problématique de partitionnement et la définition des seuils n’ont pas vraiment été évoquées. Le partitionnement est restreint, en général dans la littérature, à un partitionnement basé sur des seuils opérationnels (expertise) ou imposé par des contraintes physiques comme le placement de capteurs. Ces dernières années, au sein de la communauté SDH, des travaux ont été consacrés à la proposition de méthodes d’abstraction et de partitionnement basées sur des critères comme l’analyse de *diagnosticabilité* ou de *contrôlabilité*.

Dans ce contexte, nous proposons une méthode de partitionnement des dynamiques continues qui prend en compte l’incertitude comportementale et l’imprécision d’observation. L’analyse de diagnosticabilité sera envisagée de façon à définir un partitionnement qui permettra notamment le suivi des dérives lentes qui se produisent pendant les phases transitoires. Il est envisagé une description qualitative suffisante pour la *discrimination* entre le comportement normal et de défaut. Ce raisonnement doit permettre, notamment au niveau *phase*, la détection et l’établissement des hypothèses pour la localisation et l’identification du défaut.

Au niveau supérieur (*MOT*), la définition du partitionnement est soumise à des conditions moins restrictives. L’abstraction doit permettre cependant la détection des incohérences temporelles

marginales d’évolution dues aux erreurs de pilotage ainsi qu’un diagnostic déductif sur les causes de l’écart marginal. Dans ce chapitre, l’effort majeur de développement du processus d’abstraction continue portera sur le niveau *phase*. Au niveau *MO_t*, des conditions spécifiques qui s’ajoutent à la méthode proposée seront détaillées dans le chapitre 6.

Dans de ce chapitre, nous allons nous appuyer sur le procédé à deux bacs montré sur la figure 5.1, benchmark utilisé par la communauté française de systèmes dynamiques hybrides dans le cadre de diagnostic à base de modèles. L’objectif du procédé est de fournir un débit continu (Q_o) au consommateur ou à une autre partie d’une installation industrielle. Il existe une boucle de régulation (PI) de niveau sur le bac 1. Les vannes V_{ab} et V_o (tout ou rien) sont considérées totalement ouvertes. Le tuyau de communication est placé au fond des bacs. Les vannes V_a et V_b simulent un débit de fuite.

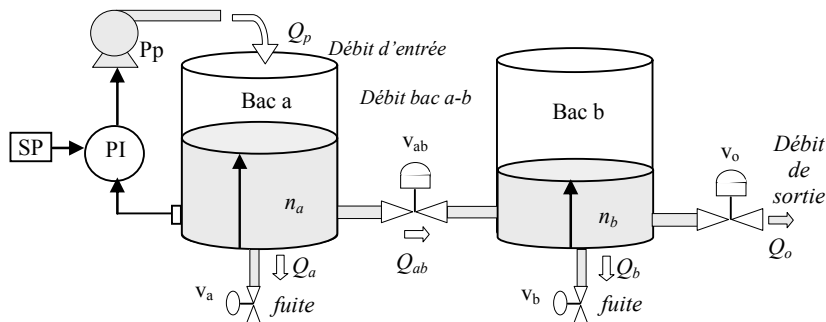


Figure 5.1 : Procédé à deux bacs

Dans cette deuxième partie du manuscrit, certaines dynamiques seront soumises à notre démarche d’abstraction afin d’aboutir à une description comportementale décrite par un modèle discret basé sur les RdPTF, développé dans les chapitres suivants. Le mécanisme de suivi, détection et diagnostic de défauts basé sur les modèles RdPTF décrit dans ces chapitres est directement lié au processus d’abstraction développé ici.

5.1. Une vision générale des méthodes d’abstraction et de partitionnement

Différents processus d’abstraction de la dynamique continue sont proposés dans la littérature. Dans les méthodes de *simulation qualitative*, étant donné un partitionnement du domaine des variables et de leurs dérivées, il est vérifié les ambiguïtés de prédiction résultantes de leurs relations (p.ex. *équations différentielles qualitatives* ou *fonctions de transfert qualitatives*). Ces ambiguïtés amènent à la définition d’un certain nombre de trajectoires possibles. Un affinement du partitionnement ou l’ajout d’information quantitative (méthodes intitulées *semi-quantitatives*) est alors proposé de façon à obtenir des prédictions plus précises [Travé-Massuyès & Dague, 03].

Dans les méthodes fondées sur *l’analyse qualitative de tendance* (AQT), l’abstraction de la dynamique continue est basée sur le partitionnement des dérivées de premier et deuxième ordre des variables à travers des descripteurs simples $\{-,0,+ \}$. Un dictionnaire comportemental est alors créé pour chaque variable privilégiant un suivi et un raisonnement direct sur les dynamiques individuelles. Soulignons à nouveau les difficultés liées à l’observation des dérivées dans un environnement industriel.

Dans les méthodes de diagnostic et de supervision à base des modèles discrets, l’abstraction des dynamiques continues est fondée essentiellement sur les critères de *diagnosticabilité* et de *contrôlabilité*. Notre problématique se place dans ce cadre avec une préoccupation particulière pour la définition d’un partitionnement qui soit cohérent non seulement avec la dynamique individuelle d’une variable mais aussi avec les relations d’influence qui lui sont associées, comme le suggère [Struss et al., 02]. Très souvent, les méthodes d’abstraction sont fondées sur un partitionnement de l’espace d’état et le temps n’est pas toujours considéré explicitement. La notion de seuil et d’événement est plutôt liée à un changement d’état qualitatif global du procédé.

Nous proposons la définition d’un partitionnement dissocié de la notion d’espace d’état. Des états qualitatifs et des trajectoires décrites par des séquences événementielles (sous la forme d’une signature temporelle) sont alors définis indépendamment pour chaque variable ciblée¹⁶. Ensuite, des relations de cohérence temporelle basées sur les relations d’influence entre les variables sont définies. Ces relations d’influence sont établies en s’appuyant sur les propriétés structurelles de façon similaire aux méthodes de raisonnement causal, [Evsukoff, 98], [Travé-Massuyès & Milne, 97], mais avec une base événementielle discrète.

Avant de détailler notre proposition, voyons maintenant quelques méthodes d’abstraction.

5.1.1. Présentation de quelques méthodes d’abstraction

Les travaux de Lunze et de ses collaborateurs (section 3.3.1) reposent sur la définition a priori d’un partitionnement sur l’espace d’état décrit par des modèles discrets. Ce partitionnement (*quantiser*) est ensuite révisé de façon à ce que des critères de complétude et de diagnosticabilité soient respectés [Lunze, 00], [Blanke et al., 03]. Dans [Supavatanakul et al., 03], la relation comportementale du système, obtenue à partir d’un processus d’identification expérimental, est décrite par un automate temporisé qui capture toutes les transitions que le procédé peut générer à chaque mode de défaut répertorié. La complétude du modèle est alors définie par rapport à l’information issue des données obtenues. La discrimination entre le comportement normal f_o et le comportement en présence de défauts f_i dépend essentiellement des relations de transition obtenues en fonction d’un partitionnement donné. Si l’intersection comportementale temporelle $L_{f_i} \cap L_{f_j}$ dans $[0..t_h]$ est vérifiée, un nouveau partitionnement est proposé. Il manque cependant d’une définition spécifique de la démarche d’affinement et de redéfinition du partitionnement.

Dans la plupart des cas présentés dans la littérature, un partitionnement *rectangulaire* ou *orthogonal* est utilisé. L’espace d’état est divisé en rectangles ou hypercubes à travers la définition d’intervalles sur les variables. Les méthodes de partitionnement sont basées sur la vérification des critères de diagnosticabilité et contrôlabilité. L’affinement des critères spécifiques d’accessibilité et de déterminisme exigent toutefois des partitionnements décrits par des fonctions de type polygonal ou de deuxième ordre [Eginlioglu et al., 02]. [Lunze et al., 99] développe une méthode de partitionnement pour l’obtention d’un modèle discret déterministe en soulignant la complexité d’obtention et la restriction d’application à des systèmes linéaires et autonomes (sans entrées de contrôle). [Koutsoukos et al., 00] proposent une méthode de partitionnement basée sur les invariants naturels du procédé à travers la définition de fonctions

¹⁶ Des variables *clés* : variables déterminantes pour le diagnostic favorisant la détection et la discriminabilité des défauts.

d’ordre supérieur qui décrivent des hypersurfaces. La complexité de ces fonctions liée à la spécificité des cas nous paraît limitante pour notre problématique.

Un algorithme intéressant de *partitionnement dynamique* est proposé par [Stursberg & Kowalewski, 99] dans le contexte d’approximation des systèmes continus commutés par des automates rectangulaires. L’affinement du partitionnement (sur un plan R^2 des variables d’état) est adapté selon les variations du *champ de gradient* de la relation $x_2 = f(x_1)$ (fig. 5.2). Un partitionnement plus affinée est ciblé sur les régions de plus grande variation x . [Su et al. 03] utilise la même procédure de partitionnement basée sur l’analyse du gradient en ajoutant une mesure d’entropie H_z de non déterminisme de façon à évaluer et à affiner le partitionnement. Cette mesure est fondée sur une démarche de vérification de probabilité de trajectoires ($H_z = f(p(u, z' | z))$), de façon similaire à celle de Lunze (automates stochastiques). Il est alors possible de cibler un affinement autour de certaines régions qualitatives indiquées par ces entropies, en évitant une procédure globale et homogène d’affinement sur toute la région de la relation comportementale.

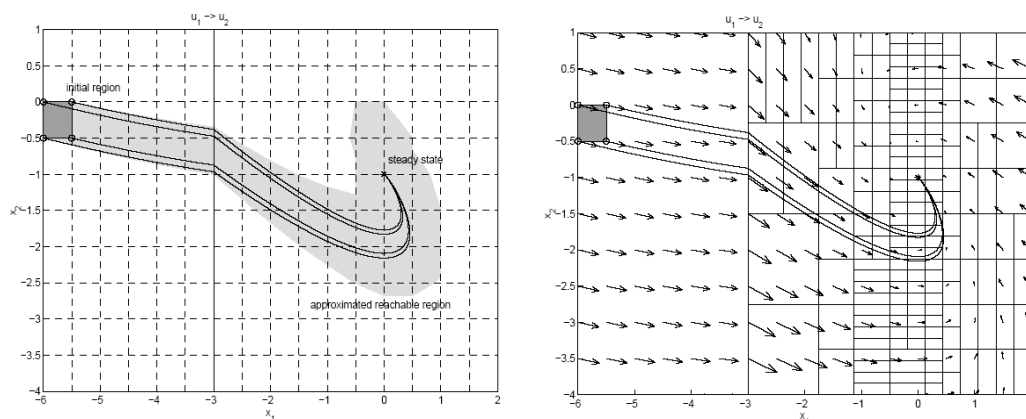
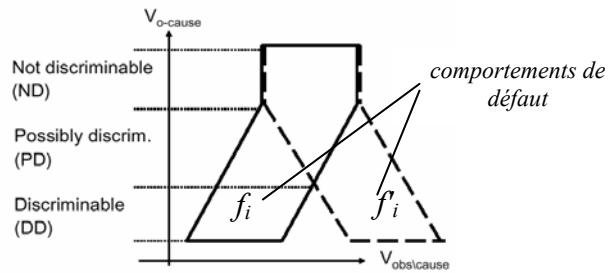


Figure 5.2 : Partitionnement dynamique de [Stursberg & Kowalewski, 99]

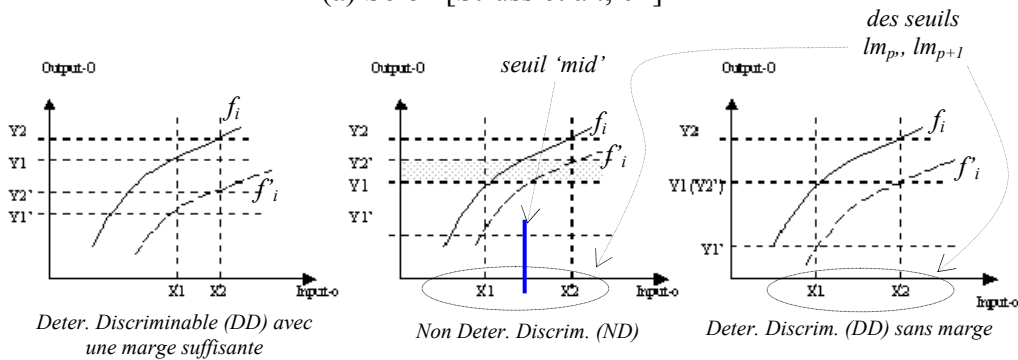
La prise en compte du processus de diagnostic dans les phases de conception de systèmes et l’utilisation de méthodes de modélisation qualitative automatique sont des voies de recherche récentes et sont exploitées dans le cadre du projet AQUA (*Automated Qualitative Abstraction*) [Sachenbacher & Struss, 01]. La similarité conceptuelle de la méthode de base intitulée ‘*task-dependent qualitative domain abstraction*’ avec notre problématique d’abstraction nous conduit à analyser les principales idées issues de certains travaux [Sachenbacher & Struss, 00], [Sachenbacher & Struss, 01], [Struss et al., 02], [Yan, 03b]. Ces travaux abordent notamment : l’abstraction et le partitionnement des dynamiques continues, le développement d’outils d’analyse de diagnosticabilité et la prise en compte des incertitudes [Struss, 03], les relations d’influence locales et la vérification des variables *discriminantes* [Dressler & Struss, 03], [Yan, 03a]. Des données numériques forment la base d’observation qui privilégie une bibliothèque de modèles issus de connaissances diverses : fonctions analytiques non linéaires, tables d’inférence, données historiques ou bien fragments ‘boite noire’. Un certain nombre de relations remplacent la description dans l’espace d’état.

L’objectif principal est l’abstraction du domaine (*valeurs qualitatives*) de certaines variables du système fondée sur un partitionnement qui amène à des modèles comportementaux qualitatifs. Il est envisagé un degré d’abstraction tel qu’il soit suffisant pour la discrimination entre le

comportement normal f_o et le comportement en présence de défauts f_i (analyse de détectabilité¹⁷) ou la discrimination entre différentes classes de défauts f_i (analyse de discriminabilité).



(a) Selon [Struss et al., 02]



(b) La limitation du partitionnement de [Yan, 03b]

Figure 5.3 : La discrimination des comportements

La figure 5.3(a) montre les 3 niveaux de discrimination possibles de comportement sur une relation causale entre une variables observable en amont ($V_{obs/cause}$) et la variable en aval ($V_{o-cause}$), dans une *condition opérative*¹⁸: *non discriminable* (ND), *possiblement discriminable* (PD) et *déterministiquement discriminable* (DD) [Struss et al., 02]. La région comportementale (ND) présente une intersection pour le comportement f_i et f'_i , la région (PD) indique que cette description est possible et la région (DD) ne présente aucune intersection comportementale.

Inspirée de cette définition, [Yan, 03b] propose une méthode d'analyse pour la définition du partitionnement. La partition qualitative de la variable $V_{obs/cause}$ délimitée par $[x_1, x_2]$ conduit à la partition qualitative de la variable $V_{o-cause}$, délimitée par $[y_1, y_2]$ pour la trajectoire f_i et $[y'_1, y'_2]$ pour la trajectoire f'_i (fig.5.3(b)). Il est envisagé un partitionnement qui amène à une relation DD entre les deux modes de comportement (modes de défaut f_i et f'_i) comme illustre la figure 5.3(b). Plus les trajectoires sont proches, plus le partitionnement doit être affiné de façon à trouver la condition DD.

La prise en compte d'une enveloppe d'incertitude [Struss, 03] impose également des restrictions comme nous le verrons dans la section suivante. Le choix des variables observables, les '*characterizing variables*' (V_{char}), est abordé dans [Dressler & Struss, 03], [Yan et al., 04] de façon à évaluer le critère de discriminabilité des influences. Cette étude est étendue à la

¹⁷ La détectabilité est vue comme un cas particulier de la discriminabilité par [Struss et al., 02].

¹⁸ Contrainte sur un ensemble de variables pouvant être un intervalle ou une condition définie (p.ex. $min < niveau < nominal$ ou *vanne = ouverte*). Interprétation analogue à notre définition de mode opératoire/phase transitoire.

problématique de placement de capteurs associée à la définition du partitionnement dans [Yan, 04].

Différents algorithmes sont proposés dans les travaux de [Yan et al., 04] autour d’un objectif commun: à partir d’un partitionnement ‘grossier’ défini a priori ou à partir d’une analyse de *monotonocité* sur des données, la condition de DD sur $V_{obs/cause}$ et $V_{o-cause}$ est vérifiée sur tous les intervalles entre les seuils (*landmarks*) $[lm_p, lm_{p+1}]$. Si ce n’est pas le cas (condition ND ou PD) le partitionnement est affiné en ajoutant un nouveau seuil *mid* au milieu de l’intervalle ($[lm_p, mid][mid, lm_{p+1}]$) jusqu’à ce que la condition DD soit trouvée (fig. 5.3(b)). Notons ici le traitement explicite du partitionnement qui cible les régions de comportement qualitatif qui n’offrent pas le degré souhaitable de discriminabilité.

Soulignons finalement que dans ces dernières approches, le temps n’est pas pris en compte explicitement. Struss dans [Struss, 93], [Struss, 99] analyse le besoin d’une démarche d’abstraction temporelle formalisée par des relations comportementales pour le traitement de systèmes comportant des dynamiques très différentes. Cette problématique est évoquée également par [Yan et al., 04] qui suggère l’utilisation de dérivées (*pseudo-variables*) au sein d’une relation comportementale ($v_i = f(dv_j)$) pour augmenter la discriminabilité des comportements de défauts.

5.1.2. La prise en compte de l’incertitude

L’incertitude peut avoir plusieurs sources, parmi lesquelles l’imprécision des organes d’observation, la connaissance partielle disponible du procédé et le processus d’abstraction de l’espace d’état lui-même. Une mesure imprécise engendre l’incertitude sur la valeur de la grandeur mesurée. Dans le cadre du diagnostic à base de modèles, l’incertitude est prise en compte différemment selon la forme de représentation et la connaissance disponible. Le raisonnement à base d’intervalles est souvent utilisé comme base du processus d’abstraction des dynamiques incertaines.

5.1.2.1. Les approches avec un raisonnement à base d’intervalles

La connaissance partielle où l’incertitude sur des équations analytiques est représentée à travers l’affectation des intervalles directement aux paramètres (*incertitude paramétrique ou structurée*) [Travé-Massuyès & Milne, 97], [Puig et al., 03], [Armengol et al., 01] ou à certaines variables et à leurs dérivés [Hélias et al., 05]. Il en résulte la simulation d’une enveloppe d’incertitude $\pm \varepsilon(t)$ (*fonction d’erreur ou intervalle de confiance*) autour des trajectoires de comportement normal. A partir des concepts utilisés par le simulateur Ca~En, notamment sur le traitement de $\pm \varepsilon(t)$, Dousson, dans sa thèse [Dousson, 94], a débuté une proposition de suivi des évolutions et de reconnaissance de chroniques à travers l’abstraction temporelle des dynamiques. Des seuils sur les trajectoires incertaines $v_i(t) \pm \varepsilon(t)$ des variables, définis par une expertise, produisent des intervalles temporels datés $[t_{min}, t_{max}]$ pour les événements de transition d’état, similairement au travail de [Hélias, 03]. Selon lui, le processus de définition du partitionnement utilisé par le simulateur Ca~En nécessite la vérification de la cohérence temporelle entre les événements observés pour des variables liées par une influence.

Les approches FDI, quant à elles, propose un raisonnement à base d’intervalles sur les *résidus* qui peut traduire l’incertitude de modélisation et les imprécisions de mesure. Des résidus observés $r(k)$ n’appartenant pas à l’intervalle $[r^-(k), r^+(k)]$ indiquent la présence de défauts

[Puig et al., 03], [Isermann, 97]. Le principal problème de ce raisonnement réside dans le fait que si le défaut produit un résidu inférieur à l'intervalle d'incertitude, il ne sera pas détecté. Une estimation correcte des incertitudes et une connaissance partielle des comportements de défauts s'avèrent très utile pour la définition des intervalles/enveloppes. Dans les deux cas, la restriction de l'intervalle ou de l'enveloppe d'incertitude conduit à une sensibilité plus élevée de la détection à travers une augmentation du taux de fausses alarmes. L'approche à base d'intervalle est comparée à l'approche d'abstraction de Lunze dans [Puig et al., 03] qui met en évidence, notamment, la similarité des résultats concernant la prise en compte de l'incertitude de modélisation et de mesure dans le cadre de la détection de défauts.

Concernant la prise en compte de l'incertitude sur l'information numérique issue des données historiques, celle-ci est fondée sur une démarche essentiellement statistique sur les réalisations. Des intervalles d'incertitude, soit sur l'observation soit sur le processus de décision de détection, peuvent également être obtenus à travers l'évaluation des fonctions de densité de probabilité d'observation [Venkatasubramanian et al., 03c], [Syfert et al., 03], [Gentil, 03], [Isermann, 97]. Par exemple, dans [Syfert et al., 03], une distribution normale est obtenue à partir des données issues de réalisations expérimentales sur les variables en fonctionnement normal de façon à discriminer des états de défaut qui peuvent se produire sur une installation agro-alimentaire.

5.1.2.2. Les travaux liés au projet AQUA

Le processus d'abstraction et les méthodes de partitionnement jouent un rôle important dans la modélisation des incertitudes. La méthode d'abstraction issue du projet AQUA est évaluée par [Struss, 03] en considérant des trajectoires définies par l'enveloppe d'incertitude $\pm \varepsilon$. Il souligne la difficulté de l'estimation de ces fonctions et son importance pour l'obtention d'un diagnostic précis. En effet, il faut éviter la détection de fausses alarmes ou l'ignorance des défauts due aux erreurs de modélisation liées à une mauvaise estimation de $\pm \varepsilon$. Le partitionnement initial sur l'entrée (x) et la sortie (y) de la relation doit être défini de façon à couvrir les extrêmes de la fonction comme le montre la figure 5.4(a). Nous revenons là au contexte d'analyse de monotonocité exploité par [Yan et al., 04].

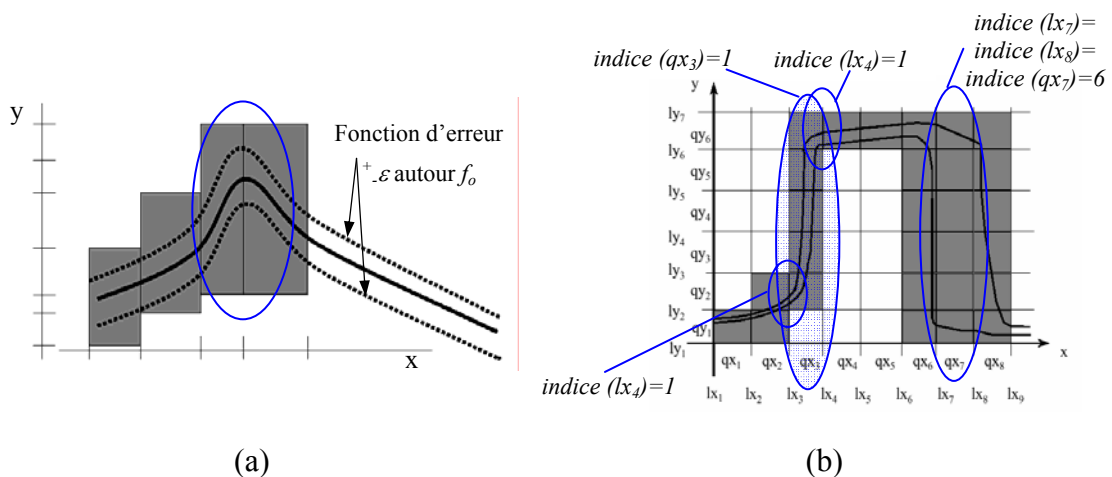


Figure 5.4 : Le partitionnement de Struss et l'enveloppe d'incertitude $\pm \varepsilon$ [Struss, 03]

Un algorithme d'affinement du partitionnement basé sur le degré d'imprécision de prédiction résultant de l'abstraction de la relation $R(f, \varepsilon, \varepsilon_+)$ est ensuite proposé. Des indices intitulés *taille de disjonction entraînée* sont définis sur les seuils (lx_i, ly_i) et les états qualitatifs (partitions $qx_i,$

qy_i) pour l'évaluation du degré d'ambiguïté de la prédiction résultante du partitionnement effectué (fig. 5.4(b)). Par exemple, un indice lié au seuil lx_4 vaut 1 car il n'est cohérent qu'avec l'état qualitatif qy_6 tandis que l'indice sur lx_7 vaut 6 car il est cohérent avec 6 états. L'indice lié à la partition qx_3 vaut 5 ($qx_3 \rightarrow qy_2 \dots qy_6$) qui diffère des indices de ses seuils (lx_3 et lx_4) qui valent 1. Donc, une heuristique basée sur l'évaluation de cette différence d'indices est mise en œuvre en suggérant un affinement sur qx_3 et pas sur qx_7 (son indice est égal aux indices de ses seuils qui valent 6).

5.1.2.3. Les approches avec un raisonnement temporel

Dans le cadre des méthodes basées sur l'abstraction temporelle, [Hélias, 03] définit des intervalles d'incertitude sur les variables d'entrée du système à travers la simulation des doubles équations différentielles, intervalles qui conduisent à la définition de l'enveloppe $\pm \varepsilon(t)$ sur les variables d'état et de sortie. La définition des seuils par expertise permet abstraction temporelle de la trajectoire des variables et ainsi une description par d'automate temporisé. [Supavatanakul et al., 03], [Förstner & Lunze, 00] proposent un processus d'abstraction temporelle fondé sur un algorithme d'identification des relations de transition d'état d'un automate temporisé à partir des réalisations expérimentales. Dans les deux cas, les intervalles temporels s'avèrent inadéquats pour un raisonnement sur les régions inter-états. Les seuils 'crisp' induisent des ambiguïtés de décision d'état.

5.1.2.4. L'utilisation des ensembles flous et la théorie de possibilité

A partir d'une analyse générale des approches décrites, nous pouvons noter non seulement le besoin d'une connaissance partielle des comportements de défaut pour la définition des intervalles d'incertitude mais aussi la faiblesse d'un raisonnement binaire sur des changements de comportement qui se produisent graduellement. Le raisonnement binaire est basé sur la détection de dépassement des bornes supérieures et inférieures de l'intervalle. Ce contexte est mis en évidence dans [Syfert et al., 03] qui démontre le rapport entre des critères de performance de diagnostic, la nature des défauts (amplitude et échelle temporelle) et les intervalles d'évaluation.

Les ensembles flous et la théorie de possibilité sont fréquemment envisagés pour enrichir la modélisation des incertitudes, ce qui permet un raisonnement plus affiné sur les écarts marginaux par rapport à la région de comportement normal. En général, la représentation et la mise en œuvre de connaissances vagues, imprécises et/ou incertaines par la théorie des ensembles flous est connue sous le nom de raisonnement approché [Zadeh, 79]. Elle trouve ses bases formelles dans la théorie des possibilités [Dubois & Prade, 85] étendue au raisonnement temporel flou dans [Dubois & Prade, 99]. Voyons maintenant les différents aspects de modélisation de l'incertitude de ce type d'approche.

Dans [Isermann, 97], la génération des symptômes est basée sur la définition des incertitudes à travers une démarche statistique étendue aux ensembles flous. Les signaux, paramètres et résidus sont considérés comme variables stochastiques avec une distribution normale. Le seuil de décision entre le comportement normal et de défaut est donné par $\Delta S_{tol} = \varepsilon \sigma_S$, $\varepsilon \geq 2$ (figure 5.5(a)) et est défini d'après un compromis entre la détection de faibles défauts et la détection de fausses alarmes. Des distributions triangulaires floues sont ensuite proposées pour la description du comportement normal (fonction d'appartenance μ_{ref}) et de défaut (fonction d'appartenance μ_S)

avec $\Delta = k\sigma_S$, $k=2,3,\dots$ comme le montre la figure 5.5(b). Le *seuil flou* modélisé par μ_{S+} permet la mesure de l'écart observé.

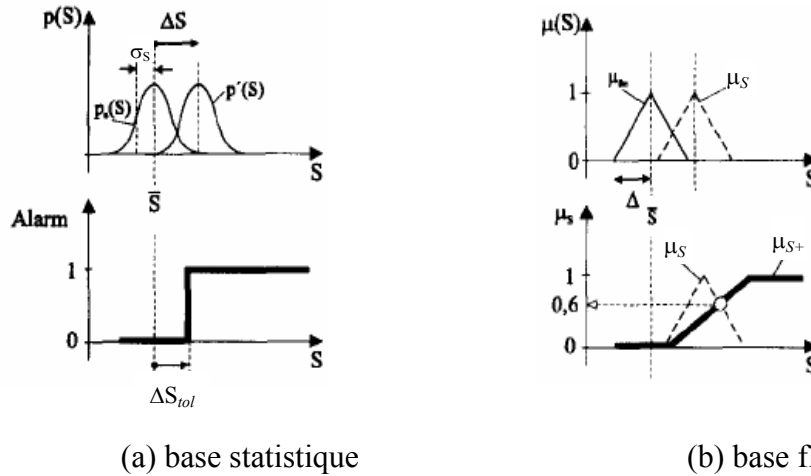
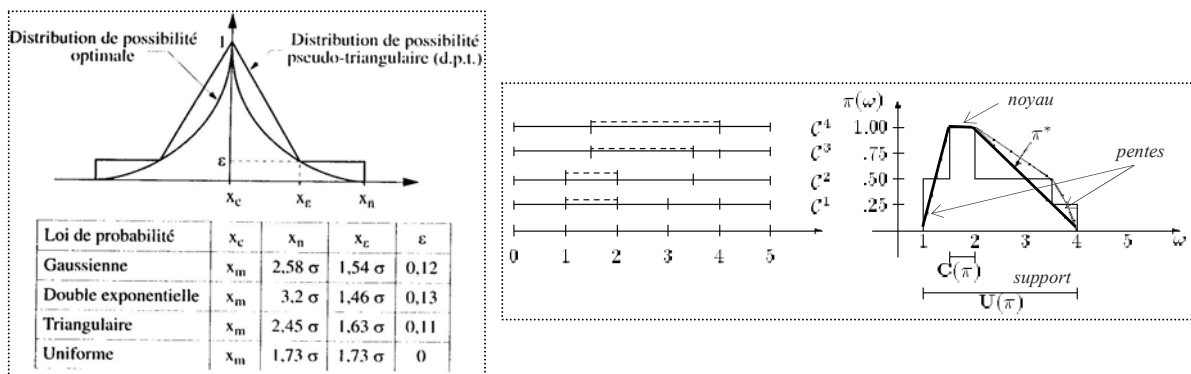


Figure 5.5 : La modélisation d'incertitude proposée par Isermann

Dans [Frank & Köppen-Seliger, 97], l'amplitude de bruit et les incertitudes de modélisation sont décrites par le *noyau* d'une distribution floue trapézoïdale tandis que les *pentés* modélisent les variances des perturbations sur le procédé et l'influence des erreurs de modélisation variables dans le temps. La fonction d'appartenance peut être définie selon les démarches suivantes : connaissance heuristique, fonctions de distribution statistique, connaissance subjective et apprentissage. L'incertitude de raisonnement sur les symptômes est également considérée dans [Chantler et al., 98] en complément de l'incertitude de modélisation et de mesure.

[Evsukoff, 98] propose un partitionnement flou sur les attributs des résidus comme le montre la figure 2.17 du chapitre 2. Le noyau est défini d'après l'*écart-type* sur la mesure (bruit) et les bornes de la deuxième partition sont définies selon les seuils de pré-alarmer et d'alarmes des systèmes classiques de surveillance (expertise). [Foulloy et al., 03] propose une équivalence possibiliste de modélisation de l'incertitude de la mesure basée sur une distribution de possibilité *pseudo-triangulaire* obtenue à partir des paramètres de probabilité (écart-type (σ) et moyenne (x_c)) (figure 5.6(a)). L'obtention d'une distribution de possibilité $\pi(\omega)$ sur la mesure fondée sur une méthode fréquentielle d'occurrence des événements (figure 5.6(b)) est également traitée par [Joslyn, 94].



(a) approche de [Foulloy et al., 03] (b) approche fréquentielle de [Joslyn, 94]

Figure 5.6 : Les distributions de possibilité d'incertitude de mesure

Dans notre proposition nous allons étendre ces concepts, basés essentiellement sur un traitement flou de l'incertitude sur l'amplitude des signaux ou des résidus, à un raisonnement temporel basé sur la notion d'événement, de date et d'intervalle flous. Pour cela, nous proposons une démarche d'abstraction temporelle et de partitionnement qui s'appuie sur le raisonnement temporel flou associée à la théorie de possibilité proposé par [Cardoso, 94], [Cardoso, 99], [Cardoso et al., 99], [Dubois & Prade, 99]. L'évaluation de cohérence temporelle entre l'observation (événement de transition d'état) incertaine et la prédiction présente une similitude conceptuelle avec la notion de résidu flou et de distance temporelle au sein des approches de signature temporelle comme nous le verrons par la suite. .

5.2. Notre problématique de l'abstraction et le partitionnement

Notre méthode d'abstraction de la dynamique continue s'inscrit dans le cadre du diagnostic à base de *modèles à événements discrets*. La vérification de cohérence entre le modèle de référence et l'observation issue du procédé est basée sur la notion d'événement où le temps est pris en compte explicitement. Pour cela nous proposons un *générateur d'événements* (GE) [Andreu et al., 98], dans lequel un partitionnement *crisp* $P_c(v_i)$ est défini, configuré de façon à générer des séquences événementielles ordonnées $\{\tau e_1, \dots, \tau e_n\}$ qui traduisent qualitativement les dynamiques observées des variables en jeu $S_e(v_i)$. Chaque franchissement d'un seuil $s_i \in P_c(v_i)$ sur la valeur de la variable observée conduit à l'émission d'un événement e_i par le GE à l'instant τe_i . L'observation directe des événements issus de capteurs discrets peut être également utilisée. La définition du partitionnement devenant, dans ce cas, un problème de placement de capteurs. La figure 5.7 illustre la méthode proposée.

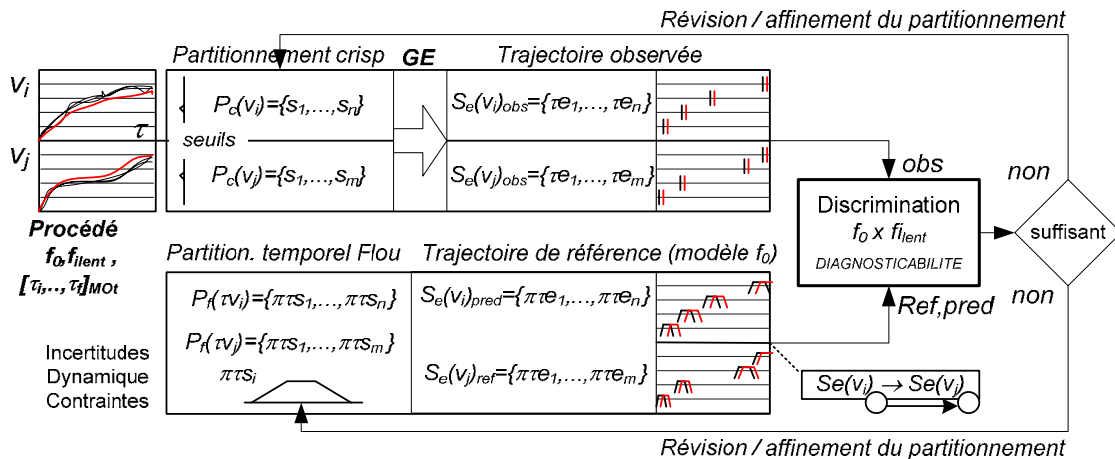


Figure 5.7 : La méthode d'abstraction et définition du partitionnement

L'objectif principal est la définition d'un partitionnement qui permette une description comportementale qualitative suffisante pour la discrimination entre le comportement normal (f_0) et de défaut (f_i). L'existence d'incertitudes non négligeables présente des difficultés pour la caractérisation et la discrimination des *défauts de comportement lents* f_{ilent} pendant les phases transitoires. Pour cela, un raisonnement temporel plus affiné et plus riche est nécessaire.

Dans un premier temps, un partitionnement temporel flou $P_f(\tau v_i)$ est défini en fonction d'une évaluation de l'information numérique sur les dynamiques incertaines observées sur chaque variable, sur un horizon $[t_i..t_h]_{ph}$. Cet horizon caractérise la période d'activation de la variable

dans le *mode opératoire de transition* (MO_t). La description des ensembles flous, qui délimitent les distributions de possibilité temporelle d'occurrence d'événement de changement d'état qualitatif $\pi\tau_{e_i}$, est basée sur les incertitudes associées à la dynamique autour du seuil concerné s_i . Les limites opérationnelles, associées aux niveaux d'écart admissibles, sont également considérées. La notion d'état qualitatif associé à une évaluation temporelle floue est ensuite formalisée par la théorie de possibilité.

Dans un deuxième temps, les relations comportementales $\mathcal{S}_e(v_i) \rightarrow \mathcal{S}_e(v_j)$ entre les variables sont établies selon une connaissance d'influence au niveau procédural considéré (*phase* ou MO_t). Ces relations sont analysées suivant la même base floue/possibiliste en permettant, notamment au niveau *phase*, une évaluation temporelle de la prédiction obtenue en fonction du partitionnement proposé. L'estimation correcte des incertitudes et une connaissance partielle de f_{lente} , modélisées par des ensembles flous, jouent un rôle important pour l'évaluation du partitionnement basé sur l'analyse de diagnosticabilité. Il doit être vérifié si le partitionnement proposé permet le suivi adéquat des dérives lentes qui se produisent et ainsi si la discrimination entre f_0 et f_{lente} est correcte.

5.2.1. Le partitionnement flou et le raisonnement possibiliste

5.2.1.1. Principe

Le processus d'abstraction présenté ici est basé sur l'analyse d'une information issue de données historiques ou de réalisations expérimentales sur un horizon $[\tau_0 \dots \tau_H]$ qui caractérise le MO_t . Considérons le MO_t de *démarrage* du procédé à deux bacs (fig. 5.1) qui consiste à amener le système à une condition de débit de sortie constant. L'information est obtenue à travers les *variables connues*¹⁹ du système $\mathbf{V}(\tau_0 \dots \tau_H)$ composées des *variables de commande* (consignes) $\mathbf{U}_C(0 \dots \tau_H)$ et des *variables d'observation* $\mathbf{Y}(\tau_0 \dots \tau_H)$. Ainsi, de façon générale $\mathbf{V}(\tau_0 \dots \tau_H) = \{\mathbf{U}, \mathbf{Y}\}$ où $\mathbf{V} = [v_1 \dots v_k]^T$, où k est le nombre de variables connues du procédé. Les *variables de commande* représentent les signaux issus des contrôleurs ou les consignes (*SP*) issues de la supervision. L'*observation* dans notre démarche est caractérisée par la mesure directe d'une grandeur issue des capteurs ou par un processus de simulation d'une grandeur difficile à mesurer²⁰. Notre démarche ne nécessite pas la description de l'espace d'état ; elle est basée sur la caractérisation des relations locales d'influence entre variables, ce qui nous amène à définir: les variables en amont $\mathbf{V}_m = [v_{m1} \dots v_{mi}]^T$ et les variables en aval $\mathbf{V}_v = [v_{v1} \dots v_{vi}]^T$ de l'influence considérée.

L'information dynamique est caractérisée par un degré d'incertitude sur les trajectoires $\mathbf{V}(\tau_0 \dots \tau_H)$ résultant de l'imprécision sur les organes d'observation et de la composante stochastique associée aux données historiques des n réalisations répertoriées du MO *démarrage*. Une étape de filtrage est envisagée pour l'atténuation des perturbations de haute fréquence issue des mesures. Dans le cas de l'information issue de la simulation des équations analytiques, l'incertitude peut être caractérisée par des intervalles affectés aux paramètres. Dans les deux cas, la trajectoire est caractérisée par une enveloppe $\pm \varepsilon(t)$ qui borne les incertitudes. Restons dans le premier cas, celui basé sur des données historiques.

En fonction de la dynamique de chaque variable, un partitionnement '*crisp*' $\mathbf{P}_c(v_i)$, est proposé

¹⁹ Dans notre approche, les *variables connues* sont considérées comme *variables clés*.

²⁰ Comme par exemple par *capteur logiciel* [Masson & Grandvalet, 01]

et les états qualitatifs sont définis. Dans un premier temps, considérons la définition d'un *partitionnement rectangulaire* qui privilégie les régions des dynamiques considérées comme importantes par l'expertise et/ou à travers des critères comme l'analyse du gradient. En général les régions de comportement stationnaire ou oscillatoire de faible amplitude sont évitées pour la définition des seuils, puisque elles amènent à une description $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{pred}}$ composé par des événements peu significatifs. Si aucun critère n'est envisagé, un *partitionnement uniforme* peut être utilisé comme cela est souvent le cas dans la littérature.

La figure 5.8 donne l'évolution temporelle de deux variables v_1 et v_2 issues des données historiques concernant une dizaine de réalisations du MO_t démarrage. Elles correspondent aux niveaux du bac A (n_a) et du bac B (n_b). Les partitionnements proposés sont $P_c(v_1)=\{0.2, 0.3, 0.4\}$ et $P_c(v_2)=\{0.075, 0.15, 0.2\}$ et conduisent aux seuils de configuration $\{s_1, s_2, s_3\}$ du GE, dans le cas général $P_c(v_i) = \{s_1, \dots, s_n\}$, où n est le nombre de seuils.

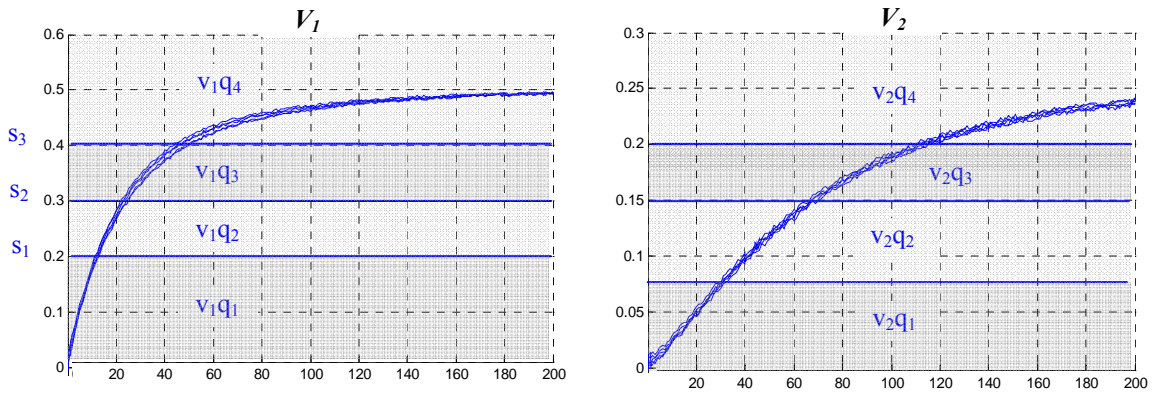


Figure 5.8 : La méthode d'abstraction et de définition du partitionnement

Du partitionnement résulte la définition de l'*état qualitatif* d'une variable, noté $v_{iQ_m} \in \mathcal{Q}_{v_i} = \{v_{iQ_1}, \dots, v_{iQ_M}\}$ où M représente le nombre de partitions associées à la variable. Chaque partition v_{iQ_i} est définie par un doublet $[s_i, s_{i+1}]$ où $s_{i+1} > s_i$, et $M=n+1$. Nous obtenons pour la variable v_1 les états qualitatifs $v_{1Q_m} \in \mathcal{Q}_{v_1} = \{v_{1Q_1}, \dots, v_{1Q_{M_1}}\}$ où $M_1 = 4$ et $n=3$ et pour la variable v_2 les états qualitatifs $v_{2Q_m} \in \mathcal{Q}_{v_2} = \{v_{2Q_1}, \dots, v_{2Q_{M_2}}\}$ où $M_2 = 4$ et $n=3$. Un événement e_i de changement d'état qualitatif faisant passer de v_{iQ_m} à $v_{iQ_{m+1}}$ est associé au franchissement de seuil s_i détecté par le GE à l'instant τ_{e_i} . Ainsi, la trajectoire observée correspond à une séquence ordonnée d'instant d'occurrence d'événements :

$$P_c(v_i) = \{s_1, \dots, s_n\} \Rightarrow \mathcal{S}_e(v_i)_{\text{obs}} = \{\tau_{e_1}, \dots, \tau_{e_n}\}$$

avec $n = 3$ dans notre exemple. A cause des incertitudes sur les trajectoires, la définition temporelle de transition d'état ne peut être précisément datée à un instant τ_{e_i} . Une fenêtre temporelle de possibilité d'occurrence d'événement définie par la distribution de possibilité $\pi\tau_{e_i}$ est donc établie (figure 5.9). Nous proposons alors la définition d'un *partitionnement temporel flou* $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}}$ qui sera associé à une estimation floue des instants d'occurrence des événements par:

$$\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}} = \{\pi\tau_{e_1}, \dots, \pi\tau_{e_n}\}$$

Détaillons maintenant les critères de définition des ensembles flous qui aboutissent aux distributions de possibilité qui modélisent la notion de date incertaine de transition d'*état qualitatif* (ou *fenêtre temporelle de transition d'état qualitatif*).

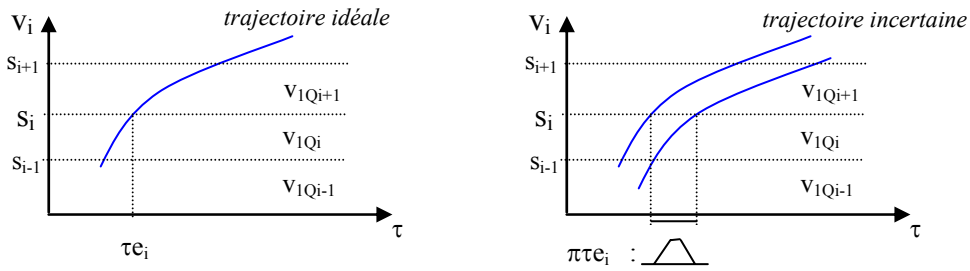


Figure 5.9 : Fenêtre temporelle de transition d'état qualitatif

5.2.1.2. La définition des dates floues

La connaissance sur une date (instant d'occurrence d'un événement) τ_{e_i} est donnée par une distribution de possibilité $\pi\tau_{e_i}$ où le référentiel est l'échelle de temps \mathbf{T} . Or, une date τ_{e_i} a une seule et unique valeur qui peut être mal-connue, ce qui conduit à la définition de *date floue*. Soit Θ l'ensemble délimitant la distribution de possibilité $\pi\tau_{e_i}$, décrit par une fonction d'appartenance trapézoïdale μ_{Θ} montré figure 5.10. Les valeurs qui appartiennent au support de $\tau \in \mathbf{T}$, $\mu_{\Theta}(\tau) > 0$, sont des candidats mutuellement exclusifs pour la valeur de τ_{e_i} . Donc, l'ensemble flou des valeurs possibles d'une date est un ensemble disjonctif [Cardoso, 94], [Dubois & Prade, 89].

$$\begin{aligned} \mu_{\Theta}(\tau_{e_i}) &= 1, c_- < \tau_{e_i} < c^+ \\ &= 0, s^+ < \tau_{e_i} < s_- \\ &= (x - s_-) / (c^+ - s_-), s_- < \tau_{e_i} < c_- \\ &= (x + s^+) / (s^+ - c^+), c^+ < \tau_{e_i} < s^+ \end{aligned}$$

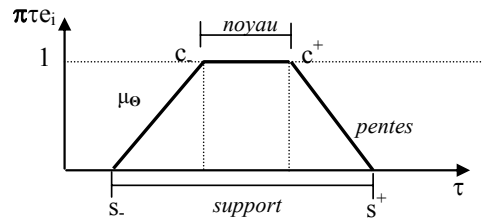
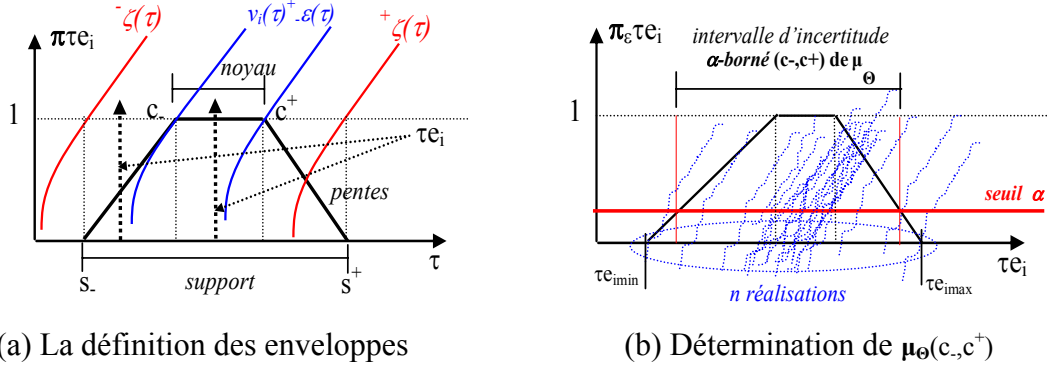


Figure 5.10 : La définition de date floue de transition d'état qualitatif

La définition des paramètres (s_-, c_-, c^+, s^+) de la fonction μ_{Θ} est fondamentale pour la *modélisation des incertitudes* et pour un *raisonnement temporel sur les écarts marginaux des trajectoires* adéquat. L'*adéquation* est au sens de l'obtention d'un modèle de référence qui soit capable de discriminer la trajectoire incertaine de comportement normal et la trajectoire qui traduit un défaut de comportement lent.

La composante stochastique associée aux données historiques des n réalisations répertoriées du MO_i démarrage amène à la détermination statistique d'une région ou intervalle d'incertitude autour du comportement normal : $v_i(\tau) \pm \varepsilon(\tau)$. Dans notre cas, nous ciblons les régions de transition d'état qualitatif (les seuils s_i) et pour cela nous associons l'enveloppe d'incertitude $\pm \varepsilon(\tau)$ au *noyau* de $\pi\tau_{e_i}$ qui conduit alors à la définition des paramètres de la fonction d'appartenance $\mu_{\Theta}(c_-, c^+)$ (fig. 5.11(a)). Toute occurrence d'un événement dans cette région implique la possibilité d'une trajectoire en fonctionnement normal égale à 1.

Plusieurs facteurs contribuent à ce comportement stochastique comme par exemple : les bruits de mesure, le degré de confiance d'une mesure, les états initiaux des variables notamment celles liées à des réactions chimiques dans des procédés batch, les non linéarités, les perturbations exogènes non modélisées (p.ex. température), les différentes conduites à chaque batch qui imposent différents délais, etc.



(a) La définition des enveloppes

 (b) Détermination de $\mu_{\theta}(c^-, c^+)$

Figure 5.11 : La modélisation des incertitudes et la définition de date floue

Dans la section 5.1.2, nous avons vu un certain nombre de méthodes pour le traitement de cette information. Nous retenons l'approche fréquentielle de Joslyn (fig. 5.6(b)) qui associe directement une distribution de possibilité aux fréquences d'occurrence d'un événement à certaines régions d'un intervalle. Dans notre cas, la distribution de possibilité $\pi_{\epsilon}\tau_{e_i}$ (fig. 5.11(b)) est obtenue en fonction de l'évaluation fréquentielle des instants d'occurrence τ_{e_i} dans l'intervalle $[\tau_{e_{i\min}}, \tau_{e_{i\max}}]$. Un seuil α est introduit sur $\pi_{\epsilon}\tau_{e_i}$ de façon à borner l'intervalle d'incertitude en éliminant les régions de faible possibilité d'occurrence de e_i . Ainsi le noyau de la fonction d'appartenance μ_{θ} associée à la date floue de transition d'état (fig. 5.11(a)) est défini avec une description plus fiable du comportement normal incertain.

Donc, pour chaque occurrence d'événement $\tau_{e_i} \in \mathcal{S}_e(v_i)_{\text{obs}}$ appartenant à l'intervalle temporel $[c^-, c^+]$ défini par le noyau de $\pi_{\epsilon}\tau_{e_i} \in \mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}}$, il résulte une évaluation de possibilité que la trajectoire observée $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{obs}}$ soit en comportement normal avec un degré de possibilité égal à 1 (fig. 5.11(a)).

Il nous reste à prendre en compte les écarts marginaux qui peuvent se produire autour du comportement normal. Dans notre approche les *pentés* de $\pi_{\epsilon}\tau_{e_i}$ représentent cette approximation, comme cela est souvent le cas dans la littérature. Elles permettent une évaluation incertaine de l'écart observé comme le souligne [Chantler et al., 98].

La détermination des pentés, intervalles $[s, c^-]$ et $[s^+, c^+]$ de $\pi_{\epsilon}\tau_{e_i}$ est donc liée à la définition des *enveloppes d'écarts marginaux* ou de *dérives lentes* $\pm \zeta(\tau)$ (fig. 5.11(a)). Dans le cas de l'abstraction des équations analytiques, $\pm \zeta(\tau)$ résulte de la propagation des intervalles affectés aux paramètres $[\theta_{\max}, \theta_{\min}]$ des relations d'influence locale, similairement à Ca~En.

Dans notre cas, face à une information issue de données historiques et à la méconnaissance des paramètres mis en jeu, nous établissons un critère basé sur la connaissance experte de la limite comportementale *d'écart* sur les variables par rapport à la région d'incertitude bornée $[c^-, c^+]$, à partir de laquelle la variable est censée signaler un comportement de défaut. Un raisonnement similaire est proposé, par exemple, dans le système de diagnostic à base de modèle qualitatif *Primacause* décrit dans [Travé-Massuyès et al., 97] à travers la définition *d'écart maximum admissible* (EMA), fixé empiriquement.

Cette connaissance va se traduire par la définition de $\pm \zeta(\tau)$ et donc des bornes $[s^-, s^+]$ qui définissent le support de $\pi_{\epsilon}\tau_{e_i}$ (fig. 5.11(a)). Pour chaque occurrence d'événement $\tau_{e_i} \in \mathcal{S}_e(v_i)_{\text{obs}}$ appartenant à l'intervalle temporel défini par les pentés $[s, c^-]$ ou $[s^+, c^+]$ de $\pi_{\epsilon}\tau_{e_i} \in \mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}}$, il résulte une évaluation de possibilité que la trajectoire observée $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{obs}}$ ne soit plus cohérente avec la trajectoire de référence $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}}$ avec un degré de possibilité inférieur à 1. Autrement dit,

il est possible que la trajectoire $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{obs}}$ s'écarte du comportement normal de référence $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}}$ décrit par les $\pi\tau_{e_i}$ (fig. 5.11(a)). Une *trajectoire de dérive lente* (TDL) est caractérisée par un $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{obs}}$ pour laquelle une évaluation de possibilité inférieure à 1 est vérifiée à chaque occurrence d'événement.

Rappelons que la définition de $\pm\zeta(\tau)$ n'est pas facile, comme le souligne [Struss, 03], puisque les limites sur la trajectoire de chaque variable doit être cohérente avec l'évaluation des trajectoires de dérive lente (TDL). La cohérence est définie selon le critère de détectabilité où un compromis entre la robustesse et la sensibilité aux TDL doit être effectué. Il est possible de définir une condition nécessaire, $\text{TDL} \subseteq \pm\zeta(\tau)$, pendant un certain nombre d'occurrences τ_{e_i} . Le nombre d'occurrences dépend du degré de discriminabilité imposé entre le comportement normal f_o et le comportement de dérive lente f_{ilent} . Comme nous le verrons plus en détail dans le dernier chapitre, la définition du partitionnement et la définition de [s.c.] et [s⁺c⁺] de $\pi\tau_{e_i}$ forment la base de la détectabilité et la discriminabilité de notre modèle.

Nous pouvons définir un *indice de discriminabilité* entre f_o et f_{ilent} en fonction d'un *indice d'observabilité* qui définit un nombre d'occurrences (observations) successifs τ_{e_i} se produisant sur les pentes $\pi\tau_{e_i} \in \mathcal{S}_e(v_i)$ dans un période donnée $[\tau_o \dots \tau_{df}]_{\text{filent}} \subset [\tau_o \dots \tau_h]_{\text{MOt}}$ qui caractérise une TDL. τ_{df} est l'instant de détection de f_{ilent} qui a dépassé la limite comportementale définie par le support de $\pi\tau_{e_i}$. Un nombre faible d'observations successives se produisant sur les pentes de $\pi\tau_{e_i}$ dans $[\tau_o \dots \tau_f]_{\text{filent}}$ peut amener à un faible indice de discriminabilité. Ainsi un affinement du partitionnement dans $[\tau_o \dots \tau_{df}]_{\text{filent}}$ est analysé, comme le montre la figure 5.12. Dans un autre cas, le défaut f_i peut caractériser une trajectoire plus dégénérative et une modélisation spécifique de $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref/fi}}$ s'impose, nous amenant au contexte de modélisation explicite de défauts et à la problématique de partitionnement de [Yan, 03b].

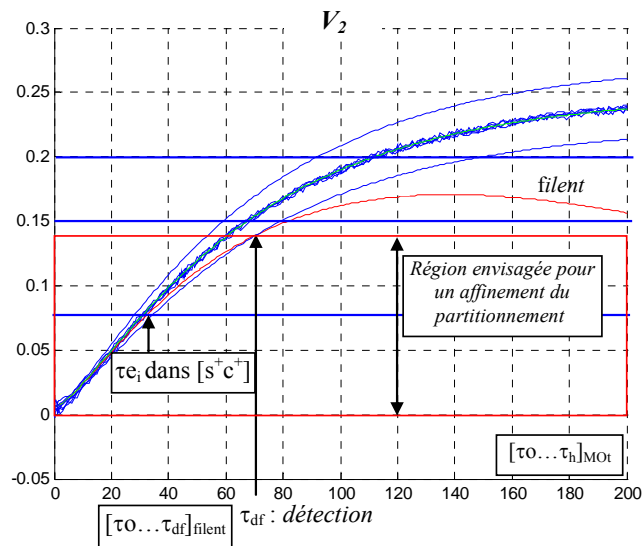


Figure 5.12 – Analyse de discriminabilité et le partitionnement

5.2.1.3. La notion d'événement

Une analyse plus détaillée de la notion d'*événement*, base de notre observation, s'impose. La détection d'un franchissement de seuil est effectuée au sein du GE qui est lié aux organes

d'observation. Le *mesurande*²¹, selon [Foulloy et al., 03] est exprimé avec un *niveau de confiance* ou une *probabilité* en raison des incertitudes de mesure. Dans son travail, il propose la modélisation des incertitudes de mesure à travers une *distribution de possibilité* basée sur une méthode d'équivalence aux différentes lois de probabilité (fig. 5.6(a)).

Dans notre cas, nous adopterons l'hypothèse que l'intervalle d'incertitude $[\tau, \tau^+]$ de mesure, lié à l'occurrence de l'événement e_i , est négligeable par rapport aux fenêtres temporelles floues de transition d'état $\pi\tau e_i$ ($[\tau, \tau^+] \ll [c, c^+]$), ce qui permet son approximation par un singleton τe_i (fig. 5.13).

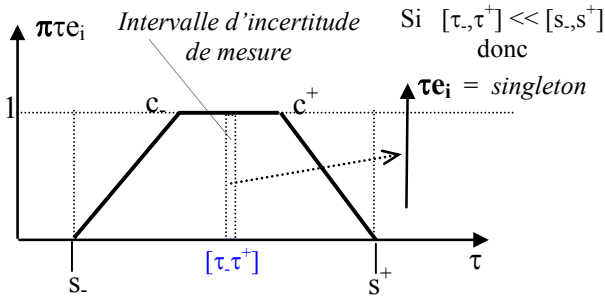


Figure 5.13 : La notion d'événement et son approximation

5.2.1.4. L'analyse temporelle de transition d'état

Maintenant intéressons nous à l'analyse temporelle résultant du partitionnement flou effectué sur la variable v_2 (niveau bac 2) comme le montre la figure 5.14.

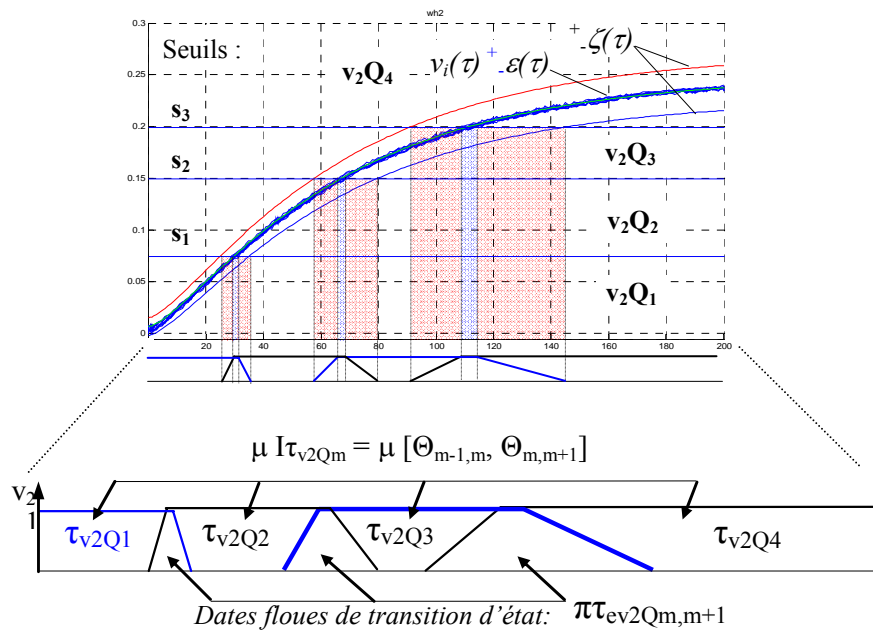


Figure 5.14 - Fenêtres temporelles floues associées à v_2

Considérons les états qualitatifs de la variable v_2 : v_{2Q_m} et $v_{2Q_{m+1}}$, la fenêtre temporelle des instants possibles de changement d'états est définie par la distribution de possibilité $\pi\tau_{ev_2Q_{m,m+1}}$

²¹ *Mesurande* : grandeur soumise au mesurage.

(la distribution $\pi\tau_{e_i}$ définie précédemment) délimitée par l'ensemble flou $\Theta_{m,m+1}$ (l'ensemble Θ définie précédemment).

Pour l'analyse effectuée dans cette section commençons par les définitions suivantes illustrées sur la figure 5.15 [Cardoso, 94]:

- L'ensemble flou $(-\infty, \Theta_{m,m+1}]$ des instants de temps qui sont possiblement avant la date $\pi\tau_{ev2Q_{m,m+1}}$ (délimité par $\Theta_{m,m+1}$), est défini par la fonction d'appartenance : $\mu_{(-\infty, \Theta_{m,m+1}]}(t) = \inf_{s \geq t} \pi\tau_{ev2Q_{m,m+1}}(s)$.
- L'ensemble flou $[\Theta_{m,m+1}, +\infty)$ des instants de temps qui sont possiblement après la date $\pi\tau_{ev2Q_{m,m+1}}$ (délimité par $\Theta_{m,m+1}$), est défini par la fonction d'appartenance : $\mu_{[\Theta_{m,m+1}, +\infty)}(t) = \inf_{s \leq t} \pi\tau_{ev2Q_{m,m+1}}(s)$.

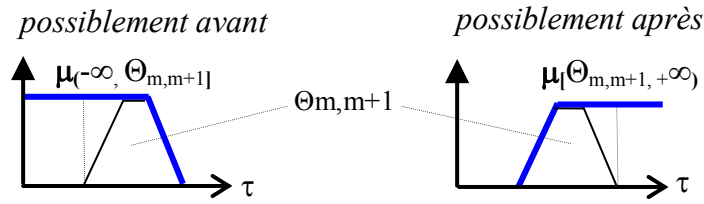


Figure 5.15 – Instants possiblement avant et possiblement après la date floue

L'ensemble conjonctif d'instant $\mathbf{I}_{v_2Q_m} = [\Theta_{m-1,m}, \Theta_{m,m+1}]$ pour lequel la variable v_2 est possiblement dans l'état qualitatif v_{2Q_m} (fig. 5.14) est défini par l'ensemble des dates *possiblement après* $\Theta_{m-1,m}$ (ensemble qui délimite la fenêtre $\pi\tau_{ev2Q_{m-1,m}}$), et l'ensemble de dates *possiblement avant* $\Theta_{m,m+1}$ (ensemble qui délimite la fenêtre $\pi\tau_{ev2Q_{m,m+1}}$) comme montre la figure 5.16.

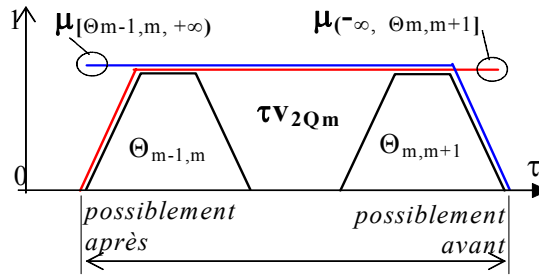


Figure 5.16 – Intervalle de v_2 dans l'état qualitatif v_{2Q_m}

Il est également possible de définir l'ensemble conjonctif d'instant $]\Theta_{m-1,m}, \Theta_{m,m+1}[$, pour lesquels la variable v_2 est nécessairement dans un état qualitatif v_{2Q_m} . Le 3-uplet $(\Theta_{m-1,m}, \Theta_{m,m+1}, \mathbf{L})$ où \mathbf{L} est la longueur d'un intervalle donnée par $\mathbf{L} = \Theta_{m-1,m} \ominus \Theta_{m,m+1}$, \ominus l'opération de soustraction étendue, décrit la localisation temporelle d'état de la variable.

L'évaluation d'écart entre l'observation τ_{e_i} et la référence $\pi\tau_{ev2Q_{m,m+1}}$ peut être mise en évidence grâce à un raisonnement sur la nécessité d'occurrence de τ_{e_i} avant ou après $\pi\tau_{ev2Q_{m,m+1}}$ comme le montre la figure 5.17. Soit $\Theta_{m,m+1}$ l'ensemble flou qui délimite $\pi\tau_{ev2Q_{m,m+1}}$. L'ensemble flou $[\Theta_{m,m+1}, +\infty)$ des instants qui sont nécessairement après $\Theta_{m,m+1}$ est défini par la fonction d'appartenance $\mu_{[\Theta_{m,m+1}, +\infty)}(t) = \inf_{s \geq t} (1 - \pi\tau_{ev2Q_{m,m+1}}(s))$. L'ensemble flou $(-\infty, \Theta_{m,m+1}[$ des instants qui sont *nécessairement* avant $\Theta_{m,m+1}$ est défini par la fonction d'appartenance $\mu_{(-\infty, \Theta_{m,m+1}[}(t) = \inf_{s \leq t} (1 - \pi\tau_{ev2Q_{m,m+1}}(s)) = 1 - \mu_{[\Theta_{m,m+1}, +\infty)}(t)$. Par exemple, les observations τ_{e_1} et τ_{e_2} sont respectivement *nécessairement* avant et après la fenêtre temporelle prévue, tandis que τ_{e_3} et

τe_4 sont respectivement *possiblement* avant et après.

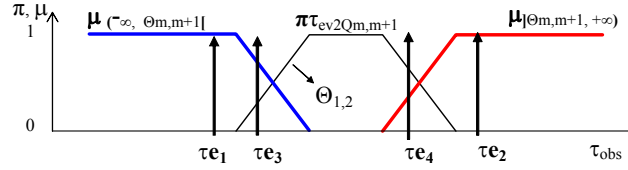


Figure 5.17 : L'évaluation de nécessité sur les incertitudes d'observation

5.2.1.5. L'interprétation possibiliste d'état qualitatif

La définition du partitionnement temporel flou conduit à un raisonnement possibiliste sur l'interprétation d'état qualitatif de la variable. Soit Φ un ensemble flou associé à l'ensemble \mathcal{Q}_{v_k} défini par une fonction d'appartenance μ_Φ qui associe à chaque état qualitatif v_{kQ_m} de \mathcal{Q}_{v_k} le degré d'appartenance $\mu_\Phi(v_{kQ_m}) \in [0,1]$. Soit π_{v_k} la *distribution de possibilité* qui délimite l'ensemble flou Φ des valeurs plus ou moins possibles de v_k . Il est alors possible d'estimer la distribution de possibilité inconnue π_{v_k} par l'ensemble flou Φ : $\forall v_{kQ_m} \in \mathcal{Q}_{v_k}$, $\pi_{v_k}(v_{kQ_m}) = \mu_\Phi(v_{kQ_m})$ [Cardoso et al., 99].

Considérons un état qualitatif v_{1Q_m} de la variable v_2 et $\pi_{v_2}(v_{2Q_m})$ et le degré de possibilité pour que la variable v_2 se trouve dans l'état qualitatif v_{2Q_m} . Les valeurs de $\pi_{v_2}(v_{2Q_m})$ sont interprétées de la façon suivante :

- $\pi_{v_2}(v_{2Q_m}) = 1$: v_{2Q_m} est un état possible de la variable v_2 ;
- $\pi_{v_2}(v_{2Q_m}) = 0$: il est certain que la variable v_2 ne se trouve pas dans l'état v_{2Q_m} ;
- $\pi_{v_2}(v_{2Q_m}) = 1$, $\pi_{v_2}(v_{2Q_{m+1}}) = 1$: il est possible que la variable v_2 se trouve dans les états v_{2Q_m} et $v_{2Q_{m+1}}$;
- Si $\pi_{v_2}(v_{2Q_m}) = 1$ et $\forall v_{2Q_{m'}} \neq v_{2Q_m}$, $v_{2Q_{m'}} \in \mathcal{Q}_{v_2}$, $\pi_{v_2}(v_{2Q_{m'}}) = 0$, nous avons la certitude que la variable v_2 se trouve dans l'état v_{2Q_m} . Dans ce cas, selon la définition de *mesure de possibilité* Π et de *nécessité* N dans [Dubois & Prade, 99] nous avons: $\Pi(\{v_{2Q_m}\}) = \max_{v_{2Q} \in \{v_{2Q_m}\}} \pi_{v_2}(v_{2Q}) = 1$ et $N(\{v_{2Q_m}\}) = 1 - \Pi(\{v_{2Q_m'}\}) = 1$.

Dans notre approche, pour chaque variable, les degrés de possibilité $\pi_{v_2}(v_{2Q_m}) \neq 0$ ne sont affectés qu'à deux états successifs, représentant l'incertitude de transition d'état qualitatif. Lors de la transition d'état qualitatif, la distribution de possibilité π_{v_2} est mise à jour : $\pi_{v_2}(v_{2Q_m})$, $\pi_{v_2}(v_{2Q_{m+1}}) \in (0,1]$ et $\pi_{v_2}(v_{2Q_{m'}}) = 0$, où $v_{2Q_{m'}} \neq v_{2Q_m}$ et $v_{2Q_m}, v_{2Q_{m+1}}, v_{2Q_{m'}} \in \mathcal{Q}_{v_2}$.

5.2.1.6. Analyse temporelle d'incertitude liée à la définition du partitionnement

Finalement pour conclure cette étape, nous soulignons la limite imposée sur la définition du partitionnement flou par l'incertitude modélisée. Un affinement du partitionnement peut impliquer la relaxation de notre hypothèse d'incertitude sur deux états successifs pendant l'intervalle de temps $\pi\tau_{ev_2Q_m,m+1}$ de la fenêtre de transition d'état. Comme le montre la figure 5.18, un affinement sur l'intervalle $[s_1, s_2]$ traduit par l'ajout d'un seuil supplémentaire entre s_1 et s_2 ($[s_1, s_{12}, s_2]$), conduit à un chevauchement temporel des transitions d'état $\pi\tau_{eviQ_{1,12}}$ et $\pi\tau_{eviQ_{12,2}}$. Autrement dit, ce partitionnement amène la description de $\mathcal{S}_e(v_i)_{ref}$ d'une condition *déterministiquement discriminable* (DD) vers une condition *localement possiblement discriminable* (PD) ($0 < \max(\mu_{[\Theta_{m-1,m}, \Theta_{m,m+1}]}) < 1$) ou *non-discriminable* (ND) ($\max(\mu_{[\Theta_{m-1,m}, \Theta_{m,m+1}]}) = 0$).

En conséquence, il est possible que la variable se trouve dans trois états successifs et non plus deux. Ceci augmente l'incertitude sur l'estimation d'état à chaque observation. Donc, en fonction

de l'enveloppe $\pm\zeta(\tau)$, il est souhaitable de définir une distance minimale entre deux seuils $[s_1, s_2]$ de façon à retenir l'hypothèse d'un $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}}$ *déterministiquement discriminable* (pas de chevauchement entre $\pi\tau_{\text{eviQ1,2}}$ et $\pi\tau_{\text{eviQ2,3}}$).

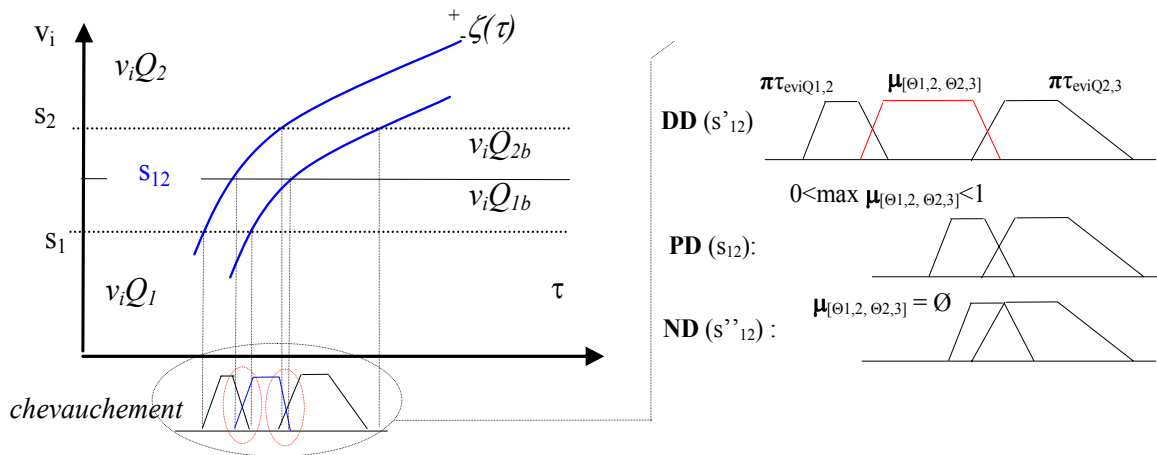


Figure 5.18 : L'affinement du partitionnement

5.2.2. Les relations de cohérence temporelle entre variables

Nous disposons maintenant de la description dynamique de toutes les variables clés de l'installation pour un MO_i donné.

Les trajectoires $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}} = \{\pi\tau_{e1}, \dots, \pi\tau_{en}\}$, obtenues indépendamment par le processus d'abstraction, nous amène au contexte des approches de *signature temporelle* décrites dans la section 3.2. Dans ces approches, notamment celle de [Supavatanakul et al., 03] (fondée sur la notion de *chroniques*) ainsi que les approches de *AQT*, les mécanismes d'inférence de diagnostic sont exclusivement dépendants de la connaissance des défauts. Nous voulons justement éviter cette dépendance et pour cela nous proposons l'adoption d'un certain nombre de concepts des approches causales, notamment celles de Evsukoff et Ca-En discutées dans la section 2.3.4 qui nous ont conduit à définir la notion de cohérence temporelle.

Nous allons donc nous intéresser à la vérification de cohérence temporelle d'évolution entre les variables. Au niveau MO_b , les relations d'influence $R_e(v_i \leftrightarrow v_k)$ ne sont pas connues ou mal connues, la vérification et évaluation de cohérence temporelle d'évolution entre ces variables est faite entre chaque paire de variables (les notions de variable amont et de variable aval n'ont pas de sens). Au sein d'une *phase*, les relations d'influence entre les variables $I_e(v_i \rightarrow v_k)$ suivent une structure d'influence connue et la vérification et évaluation de cohérence temporelle d'évolution est effectuée entre les variables de chaque influence.

Les méthodes de vérification de cohérence temporelle au sein de chaque niveau ainsi que les mécanismes d'inférence temporelle seront développés dans les chapitres suivants. Nous nous intéressons ici à une base commune de raisonnement à partir des conditions de cohérence temporelle établies à partir du processus d'abstraction.

5.2.2.1. Au niveau MO_i

La figure 5.19 donne le partitionnement temporel effectué sur les variables $v_1 (n_a)$ et $v_2 (n_b)$ du procédé à deux bacs.

Au niveau MO_t , la connaissance des influences étant pas connue (ou mal connue), la relation $R_{e(v_1 \leftrightarrow v_2)}$ est basée sur la vérification de l'état qualitatif de la variable associée v_2 (respectivement v_1) lors de l'observation de changement d'état qualitatif de la variable v_1 (respectivement v_2). La relation $R_{e(v_1 \leftrightarrow v_2)}$ est fondée sur la notion de condition de transition d'état qualitatif, similaire à la relation de transition définie dans [Supavatanakul et al., 03]. Mais, dans notre cas l'analyse est effectuée au sein de chaque relation locale et non sur l'espace d'état.

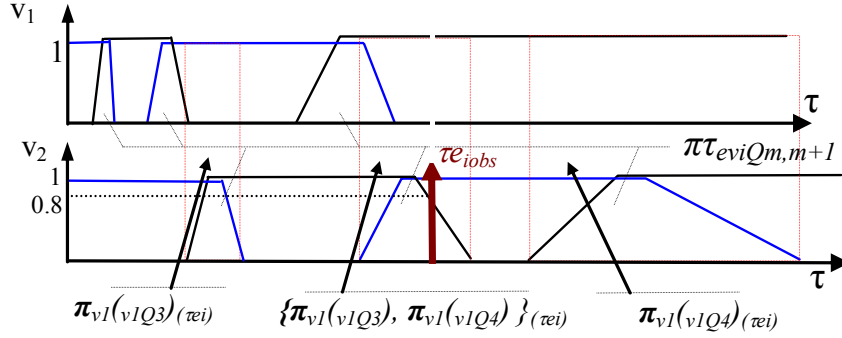


Figure 5.19 : La cohérence temporelle entre v_1 et v_2

Ceci conduit à la condition de transition d'état CT_{v_i} définie pour chaque variable de la relation $R_{e(v_1 \leftrightarrow v_2)}$:

$$CT_{v_1} = \{e_{v_1 Q_{m,m+1}}, \pi\tau_{ev_1 Q_{m,m+1}}, \{\pi_{v_2}(q)\}_{(\tau)}\}$$

- $e_{v_1 Q_{m,m+1}}$ représente l'occurrence d'un événement e_i à l'instant τ_{ei} indiquant le passage de l'état v_{1Q_m} à $v_{1Q_{m+1}}$ (changement d'état qualitatif).
- $\pi\tau_{ev_1 Q_{m,m+1}}$ représente la fenêtre temporelle floue des instants possibles de changement d'état pour la variable v_1
- $\{\pi_{v_i}(q)\}_{(\tau)}$ représente l'évaluation de possibilité pour que la variable associée v_2 se trouve à un instant τ dans les états qualitatifs $q \in Q_{v_2}$.

De la même manière, la condition de transition d'état pour la variable v_2 s'écrit:

$$CT_{v_2} = \{e_{v_2 Q_{m,m+1}}, \pi\tau_{ev_2 Q_{m,m+1}}, \{\pi_{v_1}(q)\}_{(\tau)}\}$$

De façon générale, la condition de transition d'état CT_{v_i} s'écrit:

$$CT_{v_i} = \{e_{v_i Q_{m,m+1}}, \pi\tau_{ev_i Q_{m,m+1}}, \{\pi_{v_i'}(q)\}_{(\tau)}\}$$

où CT_{v_i} est la relation de transition d'une variable $v_i \in V$ et $v_i' \neq v_i \in V_s$, $V_s \subset V$ représente l'ensemble de variables associées.

A titre d'illustration, les régions en grisé sur la figure 5.19 représentent, pour la variable v_2 , l'information portée par le composant relationnel $\{\pi_{v_1}(q)\}_{(\tau)}$ pour chaque fenêtre $\pi\tau_{ev_2 Q_{m,m+1}}$. Supposons l'observation $\tau_{ei} = 74s$ sur v_2 , nous avons $CT_{v_2} = \{e_{v_2 Q_{2,3}}, \pi\tau_{ev_2 Q_{2,3}}(74) = 0.8, \pi_{v_{m1}}(v_{m1Q4})(74) = 1\}$.

5.2.2.2. Au niveau phase

La vérification de cohérence temporelle au niveau *phase*, comme nous avons dit, est basée sur

une structure d'influence (fig. 5.20)

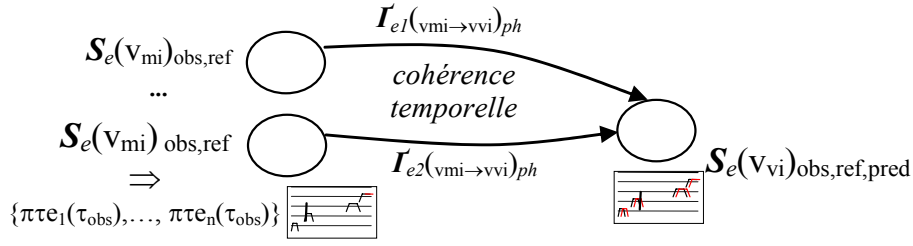


Figure 5.20 : La cohérence temporelle au sein d'une relation

Au ce niveau, la base de raisonnement est maintenue mais avec une relaxation de la vérification bidirectionnelle d'état qualitatif ($v_1 \leftrightarrow v_2$). En effet, nous avons la connaissance précise du lien d'influence $I_e(v_1 \rightarrow v_2)$. Lors du changement d'état qualitatif de la variable en aval v_{vi} , les états qualitatifs des variables en amont $\{v_{mi}\}$ sont pris en compte à travers la vérification de leurs dynamiques représentées par les informations temporelles d'état qualitatif.

La condition de transition d'état CTv_{vi} qui décrit la relation comportementale de l'influence $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$ est définie par:

$$CTv_{vi} = \{e_{v_{vi}Q_{m,m+1}}, \pi\tau_{ev_{vi}Q_{m,m+1}}, \{\pi_{v_{mi}}(q)\}_{(\tau_{ei})}\}$$

- $e_{v_{vi}Q_{m,m+1}}$ représente l'occurrence d'un événement e_i à l'instant τ_{ei} sur la variable en aval indiquant le passage de l'état $v_{vi}Q_m$ à $v_{vi}Q_{m+1}$ (changement d'état qualitatif).
- $\pi\tau_{ev_{vi}Q_{m,m+1}}$ représente la fenêtre temporelle floue des instants possibles de changement d'état pour la variable v_{vi}
- $\{\pi_{v_{mi}}(q)\}_{(\tau_{ei})}$ représente l'évaluation de possibilité pour que les variables en amont $\{v_{mi}\}$ (en grisé sur la fig. 5.19) se trouvent à cet instant τ_{ei} dans les états qualitatifs $q \in Q_{v_{mi}}$.

Les premiers composants de CTv_{vi} modélisent l'information de la dynamique propre à la variable v_{vi} tandis que le composant relationnel $\{\pi_{v_{mi}}(q)\}_{(\tau_{ei})}$ modélise *maintenant* l'influence connue de la dynamique des variables $\{v_{mi}\}$ sur v_{vi} à travers l'information temporelle d'état qualitatif. *Nous verrons dans le chapitre 7 que le composant relationnel $\{\pi_{v_{mi}}(q)\}_{(\tau_{ei})}$ permettra une interprétation temporelle explicite de la dynamique propagée sur $\pi\tau_{ev_{vi}Q_{m,m+1}}$ à travers un mécanisme de recalage temporel pour le rétablissement de cohérence temporelle sur l'influence.*

Dans notre exemple d'influence $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$, la condition de transition d'état CTv_{v2} s'écrit:

$$CTv_{v2} = \{e_{v_{v2}Q_{m,m+1}}, \pi\tau_{ev_{v2}Q_{m,m+1}}(\tau_{ei}), \{\pi_{v_{m1}}(q)\}_{(\tau_{ei})}\}$$

5.2.2.3. Analyse d'ambiguïté d'état sur $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$ au sein d'une phase

En nous inspirant du travail de [Struss, 03], analysons maintenant le degré d'ambiguïté de l'influence résultant de l'abstraction temporelle (partitionnement) développé. Cette analyse est intrinsèquement liée au niveau *phase* dans lequel un raisonnement plus affiné sur les dynamiques et les relations d'influence est possible.

Tout d'abord, le critère de discrimination temporel sur le partitionnement des trajectoires individuelles doit assumer une condition de *déterministiquement discriminable* (pas de chevauchement entre les fenêtres temporelles de transition d'état). D'après les consignes de

Struss, il est cherché un partitionnement qui amène à une relation de comportement sous incertitude avec le plus petit degré d'ambiguïté possible. C'est-à-dire que dans le cas idéal chaque état qualitatif de v_{vi} ($v_{viQ_m} \in \mathcal{Q}_{v_{vi}}$) correspond à seul état qualitatif de v_{mi} ($v_{miQ_m} \in \mathcal{Q}_{v_{mi}}$). Reprenons la description temporelle associée à notre relation d'influence $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$ représentée sur la figure 5.21.

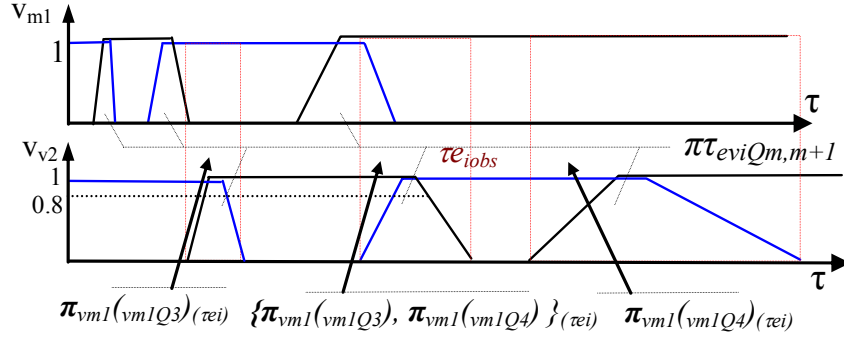


Figure 5.21 : La description temporelle associée à l'influence $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$

Nous pouvons noter que pendant deux occurrences $\tau_{ev_{m1}Q_{1,2}}$ et $\tau_{ev_{m1}Q_{2,3}}$, nous avons $\pi_{v_{v2}Q_1} = 1$. Pour lever l'ambiguïté, il est alors envisagé l'affinement de la partition $v_{v2}Q_1$ à travers l'ajout d'un seuil s_{01} . De même pour $v_{m1}Q_4$ un nouveau seuil s_{30} est ajouté.

La figure 5.22 donne le nouveau partitionnement où l'ambiguïté a été réduite par l'ajout de nouveaux seuils : $\forall v_{v2Q_m} \in \mathcal{Q}_{v_{v2}}$ satisfaisant la condition $\pi \tau_{v_{v2}Q_m} = 1$ et $\pi \tau_{v_{v2}Q_{m-1}} = 0$, $\pi \tau_{v_{v2}Q_{m+1}} = 0$ il existe un seul $v_{m1}Q_m \in \mathcal{Q}_{v_{m1}}$ satisfaisant la condition $\pi \tau_{v_{m1}Q_m} = 1$ et $\pi \tau_{v_{m1}Q_{m-1}} = 0$, $\pi \tau_{v_{m1}Q_{m+1}} = 0$ (régions en grisé). Les régions en grisé correspondent aux intervalles temporels pour lesquels il n'y a pas d'ambiguïté sur l'état qualitatif de la variable amont ($\pi \tau_{v_{m1}Q_m} = 1$), il est certain que la variable amont v_{m1} se trouve dans l'état $v_{m1}Q_m$.

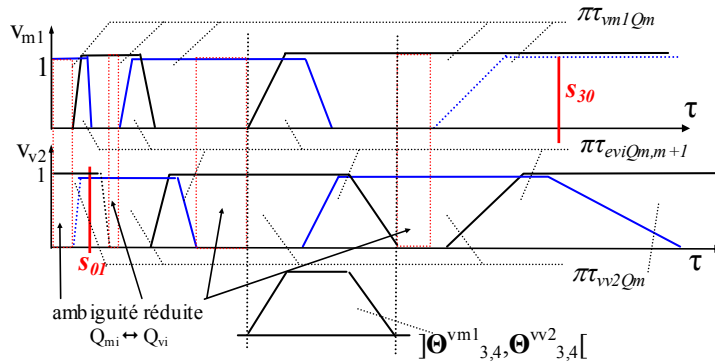


Figure 5.22 : Le partitionnement levant l'ambiguïté de prédiction sur l'influence

Les intervalles entre les régions en grisé représentent l'intervalle temporel d'incertitude sur l'état de la variable amont (il est possible que la variable amont v_{m1} se trouve dans l'état $v_{m1}Q_m$ ou $v_{m1}Q_{m+1}$). Cette intervalle correspond à l'ensemble conjonctif d'instant $] \Theta^{v_{m1}}_{m,m+1}, \Theta^{v_{v2}}_{m,m+1} [$, où $\Theta^{v_{m1}}$, $\Theta^{v_{v2}}$ délimitent respectivement les distributions $\pi \tau_{ev_{m1}Q_{m,m+1}}$ et $\pi \tau_{ev_{v2}Q_{m,m+1}}$.

Pour l'insertion d'un nouveau seuil, il faut respecter la condition temporelle DD (pas de chevauchement temporel (fig. 5.18) sur la variable soumise à l'affinement du partitionnement). Donc, pour des variables ayant des dynamiques différentes (*variables non discriminantes* d'après [Dressler & Struss, 03], [Yan et al., 04]) la réduction de l'ambiguïté n'est pas toujours possible

en fonction des incertitudes considérées qui peuvent conduire à des conditions PD et ND (fig. 5.18) sur la variable de dynamique plus élevée.

5.3. Conclusions

Dans ce chapitre nous avons développé notre problématique d’abstraction temporelle des trajectoires continues des variables *connues* du procédé.

En s’appuyant sur des connaissances diverses (simulation des équations analytiques ou données historiques) un partitionnement temporel flou est défini sur la trajectoire de chaque variable. Il en résulte la définition de dates floues d’occurrence d’événements de transition d’état constituant la base de description de référence $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}} = \{\pi\tau_{e_1}, \dots, \pi\tau_{e_n}\}$. La base d’observation est l’événement de transition d’état détecté soit par l’intermédiaire d’un générateur d’événements (GE) qui détecte le dépassement d’un seuil sur la valeur d’une variable continue ou soit directement à partir d’un capteur tout ou rien. La séquence ordonnée d’événements constituera la trajectoire d’observation $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{obs}} = \{\tau_{e_1}, \dots, \tau_{e_n}\}$ qui sera confronté à la trajectoire de référence $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}}$ pour l’évaluation de la cohérence d’évolution temporelle.

Nous avons montré que la définition des régions d’incertitude et d’écart maximal admissible doit être cohérente avec une connaissance des comportements de dérive lente qui peuvent se produire sur le procédé. Cette définition conduit aux paramètres flous qui délimitent les fenêtres temporelles de transition d’état $\pi\tau_{\text{eviQm,m+1}}$. L’objectif central comprend la définition et l’évaluation d’un partitionnement flou qui conduit à la description d’une trajectoire événementielle incertaine $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}} = \{\pi\tau_{e_1}, \dots, \pi\tau_{e_n}\}$ suffisante pour l’évaluation des dérives lentes et pour une discrimination correcte entre le comportement normal f_o et de défaut f_{ilent} .

Au niveau haut de la Surveillance, des contraintes pour l’affinement du partitionnement ont été définies en s’appuyant sur la définition d’une condition temporelle d’estimation *déterministiquement discriminable* (pas de chevauchement temporel entre les fenêtres de transition d’état). Une vérification du degré d’ambiguïté comportemental résultant d’une relation d’influence entre variables a été également formulée en fournissant des conclusions pour un éventuel ajustement du partitionnement.

Dans ce chapitre, l’effort majeur de développement du processus de partitionnement flou a porté sur le niveau *phase*, dans lequel une connaissance plus précise des relations continues est possible. La vérification de cohérence temporelle est effectuée sur les variables qui présentent une relation d’influence $\mathcal{I}_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$, permettant la détection et l’établissement des hypothèses pour la localisation et l’identification du défaut.

Au niveau supérieur (MO_i), la définition du partitionnement est soumise à des conditions moins restrictives. L’abstraction doit permettre cependant la détection des incohérences temporelles marginales d’évolution dues aux erreurs de pilotage ainsi qu’un diagnostic déductif sur les causes de l’écart marginal. A ce niveau, les relations d’influence $\mathcal{R}_e(v_i \leftrightarrow v_k)$ ne sont pas connues ou mal connues, et la vérification et évaluation de cohérence temporelle d’évolution entre les variables est faite entre chaque paire de variables.

La base de description événementielle temporelle floue présentée dans ce chapitre formera la base de raisonnement des modèles RdPTF proposés au niveau *phase* et MO_i dans les chapitres suivants, dans le cadre de la surveillance et diagnostic à base de modèles.

CHAPITRE 6

Le modèle RdPTF pour la surveillance au niveau MO_t

Dans la première partie de ce mémoire, nous avons développé notre problématique de surveillance et de diagnostic, située à deux niveaux procéduraux différents : le niveau MO_t et le niveau *phase*. Au niveau plus haut, MO_t , nous avons une vision plus agrégée de l'opération où les relations d'influence entre les variables continues sont faiblement connues ou non connues, contrairement au niveau *phase* qui possède une connaissance plus précise de ces relations.

Nous avons dans le chapitre précédent développé une démarche de partitionnement temporel flou des dynamiques continues incertaines dans un scénario caractérisé par une trajectoire de dérive lente qui se manifeste pendant les phases transitoires du procédé. Cette démarche a abouti à une description qualitative des trajectoires individuelles incertaines $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}} = \{\pi\tau_{e_1}, \dots, \pi\tau_{e_n}\}$ ainsi qu'à des relations de cohérence temporelle décrites aux deux niveaux procéduraux. Au niveau MO_t , la déviation par rapport au comportement normal peut être produite par une mauvaise conduite du procédé par l'opérateur ou par une anomalie sur un composant physique qui dégénère lentement.

Dans ce chapitre nous proposons une méthode de surveillance et de diagnostic à ce niveau, où la vérification d'incohérence temporelle d'évolution est fondée sur la détection des trajectoires divergentes sur les variables et sur un diagnostic basé sur une connaissance experte (déductive) de défaut.

Pour faire face aux besoins établis par la problématique de modélisation liée à notre problématique de surveillance et de diagnostic, nous proposons un modèle réseau de Petri temporel flou (RdPTF) inspiré notamment par les travaux de [Cardoso] préalablement discutés dans la section 3.4. En effet, ce modèle présente les capacités suivantes: i) pouvoir de représentation de toute la description développée dans le chapitre précédent, ii) support de simulation dans le cadre du diagnostic à base de modèle à travers la mise en place de mécanismes de support au suivi, à la détection et au diagnostic, iii) cohérence avec une approche hiérarchique basée RdP.

Dans cette description, la distinction entre *modèle de référence* et *modèle de suivi* sera mise en évidence à travers un mécanisme de *vérification de cohérence temporelle locale* entre la trajectoire observée $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{obs}}$ et la trajectoire de référence $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}}$ issue du processus d'abstraction temporelle.

La première section est consacrée à la description formelle de notre modèle RdPTF avec un effort d'association de ses éléments aux informations modélisées dans le chapitre précédent. Le principe de base de représentation et d'évolution du marquage est ensuite présenté. Dans la section 6.2, l'évolution du RdPTF est analysée sur les modèles de *suivi*, *référence* et *estimation* de façon à développer les mécanismes de vérification et de rétablissement de cohérence temporelle d'évolution sur une variable. Dans la section 6.3, la vérification de cohérence temporelle est étendue au sein d'une relation entre variables, complétant la démarche de surveillance et diagnostic au niveau MO_t . Deux scénarios d'anomalies sont présentés: mauvaise conduite du procédé par l'opérateur et défaut sur un composant. La dernière section est consacrée à des considérations complémentaires.

6.1. Le modèle RdPTF

La base de représentation d'une dynamique symbolique issue du processus d'abstraction, à partir d'un RdPTF, consiste à associer aux états qualitatifs de la variable des *places* et aux conditions de transition d'état des *transitions*. Le grand nombre d'informations devant être prise en compte ne permet pas l'utilisation d'un réseau de Petri ordinaire. Nous nous sommes donc orientés vers les *RdP à objets*.

Les notions de *classe* et d'*objet* sont définies en fonction de la nature des variables (commande, mesurées/observées) et du modèle considéré (référence, suivi). Les informations nécessaires pour le raisonnement temporel et utiles pour le diagnostic sont définies en tant qu'*attributs* des *objets* et portées par les jetons, et mises à jour dynamiquement (à chaque pas de simulation et à chaque observation de transition d'état). Dans le cadre de la supervision des procédés complexes, [sriniva,venka,98] propose une structure similaire en utilisant un RdP de haut niveau. Il y définit des attributs (*température*, *pression*, *concentration*) qui sont affectés au *jeton d'entité chimique*.

La discussion développée dans la section 5.2.2 nous conduit à la définition d'un modèle RdPTF associé à chaque relation $R_e(v_i \leftrightarrow v_k)$ qui décrit partiellement la dynamique d'évolution dans le MO_t . Le nombre de relations considérées est défini de façon à obtenir un raisonnement minimal pour la résolution d'une hypothèse d'anomalie due au système de pilotage ou à un défaut sur un composant.

Le modèle RdPTF (fig. 6.1) est composé de trois parties intrinsèquement intégrées qui modélisent la dynamique locale d'une variable (v_i, v_k) : le *modèle de référence*, le *modèle de suivi* et le *modèle d'estimation locale* liées à v_i, v_k , et d'une partie qui modélise la cohérence temporelle d'évolution de la relation $R_e(v_i \leftrightarrow v_k)$, le *modèle de cohérence*. Le *modèle de référence* est défini à partir des informations issues du processus d'abstraction temporelle de la variable en comportement normal dans un MO_t . Il représente la trajectoire de référence $S_e(v_i)_{ref} = \{\pi\tau_1, \dots, \pi\tau_n\}$. Le *modèle de suivi* représente la trajectoire observée $S_e(v_i)_{obs} = \{\tau_1, \dots, \tau_n\}$ et le *modèle d'estimation locale* représente la trajectoire estimée $S_e(v_i)_{est} = \{\pi'\tau_1, \dots, \pi'\tau_n\}$ résultante de la mise à jour du modèle de référence à chaque observation τ_i à travers un mécanisme de *recalage temporel*. Le *modèle de cohérence* est dédié à la vérification de cohérence temporelle d'évolution entre les variables liées par $R_e(v_i \leftrightarrow v_k)$.

Passons maintenant à la définition du modèle RdPTF en soulignant qu'une partie de ses éléments seront présentés plus en détail au fur et à mesure que nous avancerons dans ce chapitre. Suite à cette définition formelle nous présentons d'abord le principe de base de représentation et

d'évolution du RdPTF puis un exemple de représentation complète.

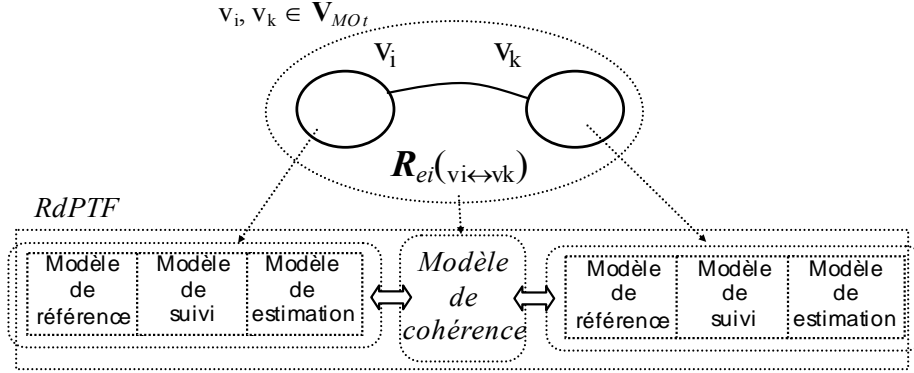


Figure 6.1 : Structure du modèle RdPTF au niveau MO_t .

6.1.1. Définition

Le réseau de Petri temporel flou utilisé dans notre approche, au niveau MO_t , est défini comme le 2-uplet :

$$RdPTF_R = \langle RdP_O, CT_R \rangle$$

où RdP_O est un réseau de Petri à objets et CT_R notre condition de transition d'état définie dans le chapitre précédemment (CT_{v_i}). Chaque $RdPTF_R$ correspond à une variable v associée à la relation $R_{e(v_i \leftrightarrow v_k)}$.

RdP_O est défini comme le 8-uplet :

$$RdP_O = \langle C_o, O, P, T, V, Pre, Post, M_0 \rangle$$

où :

C_o : un ensemble fini de *classes d'objets* avec pour chaque classe un ensemble d'*attributs*. L'ensemble de *variables* V , est organisé en classes $\{U_C, V_R\}$ avec $u_{ci} \in U_C$, les entrées de commande du sous-système délimité par le MO_t qui ne sont pas soumises à une influence amont, V_R l'ensemble des variables $v_i, v_k \in V_R$ impliquées dans la relation $R_{e(v_i \leftrightarrow v_k)}$. Une classe P_S liée au mécanisme de vérification de cohérence temporelle entre variables est aussi définie.

O : un ensemble d'instance d'*objets* liés aux différents modèles : l'objet $\langle u_c^* \rangle$ instantiation de la classe U_C , jeton du modèle de référence ; les objets $\langle v_R^* \rangle, \langle v_R^- \rangle, \langle v_R^{**} \rangle$ instantiations de la classe V_R , respectivement jetons des modèles de référence, suivi et estimation ; les objets $\langle v_{Rps}^- \rangle, \langle v_{Rps}^{**} \rangle$ instantiation de la classe P_S , jetons du modèle de référence pour le suivi et l'estimation. $O = D(U_C) \cup D(V_R) \cup D(P_S)$.

Domaine de classes : $D(U_C) = \{u_c^*\}$, $D(V_R) = \{v_R^*, v_R^-, v_R^{**}\}$, $D(P_S) = \{v_{Rps}^{**}, v_{Rps}^-\}$. Les signes représentent donc : * *référence*, ** *estimation*, $^-$ *observation*.

Attributs des classes : les informations utiles pour la détection et le diagnostic affectées aux objets (jetons) : $Attr_{(v^*R)} = \{\tau q_m\}$, $Attr_{(v^{**}R)} = \{\tau q_m\}$, $Attr_{(v^-R)} = \{.de_{ref}, .de_{est}, .alm\}$, $Attr_{(v^-ps)} = \{.v_{kQm}\}$, $Attr_{(v^{**}ps)} = \{.p_{v_{kQm}}, \Pi(\{v_{kQm}\})\}$. Les attributs sont mis à jour lors de l'occurrence d'un événement ou à chaque pas de simulation (*top d'horloge*) du système. Ils représentent :

$\langle \cdot \tau_{q_m} \rangle$: l'intervalle de temps dans un état qualitatif q_m .

$\langle \cdot de_{ref} \rangle$: le degré d'écart entre l'observation et la référence.

$\langle \cdot de_{est} \rangle$: le degré d'écart entre l'observation et l'estimation à l'instant d'occurrence de l'événement τ_i .

$\langle \cdot alm \rangle$: un identificateur d'incohérence d'évolution locale (sur v_i, v_k) ou d'incohérence sur la relation $R_e(v_i \leftrightarrow v_k)$ concernant les dynamiques observée et estimée (*normal, type I, type II, détection*). Nous détaillerons ce point par la suite.

$\langle \cdot v_{kQ_m} \rangle$: l'information binaire que la variable v_k se trouve dans l'état qualitatif v_{kQ_m} .

$\langle \cdot \pi v_{kQ_m} \rangle$: le degré de possibilité que la variable v_k se trouve dans l'état qualitatif v_{kQ_m} .

$\langle \cdot \Pi(\{v_{kQ_m}\}) \rangle$: la mesure de possibilité que la variable v_k se trouve dans les états qualitatifs $\{v_{kQ_m}\}$ (section 5.2.1.5).

P : un ensemble fini de *places*. Chaque place représente un *état qualitatif* $v_{Q_m} \in \mathcal{Q}_v$ de la variable v .

M_0 : le marquage initial qui associe à chaque place une somme formelle de *n-uplets* d'instances d'objets.

T : un ensemble fini de *transitions*. Chaque transition est associée à un élément de CT_R .

Pre : un multi ensemble sur $P \times T$ (fonction d'incidence arrière).

$Post$: un multi ensemble sur $T \times P$ (fonction d'incidence avant).

CT_R est redéfinie ici comme un 3-uplet :

$$CT_R = \langle Cnd_v, Ev_v, Ev_{vas} \rangle$$

où :

Cnd_v : condition binaire locale associée aux transitions concernant les objets $\langle v^*_R \rangle$ liés au modèle de suivi et à l'observation. Représente la condition d'occurrence d'un événement $e_{viQ_m, m+1}$ (instant d'observation τ_i) indiquant le passage de l'état v_{iQ_m} à v_{iQ_m+1} .

Ev_v :

- Confrontation entre la fenêtre temporelle de transition d'état de *référence* $\pi^* \tau_{eviQ_m, m+1}$, la fenêtre d'*estimation* $\pi^{**} \tau_{eviQ_m, m+1}$ et l'*observation* $\tau_{eviQ_m, m+1}$ à travers l'évaluation locale $\pi^* \tau_{eviQ_m, m+1}(\tau_{eviQ_m, m+1})$ et $\pi^{**} \tau_{eviQ_m, m+1}(\tau_{eviQ_m, m+1})$ qui permet la modification des attributs spécifiques des objets ainsi que la mise à jour, à chaque observation, des fenêtres temporelles floues associés aux transitions concernant l'objet $\langle v^*_R \rangle$ lié au modèle d'estimation.
- Evaluation locale de $\pi^* \tau_{eviQ_m, m+1}(\tau)$ et $\pi^{**} \tau_{eviQ_m, m+1}(\tau)$ qui permet la mise à jour du marquage flou associé à l'objet $\langle v^*_R \rangle$ lié au modèle de référence et à l'objet $\langle v^*_R \rangle$ lié au modèle d'estimation, à chaque pas de simulation ($\tau = \tau_{sim}$).

Ev_{vas} :

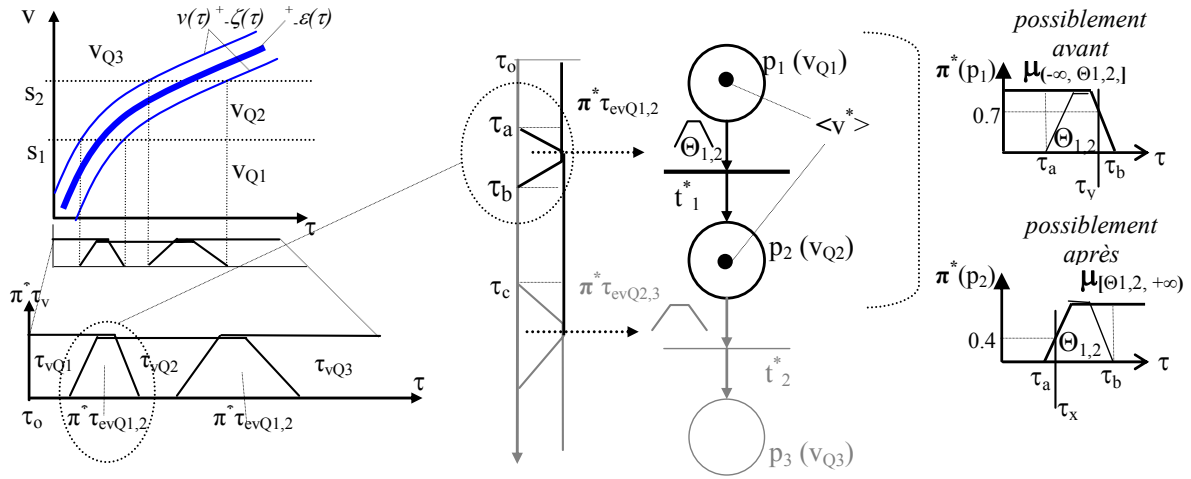
- Evaluation de la condition d'état de la variable associée *observée* $\{v_k(q)\}_{(\tau_i)}$ à l'instant $\tau_{eviQ_m, m+1}$ de changement d'état sur v_i . Associée aux transitions concernant l'objet $\langle v^*_R \rangle$.

- Evaluation de la condition d'état de la variable associée *estimée* $\{\pi_{vk}^*(q)\}_{(\tau)}$ à un instant $\tau = \tau_{sim} \in \pi^* \tau_{eviQ_{m,m+1}}$. Associée aux transitions concernant l'objet $\langle v^* \rangle_R$.

6.1.2. Principe de base de représentation et d'évolution du RdPTF

Avant de décrire la structure complète du RdPTF_R définie précédemment, nous présentons le principe de représentation et le mécanisme d'évolution du marquage sur un modèle RdPTF simple.

Pour cela, considérons le RdPTF de référence (fig. 6.2(b)) associé à la description temporelle issue du partitionnement flou effectué sur la trajectoire continue de la variable v (fig. 6.2(a)). Chaque *place* est associée à un état qualitatif $v_{Qm} \in \mathcal{Q}_v$ de v . Les *transitions* sont associées aux transitions d'état. Les distributions de possibilité de transition d'état $\pi^* \tau_{evQ_{m,m+1}}$ leur sont associées.



(a) Le partitionnement flou

(b) Le RdPTF

(c) L'évolution du marquage

Figure 6.2 : Le principe de base de représentation et d'évolution du modèle RdPTF

Pour l'analyse de l'évolution du marquage, considérons la transition t_1^* . A cette transition est associé l'élément E_{v^*} de la condition de transition CT_R qui implique l'évaluation de $\pi^* \tau_{evQ_{1,2}}(\tau)$ à chaque pas de simulation ($\tau = \tau_{sim}$). Le franchissement de la transition n'est pas instantané mais conduit à un déplacement continu du jeton de la place p_1 vers la place p_2 selon l'évaluation des fonctions de possibilité *avant* ($\mu_{(-\infty, \Theta_{1,2}]}(\tau) = \inf_{s \geq \tau} \pi^* \tau_{evQ_{1,2}}(s)$) et *possiblement après* ($\mu_{[\Theta_{1,2}, +\infty)}(\tau) = \inf_{s \leq \tau} \pi^* \tau_{evQ_{1,2}}(s)$) associées à la distribution $\pi^* \tau_{evQ_{1,2}}$ (fig. 6.2(c))

Pendant l'intervalle $[\tau_0, \tau_a]$ (fig. 6.2(b),(c)), l'évaluation de $\mu_{(-\infty, \Theta_{1,2}]}(\tau)$ conduit à un degré de possibilité sur le marquage de la place p_1 , $\pi_{\langle v^* \rangle}(\{p_1\}) = 1$, et l'évaluation de $\mu_{[\Theta_{1,2}, +\infty)}(\tau)$ conduit à un degré de possibilité sur le marquage de la place p_2 , $\pi_{\langle v^* \rangle}(\{p_2\}) = 0$. Le jeton $\langle v^* \rangle$ se trouve uniquement dans la place p_1 conduisant à un marquage précis $M_0 = [\langle v^* \rangle, 0, 0]$. Dans ce cas, il est certain que la variable se trouve dans l'état qualitatif v_{Q1} , puisque $\pi_{\langle v^* \rangle}(p_2) = 0$ et ainsi $\Pi_{\langle v^* \rangle}(\{p_1\}) = 1$, $N_{\langle v^* \rangle}(\{p_1\}) = 1$.

A partir de l'instant τ_a , l'évaluation de $\mu_{[\Theta_{1,2}, +\infty)}(\tau)$ conduit à un marquage de la place p_2 $\pi_{\langle v^* \rangle}(\{p_2\}) > 0$. Nous entrons dans la région temporelle de transition d'état qualitatif. Le franchissement de la transition est en cours. L'évaluation de $\mu_{(-\infty, \Theta_{1,2}]}(\tau)$ maintient le marquage

sur la place p_1 , $\pi_{\langle v^* \rangle}(\{p_1\}) > 0$. Un marquage flou $\mathcal{M} = [\langle v^* \rangle, \langle v^* \rangle, 0]$ et alors défini. A l'instant τ_x , par exemple, nous avons un degré de possibilité sur le marquage de la place p_2 $\pi_{\langle v^* \rangle}(\{p_2\}) = 0.4$ et sur le marquage de p_1 $\pi_{\langle v^* \rangle}(\{p_1\}) = 1$. A l'instant τ_y le degré de possibilité sur le marquage de la place p_1 vaut $\pi_{\langle v^* \rangle}(\{p_1\}) = 0.7$, tandis que le marquage de la place p_2 vaut $\pi_{\langle v^* \rangle}(\{p_2\}) = 1$.

A partir de l'instant τ_b , l'évaluation de $\mu_{(-\infty, \Theta_{1,2})}(\tau)$ conduit à $\pi_{\langle v^* \rangle}(\{p_1\}) = 0$ indiquant un marquage précis sur la place p_2 , $\mathcal{M} = [\langle v^* \rangle, 0, 0]$. La transition a été totalement franchie. Il est maintenant certain que la variable se trouve dans l'état qualitatif v_{Q2} et plus dans l'état v_{Q1} , puisque $\pi_{\langle v^* \rangle}(p_1), \pi_{\langle v^* \rangle}(p_3) = 0$ et ainsi $\Pi_{\langle v^* \rangle}(\{p_2\}) = 1, N_{\langle v^* \rangle}(\{p_2\}) = 1$. Cette condition persiste jusqu'à l'instant τ_c , à partir duquel le mécanisme d'évolution décrit se répète.

6.1.3. Exemple de représentation par RdPTF_R

La figure 6.3 donne la représentation de RdPTF_R de la variable v_2 associée à la relation $Re(v_1 \leftrightarrow v_2)$ correspondant au niveau du bac 2 (n_b) de l'exemple présenté dans le chapitre précédent, section 5.2.2. Pour des raisons de simplicité et de clarté considérons ici le même partitionnement flou de la trajectoire que celui indiqué sur la figure 6.4 qui a abouti à la description de référence $S_e(v_2)_{ref} = \{\pi\tau\epsilon_1, \dots, \pi\tau\epsilon_n\}$.

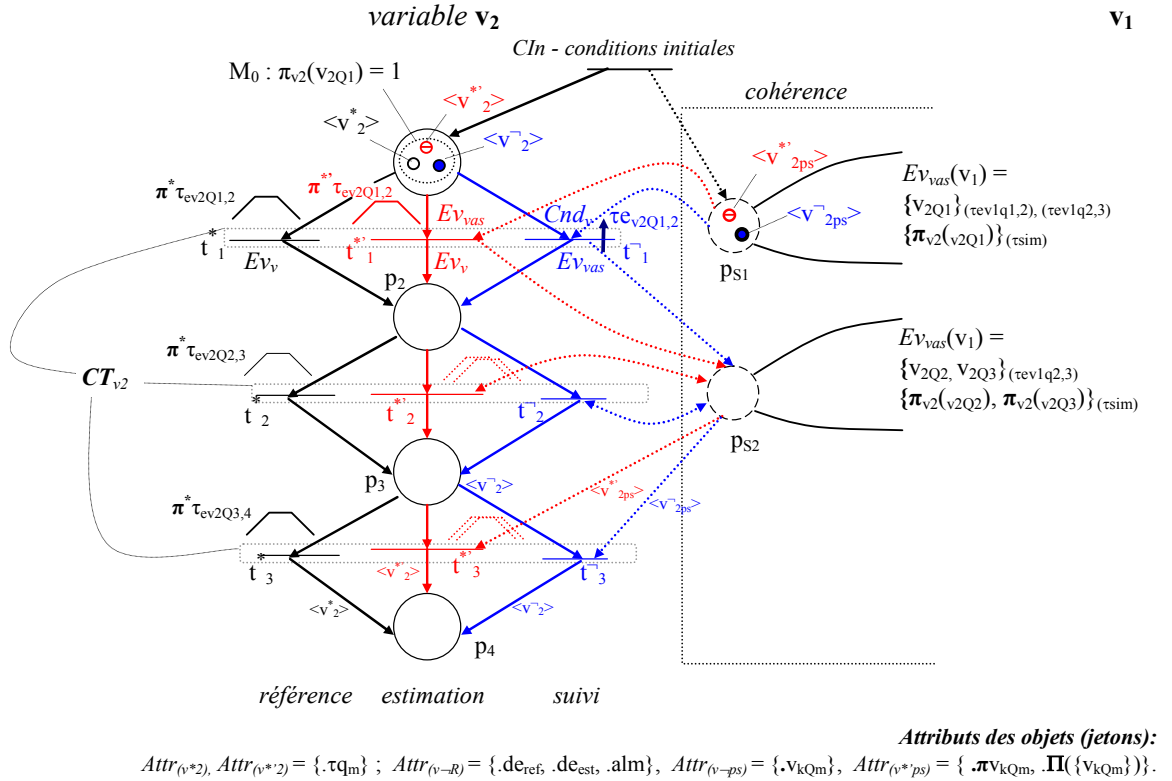


Figure 6.3 : Le modèle RdPTF_R de la variable v_2 associée à $Re(v_1 \leftrightarrow v_2)$

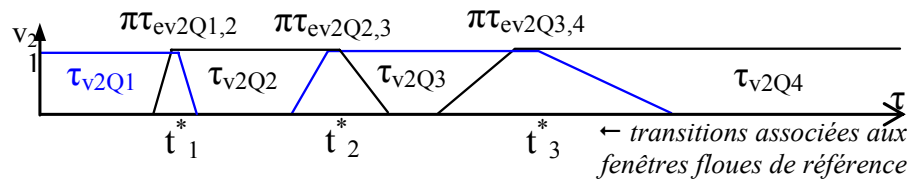


Figure 6.4 : Le partitionnement de la trajectoire de la variable v_2

– *Les places :*

Les places p_i correspondent aux états qualitatifs résultant du partitionnement flou effectué sur la dynamique en comportement normal dans le MO_t considéré. Le marquage initial indiqué correspond à une connaissance de l'état qualitatif à l'instant initial τ_0 du MO_t . Comme $\pi_{v_2}(v_{2Q1}) = 1$ et $\forall v_{2Qm'} \neq v_{2Q1}, v_{2Qm'} \in \mathcal{Q}_{v_2m} \pi_{v_2}(v_{2Qm'}) = 0$, nous avons la certitude que la variable v_2 se trouve dans l'état v_{2Q1} .

Les places p_{Si} , *places de synchronisation*, appartenant à la classe P_S , permettent la prise en compte des états qualitatifs $\{v_{2Qm}\}$ de la variable associée v_1 (l'élément $E_{V_{vas}}$ de la condition CT_R). Elles décrivent la relation de cohérence d'évolution temporelle de la relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$.

– *Les objets :*

Chaque objet (jeton) est une indication d'état de la variable : $\langle v^-_2 \rangle$ l'état réel observé, $\langle v^*_2 \rangle$ l'état de référence et $\langle v^*_2 \rangle$ l'état estimé issu de la mise à jour de l'information de référence lors d'une observation. Le processus de détection et le raisonnement sur les anomalies, au niveau MO_t , sont basés sur la vérification de cohérence d'évolution entre l'observation, la référence et l'estimation à travers le marquage et les informations portées par les attributs, comme nous le verrons par la suite. Une contradiction sur le marquage et les attributs implique une incohérence par rapport au comportement normal.

Cette conception présente une similarité avec les travaux de [Anglano & Portinale, 94], [Portinale, 93] basés sur des RdP à haut niveau, dans lesquels des jetons '*noirs*' sont utilisés pour franchir des séquences de transitions (séquences d'événements) qui sont cohérentes avec les événements observés. Des jetons '*blancs*', en revanche, sont utilisés pour franchir des séquences qui sont incompatibles avec les observations. Quand une place contient simultanément un jeton 'noir' et un 'blanc' il y a une contradiction. Dans ce cas, les séquences noires correspondantes doivent être supprimées de l'ensemble de séquences qui sont considérées comme des explications possibles des observations.

Lesire propose dans sa thèse [Lesire & Tessier, 05] un formalisme également similaire à base de RdP, *RdP particulière*, dans le cadre du suivi de l'activité de pilotage d'un avion. La structure est basée sur une modélisation hybride du marquage, constituée de *particules*, représentant les états continus (évoluant selon des équations différentielles) possibles de l'avion, et de *configurations* représentant les états discrets possibles de l'avion (résultant des actions du pilote). Une phase de *recalage* vise à mettre à jour le marquage du réseau en fonction d'une nouvelle observation, et permet de détecter, à partir des incohérences des marquages, les incohérences entre l'état de l'avion et les actions du pilote. Notre surveillance au niveau MO_t , notamment pour la détection d'une mauvaise conduite, présente un rapport étroit avec cette approche.

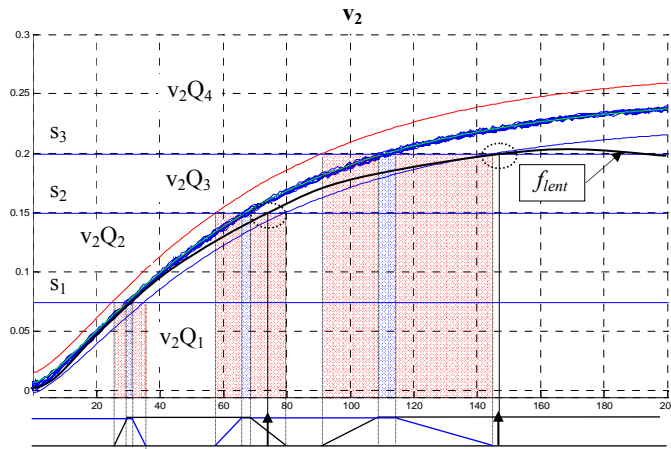
– *Les transitions :*

Chaque transition t_j est liée à un objet spécifique. Les transitions à gauche t^*_j concernant l'objet $\langle v^*_2 \rangle$ sont liées à l'élément E_{V_v} de la CT_R . A ces transitions sont associées des distributions de référence $\pi^* \tau_{ev2Qm,m+1}$. Les transitions centrales t^*_j concernant les objets $\langle v^*_2 \rangle$ et $\langle v^*_{2ps} \rangle$ sont liées aux éléments E_{V_v} et $E_{V_{vas}}$. A ces transitions sont associées des distributions $\pi^{**} \tau_{ev2Qm,m+1}$, mises à jour à chaque observation à travers un *mécanisme de recalage temporel* afin de définir l'état estimé de la variable. Ce point sera développé dans la section suivante. Les transitions à droite t^-_j concernant les objets $\langle v^-_2 \rangle$ et $\langle v^-_{2ps} \rangle$ sont liées aux composants Cnd_v et $E_{V_{vas}}$. Elles sont franchies suite à un seuil détecté par le générateur d'événements (GE).

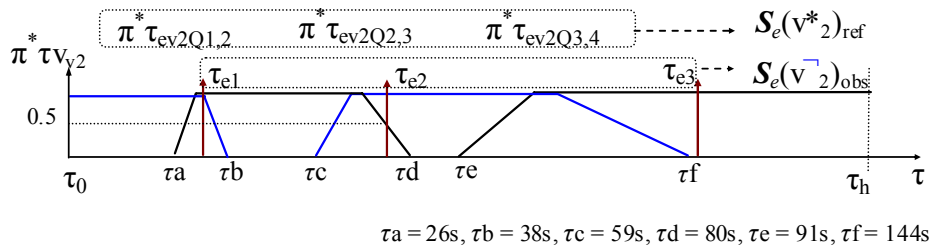
Passons maintenant à l'évolution du modèle en considérant dans un premier temps les parties *modèle de référence* et *modèle de suivi*.

6.2. L'évolution du modèle RdPTF

Considérons pour l'analyse du processus de suivi sur le RdPTF_R la séquence d'événements sur la variable v_2 indiquée sur la figure 6.5(b). La trajectoire observée $\mathcal{S}_e(v_2)_{\text{obs}} = \{\tau_{e1}, \tau_{e2}, \tau_{e3}\}$ correspond à un comportement en retard qui caractérise une trajectoire dégénérative (f_{lent}) indiquée sur la figure 6.5(a). Nous ne nous intéressons pas pour le moment à la nature et à l'origine de ce comportement. Nous avons adopté (chapitre 5) l'hypothèse que l'intervalle d'incertitude $[\tau_-, \tau^+]$ sur l'événement est négligeable par rapport aux fenêtres temporelles floues ce qui permet son approximation par un singleton (figure 5.13).



(a) La réalisation expérimental et la trajectoire dégénérative f_{lent}



(a) Le partitionnement temporel flou résultant

Figure 6.5 : Le scénario de défaut sur v_2

$\mathcal{S}_e(v_2)_{\text{obs}}$ sera confronté à la trajectoire de référence $\mathcal{S}_e(v_2)_{\text{ref}} = \{\pi^* \tau_{\text{ev}2Q1,2}, \pi^* \tau_{\text{ev}2Q2,3}, \pi^* \tau_{\text{ev}2Q3,4}\}$ à travers la vérification de Cnd_v et Ev_v de CT_R : vérification de la condition binaire de séquence d'état $q_m \rightarrow q_{m+1}$ et vérification d'appartenance de l'événement τ_{e_i} ($\tau_{\text{ev}2Q_{m,m+1}}$) à la fenêtre floue délimitée par $\pi^* \tau_{\text{ev}2Q_{m,m+1}}$ associée à chaque transition t_j^* .

L'objectif ciblé est la mise à jour, à chaque occurrence τ_{e_i} , du marquage qui représente l'état réel observé de la variable et des fenêtres temporelles floues associées aux transitions subséquentes t_j^* . Il est envisagé le rétablissement de cohérence temporelle entre l'observation (le suivi) et le modèle de référence à travers un mécanisme de *recalage temporel* qui conduit aux fenêtres temporelles estimées délimitées par les distributions $\pi^* \tau_{\text{ev}2Q_{m,m+1}}$. La trajectoire estimée $\mathcal{S}_e(v_2)_{\text{est}}$

= $\{\pi^{**}\tau_{ev2Q1,2}, \pi^{**}\tau_{ev2Q2,3}, \pi^{**}\tau_{ev2Q3,4}\}$ décrira alors la dynamique qui se produit sur le procédé, traduisant la tendance de la dynamique observée.

Analysons le processus d'évolution du marquage.

6.2.1. L'évolution du marquage

La figure 6.6 correspond au modèle de référence et au modèle de suivi du RdPTF_R de la variable v_2 . Analysons le processus d'évolution à des intervalles notables. Dans un premier temps, le modèle d'estimation qui décrit la trajectoire $S_e(v_i)_{est}$ ne fait pas partie de cette analyse. Nous le considérons dans la section suivante.

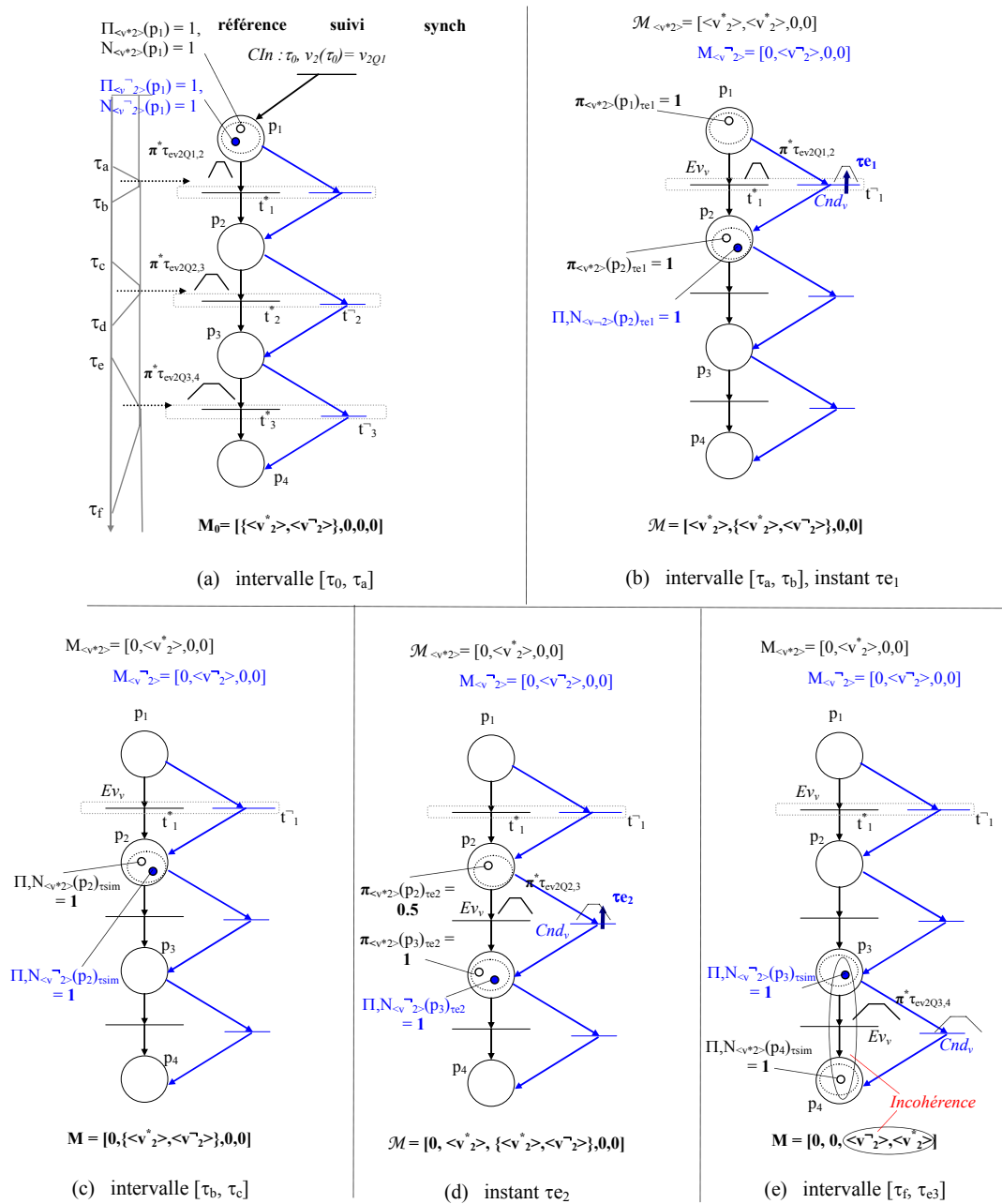


Figure 6.6 : L'évolution du RdPTF référence - suivi de v_2

A l'instant τ_0 , l'état qualitatif est connu et un marquage précis est défini $M_0 = [\{\langle v^*_2 \rangle, \langle v^-_2 \rangle\}, 0, 0, 0]$ (Fig. 6.6(a)). La relation $M_0 = M_{\langle v^*_2 \rangle} \cup M_{\langle v^-_2 \rangle} = [\langle v^*_2 \rangle, 0, 0, 0] \cup [\langle v^-_2 \rangle, 0, 0, 0]$ permet une analyse individualisée sur les objets.

Soulignons à nouveau que le *modèle de référence* décrit la trajectoire $\mathcal{S}_e(v^*_2)_{\text{ref}}$ issue d'une réalisation expérimentale et du processus d'abstraction temporelle. Les distributions $\pi^* \tau_{\text{ev}2Q_{m,m+1}}$ sont associées aux transitions t^*_j et les intervalles ($\mathbf{I}_{v2Q_m} = [\Theta_{m-1,m}, \Theta_{m,m+1}]$) définissent l'intervalle de temps de séjour de l'instance d'objet $\langle v^*_2 \rangle$ dans une place p_i (fig. 5.16). Donc, l'évolution de $\langle v^*_2 \rangle$ suit explicitement la distribution temporelle indiquée sur la figure 6.5. En fait, cette évolution traduite par la mise à jour du marquage et des attributs $\text{Attr}_{(v^*_2)}$ est faite de façon continue d'après l'horloge de simulation (τ_{sim}) d'après le mécanisme d'évolution du marquage développé précédemment.

L'évolution $\mathcal{S}_e(v_2)_{\text{obs}}$ du *modèle de suivi* est effectuée aux instants d'observation indiqués sur la figure 6.5. L'occurrence d'un événement de changement d'état issu du GE conduit à un marquage précis sur $\langle v^-_2 \rangle$ indiquant l'état qualitatif réel de la variable à l'instant τ_{e_i} .

Une incohérence entre les marquages $\mathcal{M}_{\langle v^*_2 \rangle}$ et $M_{\langle v^-_2 \rangle}$ indique que les évolutions de $\langle v^*_2 \rangle$ et de $\langle v^-_2 \rangle$ ne sont plus cohérentes. L'observation ne correspond plus à la référence, un comportement anormal est alors soupçonné.

Choisissons 3 intervalles notables montrés sur la figure 6.6:

- *Intervalle* $[\tau_0, \tau_a]$: dans cet intervalle il est certain que la variable se trouve dans l'état v_{2Q1} , $\Pi_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_1\}) = 1$ et $N_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_1\}) = 1$, de même pour $\langle v^-_2 \rangle$. Nous avons un marquage précis $M_{0\langle v^*_2 \rangle} = [\langle v^*_2 \rangle, 0, 0, 0]$, $M_{0\langle v^-_2 \rangle} = [\langle v^-_2 \rangle, 0, 0, 0]$ et alors $M_0 = [\{\langle v^*_2 \rangle, \langle v^-_2 \rangle\}, 0, 0, 0]$ (fig. 6.6(a)).
- *Intervalle* $[\tau_a, \tau_b]$: il s'agit des instants possiblement avant la fenêtre temporelle, ce qui conduit à $\pi_{\langle v^*_2 \rangle}(p_1) \neq 0$ et possiblement après la fenêtre temporelle, ce qui conduit à $\pi_{\langle v^*_2 \rangle}(p_2) \neq 0$. Il est possible que la variable se trouve encore dans l'état v_{2Q1} mais il est également possible que la variable ait évolué vers l'état v_{2Q2} . Un marquage flou $\mathcal{M}_{\langle v^*_2 \rangle} = [\langle v^*_2 \rangle, \langle v^*_2 \rangle, 0, 0]$ est alors établi (fig. 6.6(b)). L'événement attendu τ_{e_1} n'ayant pas eu lieu, il résulte un marquage $\mathcal{M} = [\{\langle v^*_2 \rangle, \langle v^-_2 \rangle\}, \langle v^*_2 \rangle, 0, 0]$. Cette incertitude se répète aux intervalles $[\tau_c, \tau_d]$ avec $\mathcal{M}_{\langle v^*_2 \rangle} = [0, \{\langle v^*_2 \rangle, \langle v^-_2 \rangle\}, \langle v^*_2 \rangle, 0]$ et $[\tau_e, \tau_f]$ avec $\mathcal{M}_{\langle v^*_2 \rangle} = [0, 0, \{\langle v^*_2 \rangle, \langle v^-_2 \rangle\}, \langle v^*_2 \rangle]$.
- *Instant* τ_{e_1} : l'occurrence d'un événement conduit à la mise à jour du marquage $M_{\langle v^-_2 \rangle} = [0, \langle v^-_2 \rangle, 0, 0]$, pour $\langle v^-_2 \rangle$. En fonction de l'évaluation de la condition $E_{V_v}(\pi^* \tau_{\text{ev}2Q_{1,2}}(\tau_{e_1}))$, nous avons, à cet instant, $\pi_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_1\}) = 1$ et $\pi_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_2\}) = 1$ (τ_{e_1} a lieu dans le noyau de la distribution de possibilité délimitant la fenêtre temporelle) et le marquage flou $\mathcal{M}_{\langle v^*_2 \rangle} = [\langle v^*_2 \rangle, \langle v^*_2 \rangle, 0, 0]$. Le marquage résultant $\mathcal{M} = [\langle v^*_2 \rangle, \{\langle v^*_2 \rangle, \langle v^-_2 \rangle\}, 0, 0]$ indique que la variable v_2 présente un comportement normal, les marquages sont cohérents (fig. 6.6(b)).
- *Intervalle* $[\tau_b, \tau_c]$: nous revenons à $\Pi_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_2\}) = 1$ et $N_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_2\}) = 1$, il est certain que la variable se trouve dans l'état v_{2Q2} . Nous avons à nouveau un marquage précis $M_{\langle v^*_2 \rangle} = [0, \langle v^*_2 \rangle, 0, 0]$ (fig. 6.6(c)). Ceci se répète aux intervalles $[\tau_d, \tau_e]$ avec $M_{\langle v^*_2 \rangle} = [0, 0, \langle v^*_2 \rangle, 0]$ et $[\tau_f, \tau_h]$ avec $M_{\langle v^*_2 \rangle} = [0, 0, 0, \langle v^*_2 \rangle]$. L'occurrence d'un événement τ_{e_2} est attendue dans cet intervalle.
- *Instant* τ_{e_2} : l'occurrence d'un événement conduit à la mise à jour du marquage $M_{0\langle v^-_2 \rangle} = [0, 0, \langle v^-_2 \rangle, 0]$. En fonction de l'évaluation de $E_{V_v}(\pi^* \tau_{\text{ev}2Q_{2,3}}(\tau_{e_2}))$, nous avons, à cet instant,

$\pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_1\}) = 0.5$ et $\pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_2\}) = 1$ et alors le marquage flou concernant l'intervalle $[\tau_c, \tau_d]$, $\mathcal{M}_{\langle v^*2 \rangle} = [\langle v^*2 \rangle, \langle v^*2 \rangle, 0, 0]$. Il est possible que la variable se trouve encore dans l'état v_{2Q2} avec un degré de possibilité égal à 0.5 mais il est également possible que la variable ait évolué vers l'état v_{2Q3} avec un degré de possibilité égal à 1. Le marquage résultant $\mathcal{M} = [0, \langle v^*2 \rangle, \{\langle v^*2 \rangle, \langle v^{-2} \rangle\}, 0]$ conjointement avec l'évaluation du degré de possibilité 0.5 sur la place p_1 , indique que la variable v_2 se trouve encore dans la zone de comportement admissible (fig. 6.4(d)).

- *Instant τ_3* (fig. 6.6(e)) : A partir de l'instant τ_f , le modèle de référence présente un marquage précis $\mathcal{M}_{\langle v^*2 \rangle} = [0, 0, 0, \langle v^*2 \rangle]$, $\Pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_4\}) = 1$ et $\mathbf{N}_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_4\}) = 1$, et le marquage global $\mathcal{M} = [0, 0, \langle v^{-2} \rangle, \langle v^*2 \rangle]$, $\Pi_{\langle v^{-2} \rangle}(\{p_4\}) = 1$ et $\mathbf{N}_{\langle v^{-2} \rangle}(\{p_4\}) = 1$. Il y a une incohérence d'évolution locale puisque l'événement (observation) n'a pas eu lieu dans la fenêtre floue prévue (référence). Une alarme locale de *niveau I* (attribut $\langle v^{-2} \rangle_{alm} = type\ I\ loc$) sur la variable v_2 est signalée. Les conditions d'alarme *niveau II* et la *détection*, indiquant des niveaux supérieurs d'incohérence associés au modèle d'estimation seront évoquées par la suite. A l'instant τ_3 , l'occurrence de l'événement permet de rétablir la cohérence à travers un marquage $\mathcal{M} = [0, 0, 0, \{\langle v^{-2} \rangle, \langle v^*2 \rangle\}]$. Un raisonnement temporel sur les occurrences événementielles suivantes constituera la base de décision pour la détection et le diagnostic.

Donc, la seule information de vérification d'incohérence par rapport au marquage, permettant la détection, ne suffit pas pour le diagnostic. Des informations temporelles sont alors également considérées dans la section suivante.

6.2.2. Le mécanisme de recalage et le modèle RdPTF estimation

L'événement e_1 à l'instant τ_1 (fig.6.5) et son évaluation par $\pi^*_{\tau_{ev2Q1,2}}(\tau_1) = 1$ représente le fait que la trajectoire $\mathcal{S}_e(v_2)_{obs}$ se trouve dans la région d'incertitude de comportement normal modélisé par le noyau de $\pi^*_{\tau_{ev2Q1,2}}$. Ainsi l'estimation d'occurrence du prochain événement τ_2 à travers $\pi^*_{\tau_{ev2Q2,3}}$ est encore valide.

L'événement e_2 à l'instant τ_2 en revanche, représente le fait que la trajectoire $\mathcal{S}_e(v_2)_{obs}$ se situe dans la zone d'écart marginal admissible et l'évaluation de $\pi^*_{\tau_{ev2Q2,3}}(\tau_2)$ conduit à un degré de possibilité égal à 0.5. Ainsi l'estimation d'occurrence du prochain événement τ_3 à travers $\pi^*_{\tau_{ev2Q3,4}}$ est mise en question.

Au niveau MO_t , nous sommes particulièrement intéressés par la vérification de cohérence d'évolution entre les variables au sein d'une relation $\mathbf{R}_e(v_i \leftrightarrow v_j)$. Pour cela, un mécanisme de *recalage temporel*, similaire à celui défini par [Cardoso, 99], est proposé de façon à rétablir la cohérence d'évolution entre l'observation et les dates prévues d'occurrence des événements.

Il est supposé que l'incohérence vérifiée entre l'observation $\tau_{eviQm,m+1}$ et la référence $\pi^*_{\tau_{eviQm,m+1}}$ résulte d'une anomalie ou d'une perturbation additive n'affectant pas la dynamique prévue par le modèle de référence.

Cette hypothèse s'applique également à la problématique de surveillance d'une mauvaise conduite par l'opérateur caractérisée notamment par un retard ou une anticipation sur le lancement des opérations unitaires au sein d'un MO_t . L'activation anticipée ou en retard d'une variable d'entrée au sein d'une structure d'influences mono-entrée / mono-sortie, pour des conditions initiales spécifiques, provoque un décalage temporel absolu des trajectoires des variables en aval $\mathcal{S}_e(v^*_i) \rightarrow \mathcal{S}_e(v^*_{i'})$. L'hypothèse de maintien de la dynamique prévue (dans sa

région d'incertitude) sera confirmé à travers la vérification de cohérence entre l'observation (le suivi) et l'estimation résultant du recalage temporel effectué sur la référence.

Des variables en aval, soumises à de multiples influences (multi-entrée), peuvent cependant subir un changement de leurs dynamiques si le synchronisme d'activation des variables en amont (entrées) n'est pas vérifié. Dans ce cas, le décalage d'activation des influences conduit à une modification des dynamiques sur les variables en aval signalée par l'écart progressif entre la référence/estimation et l'observation à chaque transition d'état. Voilà l'importance du modèle d'estimation $\mathcal{S}_e(v^*_i)$ obtenu à partir du mécanisme de recalage temporel que nous allons décrire et qui met en évidence ce comportement.

Le *recalage temporel* (Rc_{vi}) sur une variable v_i , $v_k \in \mathcal{R}_e(v_i \leftrightarrow v_k)$ est défini selon une confrontation de l'observation $\tau_{eviQm,m+1} \in \mathcal{S}_e(v_i)_{obs}$ et de la référence $\pi^* \tau_{eviQm,m+1} \in \mathcal{S}_e(v_i)_{ref}$ à chaque événement e_i de transition d'état. L'évaluation d'incohérence résultante entre $\mathcal{S}_e(v_i)_{obs}$ et $\mathcal{S}_e(v_i)_{ref}$ conduit à la détermination de nouvelles fenêtres temporelles d'estimation d'occurrence de transition d'état $\pi^* \tau_{eviQm,m+1}$ qui décrivent la trajectoire d'estimation $\mathcal{S}_e(v_i)_{est}$. Nous définissons alors la relation :

$$Evaluation(\mathcal{S}_e(v_i)_{obs}, \mathcal{S}_e(v_i)_{ref})_{e_i} \xrightarrow{Rc_{vi}} \mathcal{S}_e(v_i)_{est} \quad \forall e_i \in \mathcal{S}_e(v_i)_{obs}$$

se traduisant à chaque occurrence d'événement par la relation:

$$\{\pi^* \tau_{eviQm,m+1} \xrightarrow{dRc_{vi}} \pi^{**} \tau_{eviQm,m+1}\}_{m=1..N-1}$$

qui en la décomposant donne :

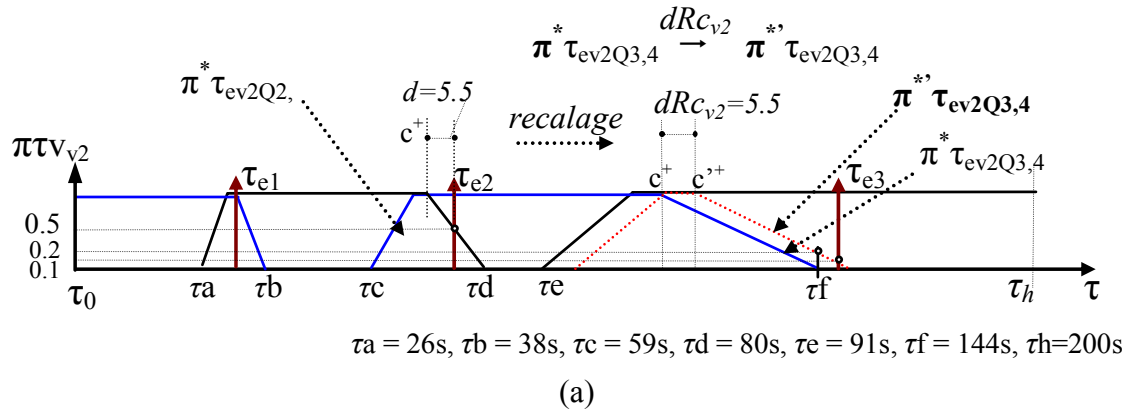
$$\{(\pi^* \tau_{eviQ1,2} \Leftrightarrow \pi^{**} \tau_{eviQ1,2}), (\pi^* \tau_{eviQ2,3} \xrightarrow{dRc_{vi}} \pi^{**} \tau_{eviQ2,3}), \dots, (\pi^* \tau_{eviQm,N} \xrightarrow{dRc_{vi}} \pi^{**} \tau_{eviQm,N})\}$$

vérifiée à chaque transition d'état, où N est le nombre d'états qualitatifs. Le degré d'incohérence entre l'observation et la référence est quantifié à travers la *distance de recalage* dRc_{vi} . La distance de recalage représente la distance entre l'occurrence $\tau_{eviQm,m+1}$ et les bornes c_- (*nécessairement avant*) ou c^+ (*nécessairement après*) du noyau de la distribution de référence $\pi^* \tau_{eviQm,m+1}$.

$$dRc_{vi} = d(\tau_{eviQm,m+1}, (\pi^* \tau_{eviQm,m+1})_{c_-,c^+})$$

La relation $\pi^* \tau_{eviQ1,2} \Leftrightarrow \pi^{**} \tau_{eviQ1,2}$ représente la condition initiale de l'estimation. A chaque observation la distance dRc_{vi} est calculée et le recalage effectué sur toutes les fenêtres subséquentes.

Dans notre exemple, la première occurrence d'événement τ_{e1} est cohérente avec le modèle de référence, $dRc_{v2} = 0$ et aucun recalage n'est effectué. En revanche, l'écart observé entre τ_{e2} et $\pi^* \tau_{ev2Q2,3}$ (fig.6.7(a)) conduit à un recalage $\pi^* \tau_{ev2Q3,4} \xrightarrow{dRc_{v2}} \pi^{**} \tau_{ev2Q3,4}$ et de toutes les distributions subséquentes $\pi^* \tau_{ev2Qm,m+1}$ qui existent, avec $dRc_{v2} = d(\tau_{ev2Q2,3}, (\pi^* \tau_{ev2Q2,3})_{c_-,c^+}) = 5.5s$. Les nouvelles fenêtres temporelles du *modèle d'estimation* $\{\pi^{**} \tau_{ev2Qm,m+1}\}_{m=0..M-1} = \pi^{**} \tau_{ev2Q3,4}$ seront associées aux transitions t^*_j (au centre de notre RdPTF montré sur la figure 6.7(b)). L'estimation $\pi^{**} \tau_{ev2Q3,4}$ est donc associée à t^*_3 .



$$\tau_a = 26s, \tau_b = 38s, \tau_c = 59s, \tau_d = 80s, \tau_e = 91s, \tau_f = 144s, \tau_h = 200s$$

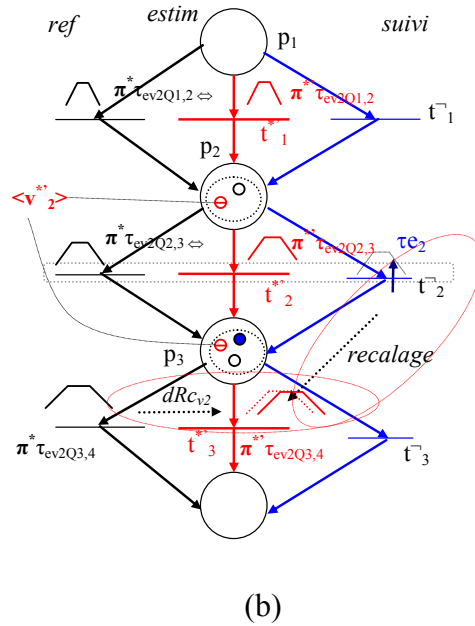


Figure 6.7 : Le mécanisme de recalage temporel sur v_2

6.2.3. Le mécanisme de suivi et de détection locale

Au niveau MO_t , face à une connaissance incertaine des relations d'influence et des dynamiques continues, il est souhaitable une vérification de cohérence temporelle qui focalise sur la tendance d'évolution des dynamiques, plutôt que sur la vérification locale stricte de cohérence entre l'observation $\mathcal{S}_e(v_i)_{obs}$ et le modèle de référence $\mathcal{S}_e(v_i)_{ref}$. La tendance d'évolution temporelle, fondée sur le mécanisme de recalage temporel décrit précédemment, est alors simulée par la trajectoire d'estimation $\mathcal{S}_e(v_i)_{est}$ représentée par le *modèle d'estimation*.

Comme nous l'avons vu précédemment, l'incohérence entre la référence et l'observation conduit à une condition d'alarme locale de *type I* sur la variable v_i , jouant plutôt un rôle d'avertissement. L'incohérence d'évolution entre l'observation $\mathcal{S}_e(v_i)_{obs}$ et l'estimation $\mathcal{S}_e(v_i)_{est}$ (ce qui indiquera un comportement dégénératif), étant considérée comme prioritaire, nous conduit à définir un niveau supérieur d'alarme (*type II*) et une décision de *détection* locale sur v_i . La cohérence entre la référence $\mathcal{S}_e(v_i)_{ref}$ et l'estimation $\mathcal{S}_e(v_i)_{est}$ (mise à jour à chaque observation de transition d'état) appartient également au même niveau de priorité de vérification.

Des recalages successifs sur les variables v_i et v_k (représentées par leurs *modèles d'estimation*)

peuvent conduire à la dégradation de la cohérence d'évolution (relation $R_e(v_i \leftrightarrow v_k)$) qui existent entre elles, indiquée par la modification du marquage sur les *places de synchronisation* p_{Si} $\{\langle v_{ips}^- \rangle, \langle v_{ips}^* \rangle\}$. Des informations mises à jour sur les attributs de $\langle v_{ips}^* \rangle$ complètent la vérification d'incohérence faite par la simple présence de $\langle v_{ips}^- \rangle$ sur p_{Si} . L'évaluation du degré d'incohérence et éventuellement la signalisation anticipée d'une condition de détection deviennent alors possibles. Dans cette section, restons sur l'analyse de l'évolution locale du marquage de ces places p_{Si} (objets $\langle v_{ips}^- \rangle$ et $\langle v_{ips}^* \rangle$). Dans la section suivante nous présenterons le mécanisme de vérification de cohérence sur $R_e(v_i \leftrightarrow v_k)$ et la construction des places de synchronisation.

En s'appuyant sur le RdPTF enrichi par le *modèle d'estimation*, reprenons l'analyse d'évolution effectuée précédemment (fig. 6.7(a)) pour compléter le raisonnement sur le marquage et introduire des informations temporelles utiles pour la détection et le diagnostic. La figure 6.8 montre le RdPTF et son marquage à quatre intervalles/instants notables :

- *Intervalle* $[\tau_0, \tau_a]$ (fig. 6.8(a)): $\Pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_1\}) = 1$ et $N_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_1\}) = 1$, de même pour $\langle v_2^- \rangle$ et $\langle v_2^* \rangle$. Il est certain que la variable se trouve dans l'état v_{2Q1} . Nous avons un marquage précis $M_0 = [\langle v_2^- \rangle, \langle v_2^- \rangle, \langle v_2^* \rangle, 0, 0, 0]$. La place de synchronisation p_{S1} porte non seulement l'information du séjour de v_2^- dans l'état v_{2Q1} mais aussi l'information supplémentaire du séjour de v_2^* , qui sera vérifiée par le composant Ev_{vas} de la CT_R de la variable v_1 lors de son changement d'état qualitatif.
- *Instant* τ_2 (fig. 6.8(b)): En fonction de l'évaluation de $Ev_v(\pi^* \tau_{ev2Q2,3}(\tau_2))$ nous avons à cet instant pour le modèle de référence $\pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_1\}) = 0.5$ et $\pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_2\}) = 1$ et le marquage flou $\mathcal{M}_{\langle v^*2 \rangle} = [\langle v_2^- \rangle, \langle v_2^- \rangle, 0, 0]$. Il en est de même pour l'estimation qui est encore équivalente à la référence $\mathcal{M}_{\langle v^*2 \rangle} = [\langle v_2^* \rangle, \langle v_2^* \rangle, 0, 0]$. La place de synchronisation p_{S2} porte l'information du séjour de $\langle v_2^- \rangle$ (observation) dans l'état $\{v_{2Q3}\}$ (attribut d'information d'état $\langle v_{2ps}^- \cdot v_{kQm} \rangle$) avec $\Pi_{\langle v_2^- \rangle}(\{p_2, p_3\}) = 1$ et l'information de l'état estimé $\langle v_2^* \rangle$, déterminée par $\max \{\pi_{v_{2Q2}}, \pi_{v_{2Q3}}\}_{\tau_2} = \max \{\pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_1\}), \pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_2\})\} = \max \{0.5, 1\} = 1$, donc $\Pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_2, p_3\}) = 1$. Ceci conduit à la mise à jour des attributs $\langle v_{2ps}^- \cdot \pi_{v_{kQm}} \rangle = \{0.5, 1\}$ et $\langle v_{2ps}^* \cdot \Pi\{v_{kQm}\} \rangle = 1$.

Les degrés d'incohérence (ou distance) entre l'observation (le suivi), la référence (de_{ref}) et l'estimation (de_{est}) sont obtenus par l'évaluation des fonctions de nécessité avant/après (fig. 5.17), à l'instant τ_2 , liées aux distributions de référence $\pi^* \tau_{ev2Q2,3}$ et d'estimation $\pi^* \tau_{ev2Q2,3}$, et affectés aux attributs : $\langle v_2^- \cdot de_{ref} \rangle = \langle v_2^- \cdot de_{est} \rangle = + (1 - 0.5) = + 0.5$ (*retard*)²². Le comportement est encore considéré comme normal et l'attribut $\langle v_2^- \cdot alm \rangle = normal$. En outre l'intervalle de séjour estimée Itv_{2Q3} (fig. 5.16) est mis à jour sur l'attribut $\langle v_2^* \cdot \tau_{qm} \rangle$.

- *Intervalle* $[\tau_f, \tau_3]$ (fig. 6.8(c)): A partir de τ_f une incohérence est vérifiée entre l'observation et la référence par le marquage $M_{\langle v^*2 \rangle, \langle v_2^- \rangle} = [0, 0, \langle v_2^- \rangle, \langle v_2^* \rangle]$ avec $\pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_3\}) = 0$, $\pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_4\}) = 1$. Une condition d'alarme locale est alors établie $\langle v_2^- \cdot alm \rangle = type I loc retard$. La possibilité d'une trajectoire en retard, déjà signalée sur l'observation précédente à travers $\langle v_2^- \cdot de_{ref} \rangle = + (1 - 0.5) = + 0.5$, est confirmée. En revanche, la cohérence avec l'estimation $\pi^* \tau_{ev2Q3,4}$ (issue du recalage effectué à l'instant τ_2) est encore maintenue comme l'indique le marquage $\mathcal{M}_{\langle v^*2 \rangle, \langle v_2^- \rangle} = [0, 0, \langle v_2^- \rangle, \langle v_2^* \rangle]$ avec et $\pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_3\})$

²² Dans ce chapitre nous utilisons la notation suivante sur les degrés d'écart : $.de = -$ (avance), $.de = +$ (retard)

= 0.2, $\pi_{\langle v^* \rangle_2}(\{p_4\}) = 1$. En outre, la cohérence entre la référence et l'estimation est également respectée ($\pi^*_{\tau_{ev2Q3,4}} \cap \pi^*_{\tau_{ev2Q3,4}} \neq 0$) (fig. 6.7(a)).

- *Instant τ_3* (fig. 6.6(d)): A cet instant, la condition d'alarme *type I* est retenue avec une évaluation de distance qui a augmenté par rapport à l'instant τ_2 , $\langle v^-_2, de_{ref} \rangle = 1$ (écart maximal). L'estimation et l'observation présentent maintenant une condition marginale de cohérence $\langle v^-_2, de_{est} \rangle = + (1-0.1) = + 0.9$, confirmant la présence d'une dynamique dégénérative en retard par rapport à la dynamique de comportement normal et $\langle v^-_2, alm \rangle = type II loc retard$. Il est à noter qu'un affinement du partitionnement pourrait amener à un suivi plus fin de ce comportement et à une condition de *détection* locale sur $\langle v^-_2, alm \rangle = detec$ établie plus tôt.

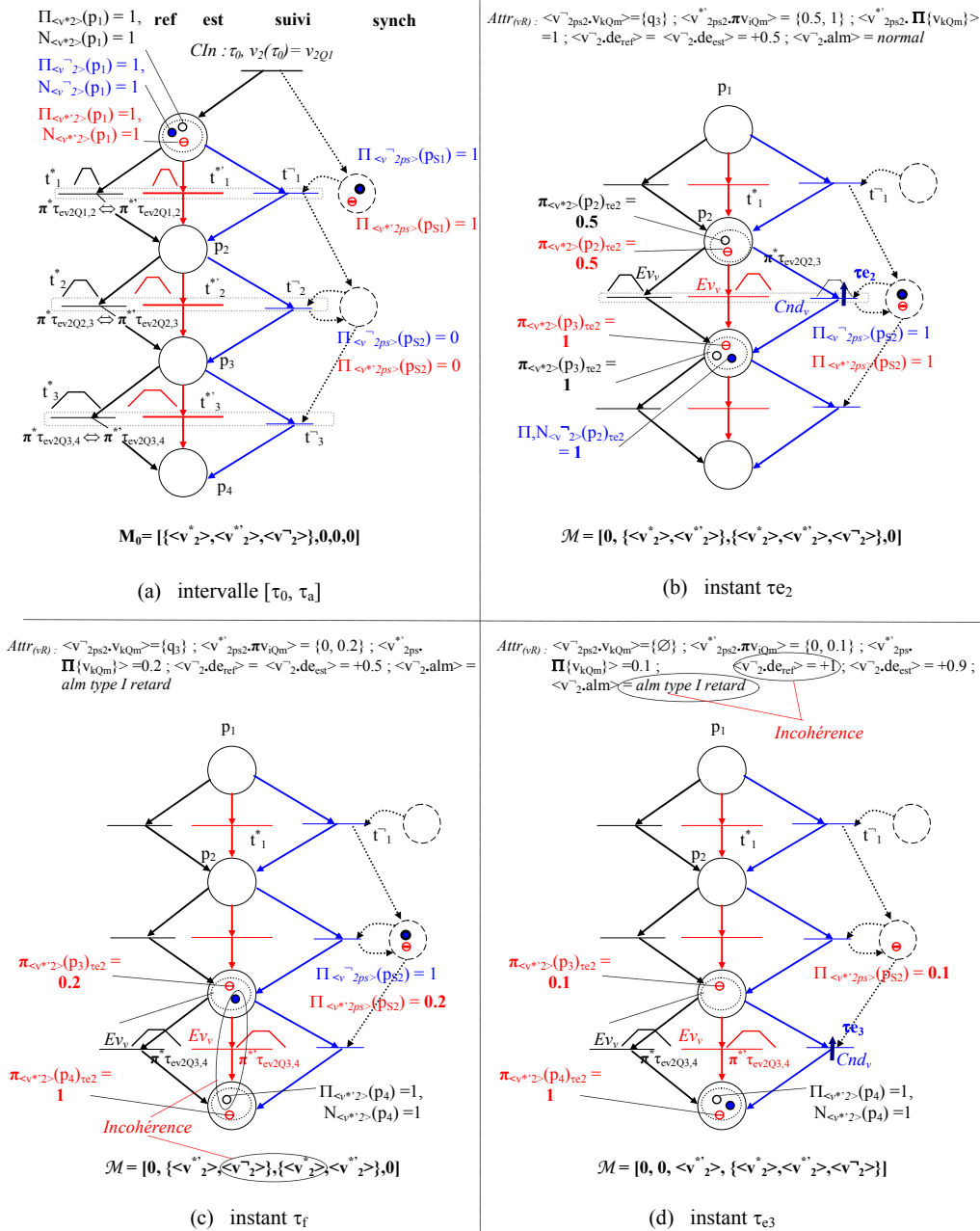


Figure 6.8 : L'évolution du RdPTF de v_2 complété par le modèle d'estimation

Cet exemple simple nous a permis de montrer la possibilité d'un raisonnement qualitatif suffisant pour le suivi et la détection locale, à travers l'analyse d'évolution du marquage du RdPTF et la mise à jour des informations temporelles utiles qui circulent dynamiquement sur le réseau. Un raisonnement déductif sur les conditions d'anomalie devient alors possible. Nous verrons ceci par la suite.

Passons maintenant à la vérification de cohérence temporelle au sein d'une relation $R_e(v_i \leftrightarrow v_k)$ qui permet d'enrichir le raisonnement.

6.3. Le RdPTF et la représentation de cohérence temporelle sur la relation $R_e(v_i \leftrightarrow v_2)$

Dans la section précédente, nous avons décrit le modèle RdPTF et ses mécanismes de représentation et de raisonnement temporels sur la trajectoire observée d'une variable ($S_e(v_i)_{obs}$). La confrontation entre le modèle de suivi $S_e(v_i)_{obs}$, le modèle de référence $S_e(v_i)_{ref}$ et le modèle d'estimation $S_e(v_i)_{est}$ nous conduisait à un raisonnement local sur une variable.

Intéressons nous maintenant à la vérification de la cohérence temporelle d'une relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$ effectuée au sein du *modèle de cohérence*, à travers les places p_{Si} associées aux conditions Ev_{vas} de la CT_R . La vérification de la condition Ev_{vas} , conformément à sa définition (section 6.1.1) est effectuée simultanément sur la condition d'état *observé* (objet $\langle v^-_{ips} \rangle$) et *estimé* (objet $\langle v^*_{ips} \rangle$) de la variable associée. Cette vérification confirme la présence d'un comportement dégénératif divergent entre v_1 et v_2 , ce qui conduit à une condition de *détection* d'incohérence d'évolution sur la relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$.

Dans cette section, nous développons cette démarche sur l'exemple présenté dans le chapitre 5 (fig. 5.1), complétant aussi la description de la surveillance que nous proposons au niveau MO_t . La relation concerne le niveau du bac $a - n_a (v_1)$ et le niveau du bac $b - n_b (v_2)$. Nous allons envisager deux scénarios d'anomalies au niveau de surveillance considéré (MO_t): i) un défaut dû à un bouchage de la vanne intermédiaire V_{ab} et ii) une mauvaise conduite de l'opérateur. Pour cela, un partitionnement plus affiné est effectué de façon à mieux montrer la validité de l'approche vis-à-vis de l'objectif proposé de surveillance. Passons maintenant au premier scénario et à l'extension du raisonnement à un diagnostic déductif.

6.3.1. Scénario de défaut et diagnostic déductif

Le bouchage partiel de la vanne V_{ab} conduit à un comportement caractérisé par une trajectoire en retard dégénérative $S_e(v_2)_{obs}$ sur $v_2 (n_b)$ et une trajectoire en avance moins dégénérative $S_e(v_1)_{obs}$ sur $v_1 (n_a)$ à cause de l'influence de la boucle de régulation PI sur le niveau n_a (fig. 6.9).

Le nouveau partitionnement crisp proposé, configuré au sein du générateur d'événements, et le maintien des considérations d'incertitude (paramètres flous), proposées auparavant, conduisent au partitionnement flou montré sur la figure 6.10. L'information liée à la condition Ev_{vas} est mise en évidence.

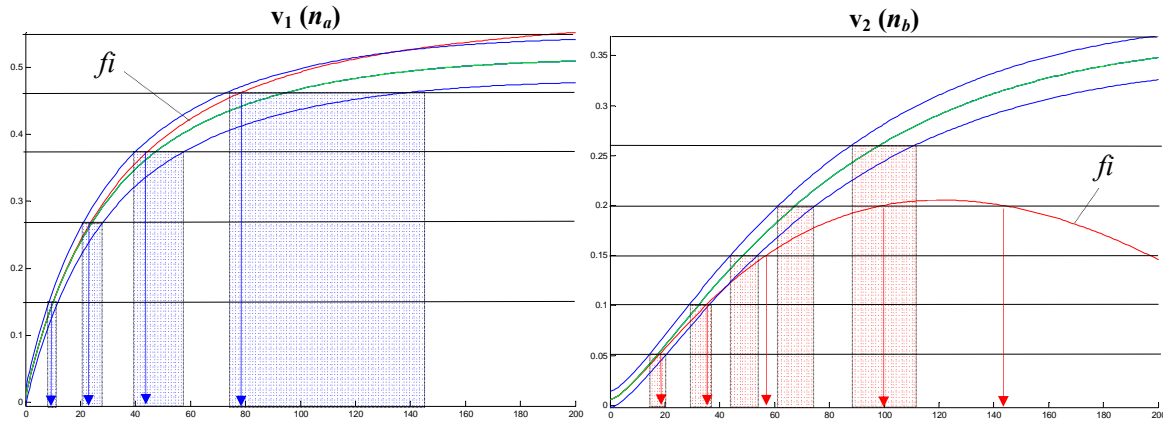


Figure 6.9 : Les trajectoires de comportement normal et de défaut sur $v_1(n_a)$ et $v_2(n_b)$

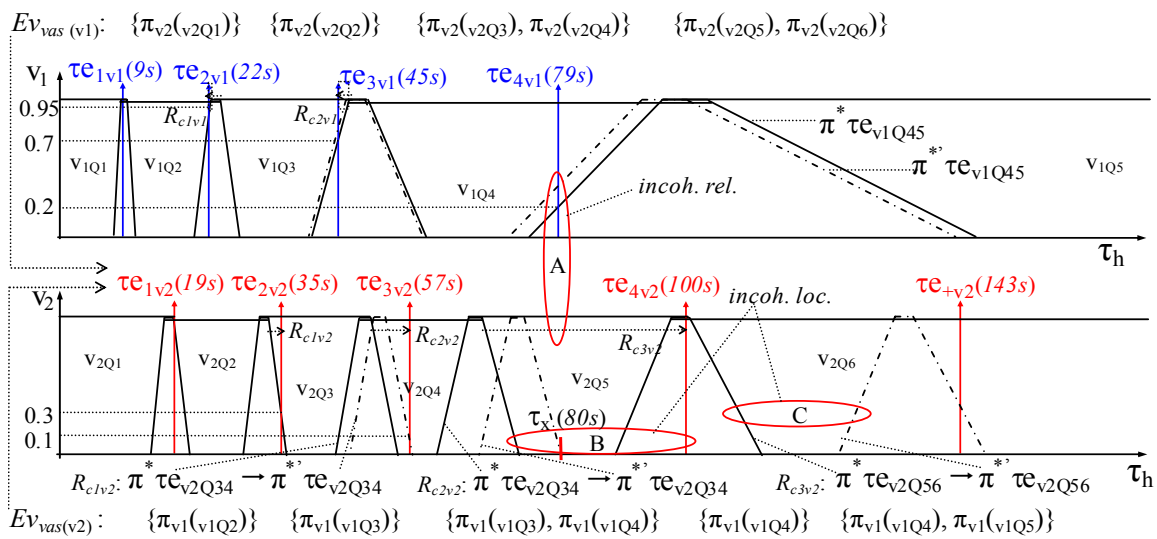


Figure 6.10 : Le partitionnement temporel flou liée à la relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$

La figure 6.11 donne le RdPTF de la relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$. Pour des raisons de clarté, nous n'avons fait apparaître, sur le modèle de cohérence, que les liens utiles à notre discours. *Soulignons que la démarche d'obtention du RdPTF peut être effectuée à partir d'une procédure algorithmique basée sur la description temporelle floue montrée sur la figure 6.10.*

Chaque place de synchronisation p_{1S_i} située à gauche sur la figure 6.11 modélise l'information de l'élément $Ev_{vas(v_2)}$ de la CT_R (fig. 6.10 en grisé, pied de figure) de la variable v_2 associé à chaque transition t_j^- et t_j^* de v_2 . Le nombre de places p_{1S_i} correspond alors au nombre de transitions (t_j^- ou t_j^*) de v_2 . Le marquage de ces places (qui indique l'état de la variable v_1 à l'instant considéré) est vérifié à chaque occurrence d'événement τ_{eiv_2} sur les transitions t_j^- du modèle de suivi de v_2 et à chaque pas de simulation τ_{sim} sur les transitions t_j^* du modèle d'estimation. La place p_{1S_i} par exemple, représente la condition $Ev_{vas(v_2)} = \{v_{1Q2}\}$ qui sera vérifiée par les transitions t_1^- et t_1^* de v_2 . La mise à jour du marquage de cette place (p_{1S_i}) est faite par le mécanisme d'évolution de v_1 à travers les transitions en amont (t_1^-, t_1^*) et en aval (t_2^-, t_2^*). Cette place modélise donc, le fait que lorsque la variable v_2 est dans l'état qualitatif v_{2Q1} , la variable v_1 doit être dans l'état v_{1Q1} et/ou dans l'état v_{2Q2} .

Cette description s'applique également aux places p_{2S_i} situées à droite et qui modélisent

l'information de l'élément $Ev_{vas(v1)}$ de la CT_R (fig. 6.10 en grisé, en-tête de figure) de la variable v_2 associée à chaque transition t_j^- et t_j^* de v_2 .

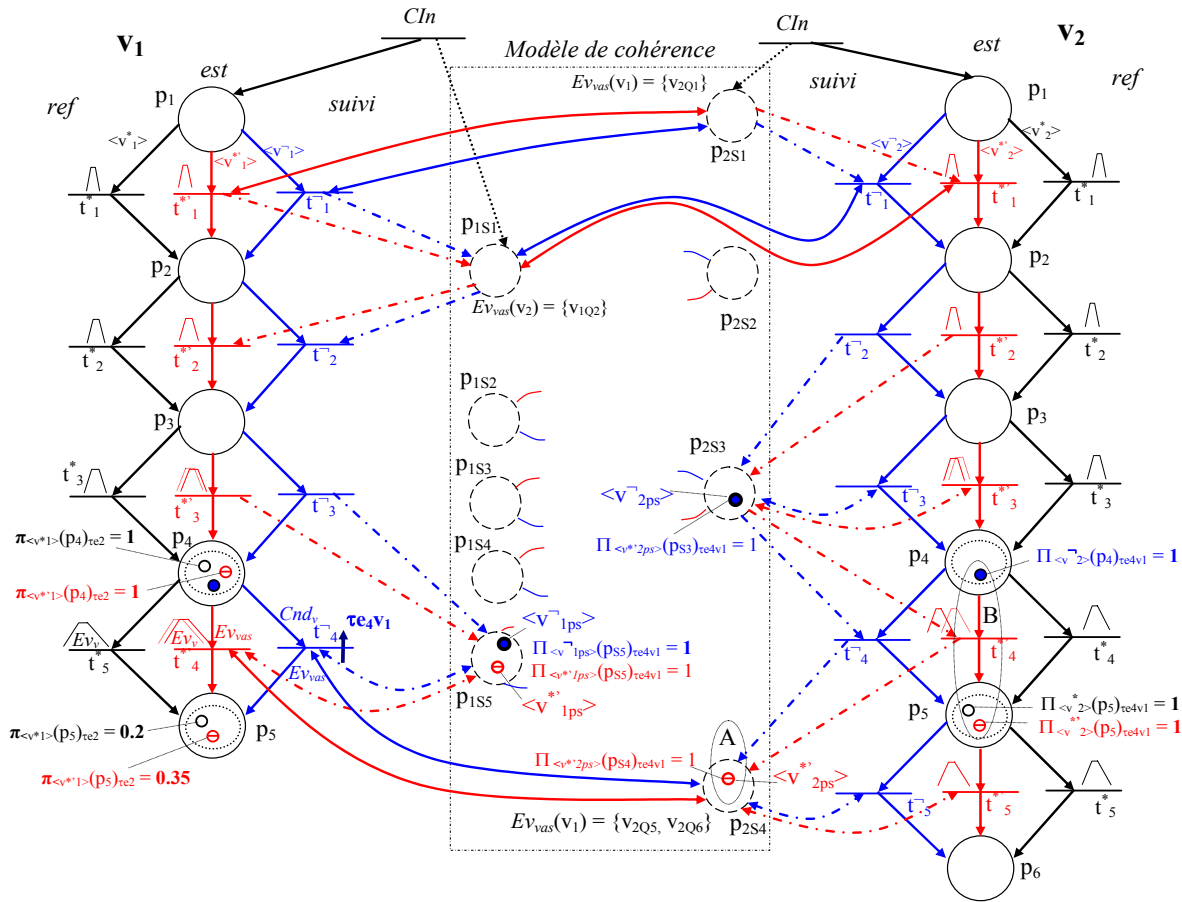


Figure 6.11 : Le RdPTF_R liée à la relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$ à l'instant τ_{e4v1}

Nous allons reprendre toute la description (partiellement effectuée dans les sections précédentes) en analysant certains instants d'observation notables qui amènent à des conditions particulières sur le *modèle de cohérence*:

- *Instants* τ_{e2v1} , τ_{e3v1} : un écart marginal indiquant une trajectoire en avance par rapport à la trajectoire de comportement normal est caractérisé par les degrés d'écart $\langle v_1^-, de_{ref} \rangle_{\tau_{e2}} = - (1 - 0.95) = - 0.05$, $\langle v_1^-, de_{ref} \rangle_{\tau_{e3}} = - (1 - 0.7) = - 0.3$. Le recalage (R_{c1v1} et R_{c2v1}) est effectué à chacun de ces instants d'occurrence des événements. Le recalage effectué à l'instant τ_{e3v1} (R_{c2v1}) amène à une condition de cohérence sur la fenêtre temporelle suivante avec $\pi^* \tau_{ev1Q4,5} \cap \pi^* \tau_{ev1Q4,5} \neq 0$. Donc, les conditions de cohérence locale entre l'observation, la référence et l'estimation sont encore remplies et $\langle v_1^-, alm \rangle = norm\ loc$.

La cohérence d'évolution liée à la relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$ est également respectée jusqu'à l'instant τ_{e3v1} indiquée par le marquage de la place p_{S3} de v_2 (condition Ev_{vas} associée aux transitions t_3^- et t_3^* de v_1) du *modèle de cohérence*. En effet, les objets $\langle v_1^- \rangle_{2ps}$ et $\langle v_1^* \rangle_{2ps}$ sont dans la place p_{S3} respectant la cohérence d'évolution décrite par $Ev_{vas} = \{\pi_{v2}(v2Q3), \pi_{v2}(v2Q4)\}$. Nous avons alors $\langle v_1^-, alm \rangle = norm\ Re$.

- *Instant* τ_{e3v2} : une condition marginale de cohérence locale entre l'observation et l'estimation ($\pi^* \tau_{ev2Q3,4}$) apparaît avec un degré d'écart $\langle v_2^-, de_{est} \rangle = + (1 - 0.1) = + 0.9$ indiquant une

trajectoire dégénérative en retard. L'incohérence entre l'observation et la référence $\pi^* \tau_{ev2Q3,4}$ conduit à une condition d'alarme $\langle v^-_2.alm \rangle = type I loc retard$. Le recalage effectué (R_{c2v2}) amène encore à une condition de cohérence sur $\pi^* \tau_{ev2Q4,5}$ et $\pi^{**} \tau_{ev2Q4,5}$.

- *Instant* τ_{e4v1} : lors de l'occurrence de l'événement e_{4v1} et du franchissement de la transition t^-_4 de v_1 , une incohérence d'évolution sur la relation $R_{e(v1 \leftrightarrow v2)}$ est vérifiée par l'absence de marquage par $\langle v^-_{2ps} \rangle$ de la place de synchronisation ps_4 de v_2 . En effet, le retard de transition d'état dû à τ_{e4v2} (qui devait se produire dans la fenêtre temporelle $\pi^* \tau_{ev2Q3,4}$) n'a pas permis l'évolution de $\langle v^-_{2ps} \rangle$ depuis la place ps_3 vers ps_4 qui décrit la condition Ev_{vas} associée à la transition t^-_4 de v_1 . Cette incohérence indiquée en grisé (A) sur les figures 6.10 et 6.11 représente une condition de *détection sur* $R_{e(v1 \leftrightarrow v2)}$ et $\langle v^-_1.alm \rangle = detec Re$.
- *Instant* τ_x : à cet instant, coïncidemment proche de l'instant τ_{e4v1} , une incohérence locale (en grisé (B) sur la figure 6.10 et 6.11) est vérifiée sur v_2 à travers le marquage $\mathcal{M} = [0, 0, 0, \langle v^-_2 \rangle, \{\langle v^*_2 \rangle, \langle v^*_2 \rangle\}, 0]$. L'estimation $\pi^{**} \tau_{ev2Q4,5}$ ne correspond plus à l'observation τ_{e4v2} (qui aura lieu plus tard avec un degré d'écart maximal $\langle v^-_2.de_{ref} \rangle = +1$ et avec un $dR_{c_{v2}}$ (30s) assez élevé). Une condition de *détection locale* est alors signalé $\langle v^-_2.alm \rangle = detec loc$. Le recalage résultant (R_{c3v2}) conduit également à une incohérence sur les fenêtres temporelles suivantes d'estimation et de référence avec $\pi^* \tau_{ev2Q5,6} \cap \pi^{**} \tau_{ev2Q5,6} = 0$ (en grisé (C) sur la figure 6.10) et une condition d'*alarme locale type II*, $\langle v^-_2.alm \rangle = type II loc$ est également signalée.
- *Instant* τ_{e+v2} : cet événement inattendu représente le fait que la trajectoire dégénérative est revenue à l'état qualitatif précédent (fig. 6.9) conduisant à une condition de *détection locale*, $\langle v^-_2.alm \rangle = detec loc inn$. Dans la dernière section, nous présentons une extension de représentation du RdPTF_R pour la modélisation de cette incohérence d'évolution.

L'évolution progressive du degré d'écart observé sur v_1 et v_2 ainsi que les conditions d'alarme et de détection locales et la cohérence d'évolution de $R_{e(v1 \leftrightarrow v2)}$, fournissent une base assez riche pour un diagnostic déductif. Selon un raisonnement basé sur l'expertise, ce scénario ne se produit que lors d'un défaut sur la vanne intermédiaire V_{ab} .

Ce raisonnement effectué sur la relation $R_{e(v1 \leftrightarrow v2)}$ peut être étendu à d'autres scénarios qui permettent la génération d'*hypothèses*, comme montré dans [Loures & Pascal, 05]. La formalisation de cette connaissance déductive est effectuée de la façon suivante :

- Hypothèse $h_{y1} = \{bouchage partiel ou total de la vanne intermédiaire V_{ab}\}$: (augmentation de la variation du niveau du bac A et réduction de la variation du niveau du bac B) scénario développé dans cette section, caractérisé par une trajectoire dégénérative en avance $S_e(v_1)_{obs}$ sur v_1 et une trajectoire dégénérative $S_e(v_2)_{obs}$ en retard sur v_2 (fig.6.9).
- Hypothèse $h_{y2} = \{bouchage partiel ou total de la vanne de sortie V_o ; débit de sortie excessif de la pompe P_p\}$: (augmentation de la variation du niveau du bac A et B) scénario caractérisé par une trajectoire dégénérative en avance $S_e(v_1)_{obs}$ sur v_1 et une trajectoire $S_e(v_2)_{obs}$ également en avance sur v_2 .
- Hypothèse $h_{y3} = \{fuite bac A, fuite bac B, bouchage partiel ou total de la pompe P_p\}$: (réduction de la variation du niveau du bac A et B) scénario caractérisé par une trajectoire dégénérative en retard $S_e(v_1)_{obs}$ sur v_1 et une trajectoire $S_e(v_2)_{obs}$ également en retard sur v_2 .

L'inférence sur l'hypothèse de défaut $h_y = \{f_i\}$ (où $f_i \in F = \{f_1, \dots, f_n\}$ est l'ensemble de défauts), est effectuée à chaque observation de transition d'état qualitatif sur les variables, par un moteur

de diagnostic qui consiste à :

- i) Vérifier le degré d'écart local $\langle v_i^- .de_{est} \rangle$ entre l'observation et l'estimation (des *symptômes*) des variables impliquées dans chaque hypothèse h_y . Dans notre cas, les variables correspondent à la relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$
- ii) Déduire à partir d'un mécanisme de pondération \wp effectué sur les symptômes, l'hypothèse de défaut $h_y = f_i$ la plus possible. Pour chaque hypothèse ci-dessus, nous pouvons avoir les pondérations suivantes :
 - Hypothèse h_{y1} : *condition* ($S_e(v_1)_{obs}$ en avance) \wedge ($S_e(v_2)_{obs}$ en retard) avec une pondération $\wp(h_{y1}) = \max(\langle v_1^- .de_{est} \rangle, \langle v_1^- .de_{est} \rangle, \langle v_2^- .de_{est} \rangle, \langle v_2^- .de_{est} \rangle) \neq 0$.
 - Hypothèse h_{y2} : *condition* ($S_e(v_1)_{obs}$ en avance) \wedge ($S_e(v_2)_{obs}$ en avance) avec une pondération $\wp(h_{y2}) = \max(\langle v_1^- .de_{est} \rangle, \langle v_1^- .de_{est} \rangle, \langle v_2^- .de_{est} \rangle, \langle v_2^- .de_{est} \rangle) \neq 0$.
 - Hypothèse h_{y3} : *condition* ($S_e(v_1)_{obs}$ en retard) \wedge ($S_e(v_2)_{obs}$ en retard) avec une pondération $\wp(h_{y3}) = \max(\langle v_1^- .de_{est} \rangle, \langle v_1^- .de_{est} \rangle, \langle v_2^- .de_{est} \rangle, \langle v_2^- .de_{est} \rangle) \neq 0$.

Dans le cas de l'exemple développé dans cette section nous n'avons déduit l'hypothèse h_{y1} que par la condition binaire ($S_e(v_1)_{obs}$ en avance) \wedge ($S_e(v_2)_{obs}$ en retard). En considérant un nombre plus élevé de relations $R_e(v_i \leftrightarrow v_k)$ et de variables, dans un procédé quelconque de taille supérieure, la déduction d'une hypothèse h_{yi} peut dépendre également de l'évaluation de la pondération \wp .

Dans le chapitre suivant, ce diagnostic purement déductif est remplacé par une démarche de diagnostic à base de cohérence s'appuyant sur une structure d'influence tout en gardant une modélisation basée sur RdPTF. Passons finalement à la section suivante pour la validation de notre approche au niveau MO_t en considérant un scénario de mauvaise conduite par l'opérateur.

6.3.2. La surveillance sur la conduite de l'opérateur

Considérons une séquence d'opérations unitaires, définies par un *POS* (*procédures d'opération standard*), effectuées sur notre procédé à deux bacs montré sur la figure 5.1, dans l'intervalle $[0, 200] ut^{23}$ qui correspond à un mode opératoire transitoire MO_t intitulé '*préparation produit x*'. Le MO_t est composé d'une phase de nettoyage/remplissage initiale, remplissage/réaction et d'alimentation initiale de la ligne suivante de l'installation. Ce MO_t doit enchaîner les actions suivantes :

1. *Intervalle* $[0,50]ut$: A l'instant $\tau = \tau_0 = 0 ut$, une consigne sp_0 de niveau initial est configurée sur la boucle PI, les vannes V_a et V_b sont ouvertes et la vanne de sortie V_o est fermée. Cette configuration maintenue jusqu'à l'instant $\tau = 50 ut$, correspond à la phase de nettoyage/remplissage initiale.
2. *Intervalle* $[50,100]ut$: A l'instant $\tau = 50 ut$, une augmentation de la consigne sp est établie à 20% de la consigne initiale sp_0 , les vannes V_a et V_b sont fermées et la vanne V_o est maintenue fermée. Cette configuration est maintenue jusqu'à l'instant 100 ut et correspond à la phase de remplissage/réaction.
3. *Intervalle* $[100,200]ut$: A l'instant 100 ut , la consigne sp est augmentée de 50% de la

²³ ut : unité de temps

consigne initiale sp_o et la vanne V_o est ouverte. La configuration correspond à la phase d'alimentation initiale de la ligne suivante, jusqu'à l'instant 200 ut à partir duquel le régime permanent est établi.

Le rôle de l'opérateur consiste à enchaîner ces opérations unitaires définies par le *POS* (*procédures d'opération standard*) aux instants prévus (50 ut et 100 ut) avec les consignes correctes. Le bon déroulement du MO_t est caractérisé par une famille de courbes issue de données historiques qui décrivent les trajectoires des variables concernées : v_1 (na) et v_2 (nb), respectivement niveaux du bac 1 et bac 2. La figure 6.12 montre les trajectoires de v_1 et de v_2 et les fonctions $\pm\varepsilon(t)$ et $\pm\zeta(\tau)$ associées. Une trajectoire de comportement anormal produite par un scénario de mauvaise conduite est également montrée. Ce scénario est le suivant :

- La vanne V_b dont la fermeture est prévue à l'instant $\tau = 50\text{ ut}$ n'est fermée qu'à l'instant 100 ut , donc avec un retard de 50 ut .
- La vanne de sortie V_o est ouverte à l'instant $\tau = 80\text{ ut}$ au lieu de l'instant 100 ut (anticipation de 20 ut).

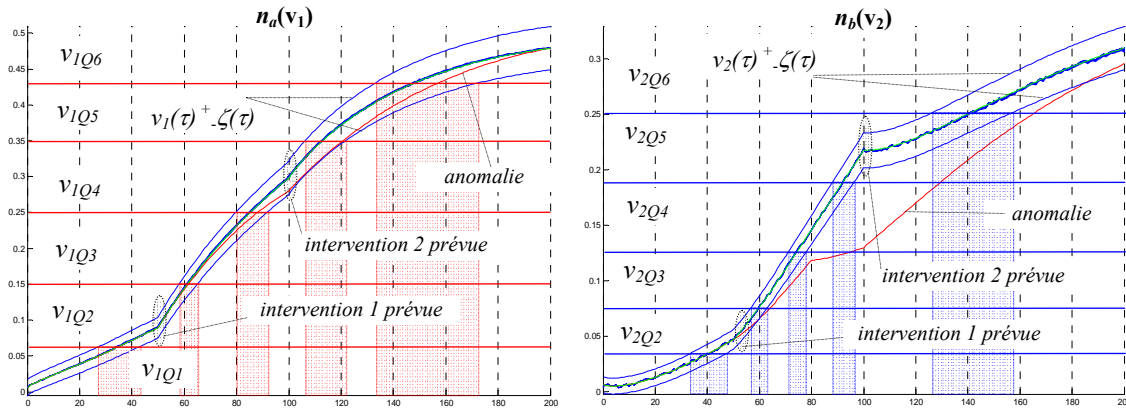


Figure 6.12 : Les trajectoires de n_a et n_b caractéristiques du MO_t 'préparation produit x '

La figure 6.13 donne la description temporelle floue $\mathcal{S}_e(v_i)_{\text{ref}} = \{\pi\tau_{e_1}, \dots, \pi\tau_{e_n}\}$ de v_1 et v_2 sur laquelle un raisonnement est ajouté à notre démarche de partitionnement : l'opérateur est censé intervenir sur le procédé dans une fenêtre temporelle floue correspondant à l'intervalle de séjour dans un état qualitatif spécifique v_{iQ_m} , délimité par les fenêtres temporelles de transition d'état $\pi\tau_{e_{v_{iQ_{m-1},m}}}$ et $\pi\tau_{e_{v_{iQ_{m,m+1}}}}$. La définition du partitionnement s'appuie sur le le *POS* du MO_t de façon à éviter le placement temporel des régions d'intervention de l'opérateur (caractérisées par une discontinuité) dans les fenêtres temporelles de transition d'état $\pi\tau_{e_{v_{iQ_{m-1},m}}}$, base de référence pour l'évaluation d'écart.

Ainsi, l'intervention est requise quand les variables se trouvent à des états qualitatifs v_{iQ_m} spécifiques. Par exemple, l'opérateur est censé effectuer l'*intervention 1* (configuration de la phase de remplissage/réaction) lorsque la variable le niveau du bac A (na) se trouve dans l'état qualitatif v_{1Q_2} et le niveau du bac B (nb) se trouve dans l'état qualitatif v_{2Q_2} . Pour l'intervention 2, les états qualitatifs concernés sont v_{1Q_4} et v_{2Q_5} .

Le dépassement de cette marge temporelle d'intervention va se traduire par une incohérence d'évolution temporelle locale et une incohérence sur la relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$, pouvant conduire à des conditions d'alarme ou de détection. Analysons donc, le scénario de mauvaise conduite.

Le modèle de RdPTF décrivant le partitionnement temporel de la figure 6.13 est construit

d'après la démarche exposée dans ce chapitre, présentant une structure similaire au modèle précédent (figure 6.11), où le nombre de places p_i est maintenant de 6 pour chaque variable.

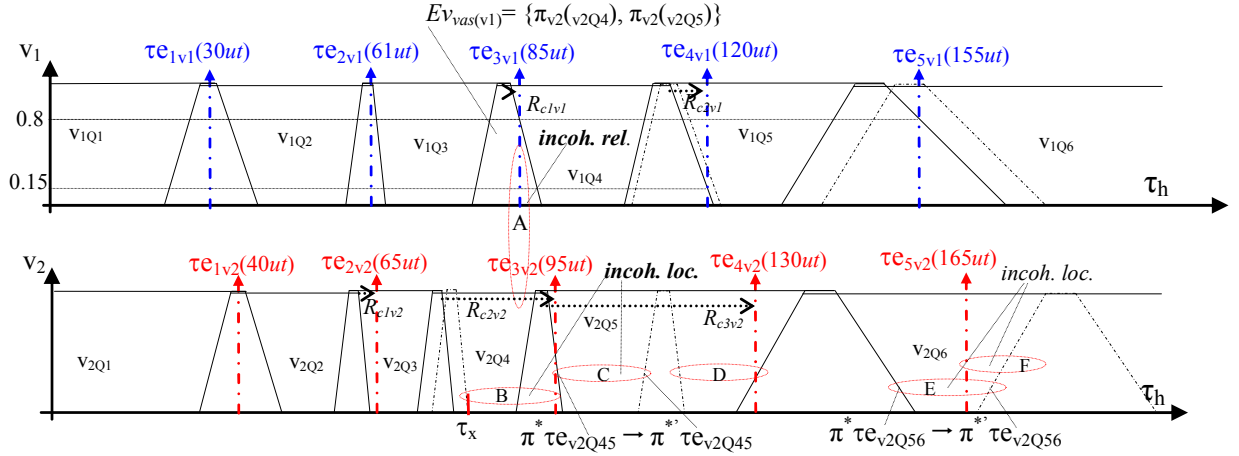


Figure 6.13 : Le partitionnement temporel flou liée à la relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$

Considérons certains instants:

- *Instants de transition d'état* $\tau_{e_{iv1}}$ sur v_1 : La description de la trajectoire $S_e(v_1)_{\text{obs}} = \{\tau_{e1}, \tau_{e2}, \tau_{e3}, \tau_{e4}, \tau_{e5}\}$ a conduit aux *degrés d'écart* en retard successifs $[\langle v_1^{-}.de_{\text{ref}} \rangle]_{ei} = [0, 0, +0.2, +0.85, +0.2]$ représentant une trajectoire locale cohérente avec la description de référence. L'écart marginal vérifié, dû au scénario de mauvaise conduite, a été partiellement corrigé par la boucle PI. L'évolution des marquages des modèles (suivi, référence et estimation) est cohérente, donc aucune condition d'alarme locale n'a été vérifiée.
- *Instants de transition d'état* $\tau_{e_{iv2}}$ sur v_2 : La trajectoire observée $S_e(v_2)_{\text{obs}} = \{\tau_{e1}, \tau_{e2}, \tau_{e3}, \tau_{e4}, \tau_{e5}\}$ a décrit un comportement nettement plus dégénératif qui a conduit à un certain nombre de conditions d'alarme et de détection. Les *degrés d'écart* en retard successifs $[\langle v_2^{-}.de_{\text{ref}} \rangle]_{ei} = [0, +1, +1, +1, +1]$ et $[\langle v_2^{-}.de_{\text{est}} \rangle]_{ei} = [0, +1, +1, +1, +1]$ montrent bien le scénario d'anomalie généré par la mauvaise conduite.

Voyons quelques instants notables :

- *Instant* τ_x : à cet instant le marquage sur v_2 , $M = [0, 0, \langle v_2^{-} \rangle, \{\langle v_2^* \rangle, \langle v_2^* \rangle\}, 0, 0]$, indique une incohérence entre l'observation et la référence et l'estimation, puisque l'événement $\tau_{e_{3v2}}$ n'a pas encore eu lieu. Une condition de détection est signalée, $\langle v_2^{-}.alm \rangle = \text{detec loc}$ (fig. 6.13, grisé B).
- *Instant* $\tau_{e_{3v1}}$: Une condition de détection de la cohérence d'évolution de la relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$ est indiquée par la non vérification de la condition Ev_{vas} associée à la transition t_i^{-} du RdPTF de v_1 associée aux états v_{1Q3} et v_{1Q4} . La place de synchronisation p_{Si} de v_2 liée à cette transition (qui modélise la condition Ev_{vas}) n'est pas marquée par $\langle v_2^{-}.ps \rangle$ à l'instant $\tau_{e_{3v1}}$. Ceci est dû au retard d'occurrence de l'événement $\tau_{e_{3v2}}$ sur v_2 . Cela a conduit à la condition d'incohérence sur le synchronisme d'évolution entre v_1 et v_2 et à $\langle v_1^{-}.alm \rangle = \text{detec Re}$ (fig. 6.13, grisé A).
- *Instant* $\tau_{e_{3v2}}$: lors de l'occurrence de $\tau_{e_{3v2}}$, le recalage ($R_{e_{2v2}}$), effectué sur la fenêtre temporelle suivante, amène à une condition d'incohérence locale ($\pi^* \tau_{e_{v2Q4,5}} \cap \pi^{**} \tau_{e_{v2Q4,5}} = 0$) et $\langle v_2^{-}.alm \rangle = \text{type II loc retard}$ (fig. 6.13, grisé C).

- Instant $\tau_{e_{4v2}}$: une nouvelle incohérence entre l'observation et la référence $\pi^* \tau_{ev2Q4,5}$ et l'estimation $\pi^* \tau_{ev2Q4,5}$ maintient la condition $\langle v_{2,alm}^- \rangle = \text{detec loc}$ (fig. 6.10, grisé C, D). Le recalage (R_{c3v2}) conduit également au maintien de la condition $\langle v_{2,alm}^- \rangle = \text{type II loc retard}$ ($\pi^* \tau_{ev2Q5,6} \cap \pi^* \tau_{ev2Q5,6} = 0$) (fig. 6.13, grisé E).
- Instant $\tau_{e_{5v2}}$: L'incohérence entre l'observation et l'estimation indique maintenant un changement de tendance à travers le degré d'écart $\langle v_{2,de_{est}}^- \rangle = -1$ (avance) issu de l'évaluation de la fonction de nécessité avant $\pi^* \tau_{ev2Q5,6}$ (fig. 6.13, grisé F).

Le raisonnement permet donc, la vérification de l'incohérence temporelle d'évolution locale sur v_2 qui conduit à une incohérence d'évolution liée à la relation $R_{e(v1 \leftrightarrow v2)}$. L'hypothèse d'anomalie due à une mauvaise conduite et non à un défaut est résolue en fonction de la vérification des entrées (Uc) sur le procédé.

Les conditions d'alarme et de détection dépendent du partitionnement flou effectué, qui modélise les incertitudes et les écarts maximaux admissibles sur les dynamiques continues. Comme nous l'avons déjà dit, les procédures prévues par le POS du MOt considéré sont prises en compte par la définition du partitionnement de façon à placer temporellement une intervention prévue dans un état qualitatif. Un affinement du partitionnement, respectant les consignes présentées dans le chapitre 5, peut amener à la vérification d'une condition d'alarme ou de détection plus tôt. Cependant, le niveau d'information fourni est déjà suffisant pour le niveau de surveillance proposé.

6.4. Considérations complémentaires

Pour finaliser l'étape de définition du RdPTF menée dans ce chapitre, soulignons deux points supplémentaires : la représentation de trajectoires d'ordre supérieur à celles de premier ordre et la représentation d'une trajectoire inattendue de comportement anormal.

La figure 6.14 donne le RdPTF qui décrit la trajectoire d'une variable v_i en comportement normal, ses enveloppes d'incertitude et d'écart admissible ainsi qu'un comportement anormal caractérisé par un retour inattendu à un état qualitatif non prévu. Les places de synchronisation n'y sont pas indiquées.

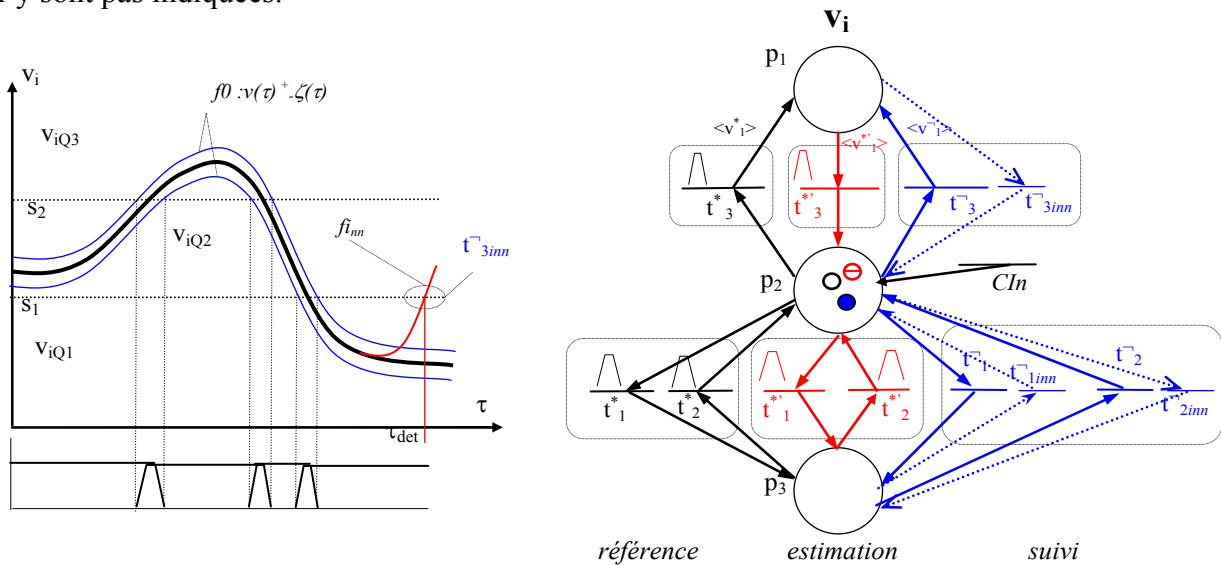


Figure 6.14 : Le RdPTF de représentation d'une trajectoire d'ordre supérieur

La première transition d'état (passage de v_{iQ2} à v_{iQ3}) à laquelle est associée $\pi\tau_{eviQ2,3}$ est modélisée par les transitions t_{-1}^{-} , t_{-1}^{*} et $t_{-1}^{*'}$ avec p_2 comme place d'entrée et p_3 comme place de sortie. La deuxième transition d'état (passage de v_{iQ3} à v_{iQ2}) est modélisée par les transitions t_{-2}^{-} , t_{-2}^{*} et $t_{-2}^{*'}$ avec p_3 comme place d'entrée et p_2 comme place de sortie. Pour la troisième transition d'état, les transitions sont t_{-3}^{-} , t_{-3}^{*} et $t_{-3}^{*'}$ avec p_2 comme place d'entrée et p_1 comme place de sortie. Il est à noter que l'état qualitatif initial étant v_{iQ2} , c'est la place p_2 qui est initialement marquée par $\langle v_{-1}^{-}.alm \rangle$, $\langle v_{-1}^{*}.alm \rangle$ et $\langle v_{-1}^{*'}.alm \rangle$.

La branche liée au modèle de suivi (transitions t_{-jint}^{-}) représente la condition binaire de transition vers un état inattendu, comme dans le cas d'une trajectoire fortement dégénérative ou liée à un défaut abrupt. Dans le cas présenté sur la figure 6.14, l'état inattendu v_{iQ2} est marqué lors du franchissement de t_{-3int}^{-} à l'instant τ_{det} , impliquant la condition d'alarme $\langle v_{-1}^{-}.alm \rangle = detec\ loc\ inn$. Cette branche permet le suivi de trajectoire en défaut.

Nous soulignons à nouveau que la démarche d'obtention du RdPTF peut être effectuée à partir d'une procédure algorithmique basée sur la description temporelle floue de la trajectoire de v_i .

6.5. Conclusions

La problématique d'abstraction des dynamiques continues présentée dans le chapitre 5 a conduit à une description événementielle temporelle floue des trajectoires incertaines des variables. Le caractère événementiel de cette description a permis la proposition d'un modèle RdPTF pour la surveillance et le diagnostic au niveau procédural MO_t . Le suivi et la détection de comportements anormaux, conduisant notamment à des trajectoire de dérives lentes, liés à la présence de défauts issus d'une mauvaise conduite du procédé par l'opérateur ainsi qu'un diagnostic déductif pour la résolution des hypothèses de défauts sont possibles.

Pour cela, une décomposition du RdPTF_R a été proposée conjointement à la mise en œuvre des mécanismes de vérification et de rétablissement de cohérence temporelle d'évolution locale sur une variable. Un *modèle de référence* représente la description temporelle floue issue des données historiques et du processus de partitionnement flou développée dans le chapitre précédent, un *modèle de suivi* décrit la trajectoire réelle observée et un *modèle d'estimation* représente la mise à jour de l'information de référence à chaque observation à travers le mécanisme de *recalage temporel* de façon à décrire la tendance d'évolution de la trajectoire.

La difficile connaissance des relations d'influence entre les variables au niveau MO_t et le degré d'abstraction de l'information vis-à-vis de la surveillance nous a conduit à une démarche spécifique de suivi et de détection. Un critère de détection et des niveaux d'alarmes ont été définis de façon à focaliser non seulement la vérification d'incohérence d'évolution locale sur une variable mais aussi sur l'incohérence d'évolution au sein d'une relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$. Pour cela un *modèle de cohérence* a été proposé afin de permettre la détection de trajectoires divergentes.

Dans le chapitre suivant, le raisonnement sur la cohérence d'évolution entre variables et le mécanisme de recalage temporel sont adaptés au niveau *phase* et permettent une meilleure caractérisation de la dynamique dégénérative, notamment la TDL produite par un défaut. Le moteur de diagnostic intrinsèquement déductif et dépendant de la connaissance de défaut est remplacé par une méthode de diagnostic à base de cohérence s'appuyant sur une structure d'influence. La localisation de défaut devient alors possible.

CHAPITRE 7

La surveillance et le diagnostic au niveau *phase*

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté le modèle $RdPTF_R$ dont la potentialité de représentation de l'information et de raisonnement temporel issu du processus d'abstraction développé dans le chapitre 5, permet la mise en œuvre de mécanismes spécifiques pour la surveillance et le diagnostic au niveau MO_i .

Dans ce chapitre, nous adaptons son pouvoir de représentation pour la mise en œuvre de mécanismes de vérification et de rétablissement de la cohérence temporelle spécifiques au niveau *phase*. Les indices d'écart, les niveaux d'alarmes et les critères de détection suivent cette adaptation pour permettre le suivi et le diagnostic de défauts dus aux trajectoires de dérives lentes (TDL).

Comme nous l'avons souligné à plusieurs reprises, au niveau *phase*, une définition plus précise des relations d'influence qui régissent les dynamiques continues est possible. Cela permet d'effectuer un raisonnement plus fin et d'envisager des TDL qui se produisent avec un écart marginal par rapport à la trajectoire de comportement normal de référence $S_e(v_i)_{ref}$. Nous nous retrouvons au cœur de la problématique d'abstraction temporelle développée dans le chapitre 5. Les paramètres flous qui délimitent les dates floues de transition d'état qualitatif jouent un rôle fondamental pour la définition des conditions d'alarme et de détection ainsi que pour le moteur de diagnostic.

Nous proposons dans ce chapitre, l'exploitation et l'adaptation d'un certain nombre de concepts issus des méthodes de diagnostic à base de raisonnement causal pour notre description événementielle qualitative à partir d'un modèle $RdPTF$. Nous avons retenu notamment le travail d'Evsukoff décrit dans le chapitre 2 (section 2.3.4.4), fondé également sur une base de raisonnement flou. Notre étude (première partie du mémoire) nous a conduit à écarter la modélisation exhaustive des modes de défaut qu'imposent souvent les approches d' AQT et les méthodes de diagnostic à base de modèles discrets basées sur l'abstraction des dynamiques continues. Une partie de la complexité peut être réduite grâce au pouvoir explicatif de la structure d'influence qui décompose la connaissance du système en relations locales.

Concernant la vérification de cohérence d'évolution temporelle locale fondée sur la confrontation entre l'observation $S_e(v_i)_{obs}$ et la référence $S_e(v_i)_{ref}$, au niveau *phase*, nous étendons le simple mécanisme de vérification de cohérence d'évolution d'une relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$ proposé

au niveau MO_t , vers un mécanisme de rétablissement de cohérence temporelle au sein d’une influence $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$. Pour cela, une analyse plus adéquate des dynamiques continues est effectuée par une nouvelle méthode de *recalage temporel*, fondée sur les concepts de distance et de similarité floues liées à la notion de distance normalisée. Le processus de propagation de la dynamique des variables en amont v_{mi} sur les variables en aval v_{vi} de l’influence est alors décrit à travers un *modèle de prédiction*.

Ces mécanismes formeront la base de raisonnement pour le processus de décision de détection sur une variable et pour la localisation de défaut (local ou en amont). Des indices pour la caractérisation de l’écart de la trajectoire $S_e(v_i)_{obs}$ par rapport à la trajectoire de référence $S_e(v_i)_{ref}$ dans l’horizon $[\tau_o, \tau_H]_{ph}$ considéré sont proposés.

La première section est consacrée à l’adaptation du modèle $RdPTF_R$ proposé au niveau MO_t pour prendre en compte la structure d’influence (graphe d’influence). Le *modèle de suivi* et le *modèle de prédiction* sont décrits en insistant sur le mécanisme de *recalage temporel d’influence*. La démarche de surveillance et de diagnostic est ensuite présentée à travers un scénario de défaut sur le procédé à deux bacs. Enfin, certains aspects supplémentaires notamment le besoin d’une connaissance partielle de modes de défaut, pour la résolution des hypothèses (affinement du diagnostic) et l’identification du défaut sont décrits.

7.1. Le modèle $RdPTF_I$

Le modèle $RdPTF_I$ proposé au niveau *phase* présente la même structure que le modèle $RdPTF_R$ défini précédemment. Deux parties sont liées à une description temporelle locale de la dynamique d’une variable – *le modèle de référence et le modèle de suivi* – et une partie liée à la relation d’influence $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$ – *le modèle de prédiction*. Cette proposition est illustrée sur le schéma de la figure 7.1.

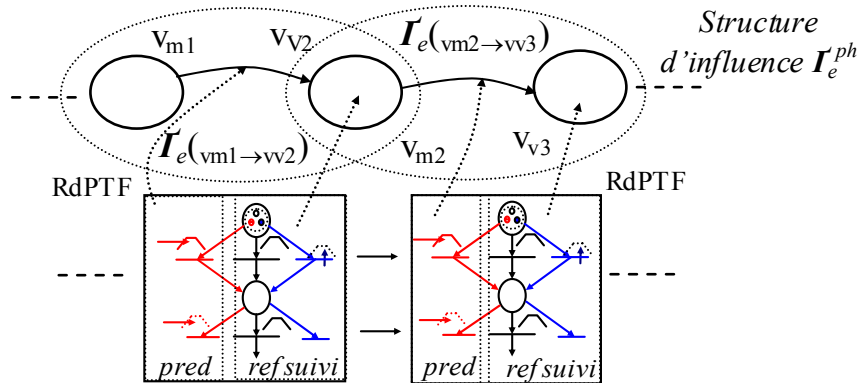


Figure 7.1 : La structure du modèle $RdPTF_I$ au niveau *phase*

Pour chaque variable, un *modèle de référence* et un *modèle de suivi* sont associés à la variable en aval v_{vi} (nœud) et un *modèle de prédiction* associé à la dynamique de l’influence (arc) de la variable en amont v_{mi} sur la variable en aval v_{vi} .

Mettons maintenant en évidence les évolutions apportées au modèle proposé au niveau MO_t pour son utilisation au niveau *phase*.

7.1.1. Définition

Dans cette section certaines définitions présentées dans le chapitre précédent seront omises pour focaliser la description sur les modifications effectuées.

Le réseau de Petri temporel flou utilisé dans notre approche au niveau *phase* est défini comme le 2-uplet :

$$\mathbf{RdPTF}_I = \langle R_I, CT_I \rangle$$

où R_I est un réseau de Petri à objets et CT_I notre condition de transition d'état définie dans la section 5.2.2. Chaque \mathbf{RdPTF}_I correspond à la variable v_{vi} associée à l'influence $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$.

R_I est défini comme le 8-uplet :

$$\mathbf{R}_I = \langle C_o, O, P, T, V, Pre, Post, M_0 \rangle$$

où :

C_o (classes d'objets): Les variables clés \mathbf{V} sont organisées en classes $\{U_C, V_{Ifo}, V_{Ifi}\}$: les entrées de commande U_C variables non soumises à une influence, les variables en aval (\mathbf{V}_v) et en amont (\mathbf{V}_m) de l'influence en comportement normal V_{Ifo} et sur un défaut spécifique V_{Ifi} . V_I est l'ensemble de variables liées à influence : $V_I = \{\mathbf{V}_v, \mathbf{V}_m\}$, où $v_{vi} \in \mathbf{V}_v, v_{mi} \in \mathbf{V}_m, v_{fi} = \{v_{vi}, v_{mi}\} \in V_I, u_{ci} \in U_C$. L'indice i sur les variables sera omis pour des raisons de clarté.

Domaine de classes : $D(U_C) = \{u_{ci}^*\}$, $D(V_{Ifo}) = \{v_{Ifo}^*, v_{Ifo}^{\neg}, v_{Ifo}^{\succ}\}$, $D(V_{Ifi}) = \{v_{Ifi}^*, v_{Ifi}^{\neg}\}$.
Les signes représentent : * : référence, \neg observation, \succ prédiction.

O : un ensemble d'instance d'objets. $O = D(U_C) \cup D(V_{Ifo}) \cup D(V_{Ifi})$. Ils représentent les jetons : $\langle u_{ci}^* \rangle, \langle v_{Ifo}^* \rangle, \langle v_{Ifo}^{\neg} \rangle, \langle v_{Ifo}^{\succ} \rangle, \langle v_{Ifi}^* \rangle, \langle v_{Ifi}^{\neg} \rangle$.

Attributs des classes : $Attr_{(v^*Ifo)} = \{\tau q_m, .dSe_{gl}, .de_{gl}, .dde_{gl}\}$, $Attr_{(v^{\neg}Ifo)} = \{\tau q_m, .alm\}$,
 $Attr_{(v^{\succ}Ifo)} = \{\tau q_m, .dSe_{loc}, .de_{loc}, .dde_{loc}\}$, $Attr_{(v^*Ifi)} = \{\tau q_m, .dSe_{gl}, .de_{gl}\}$. Ils représentent:

$\langle \tau q_m \rangle$: l'intervalle de temps dans un état qualitatif q_m

$\langle .de_{gl} \rangle$: le degré d'écart global entre une observation et la référence à l'instant d'occurrence de l'événement τe_i

$\langle .dde_{gl} \rangle$: le taux de variation du degré d'écart global

$\langle .de_{loc} \rangle$: le degré d'écart local entre une observation et la prédiction à l'instant d'occurrence τe_i

$\langle .dde_{loc} \rangle$: le taux de variation du degré d'écart local

$\langle .dSe_{gl} \rangle$: un indice d'écart entre la trajectoire observée $S_e(v_{Ifo/fi}^{\neg})_{obs}$ et la trajectoire de référence $S_e(v_{Ifo/fi}^*)_{ref}$ jusqu'à la dernière occurrence (observation) τe_i

$\langle .dSe_{loc} \rangle$: un indice d'écart entre la trajectoire prédite $S_e(v_{Ifo}^{\succ})_{pred}$ par rapport à la trajectoire de référence $S_e(v_{Ifo}^*)_{ref}$ jusqu'à l'instant d'occurrence τe_i

$\langle .alm \rangle$: un identificateur d'incohérence entre l'observation et la référence (incohérence globale) et entre l'observation et la prédiction (incohérence locale) (*normal, type I, type II ou détection*).

CT_I est redéfini ici comme un 3-uplet :

$$CT_I = \langle Cnd_{vv}, Ev_{vv}, Ev_{vm} \rangle$$

où :

Cnd_{vv} : Condition binaire associée aux transitions concernant l'objet $\langle v_{Ifo}^- \rangle$, $\langle v_{Iff}^- \rangle$ de la variable aval considérée. Représente la condition d'occurrence d'un événement $e_{vvQm,m+1}$ indiquant le passage de l'état v_{vQm} à v_{vQm+1} .

Ev_{vv} (sur la variable en aval de l'influence):

- évaluation de la référence $\pi^* \tau_{evvQm,m+1}(\tau_{evvQm,m+1})$ et de la prédiction $\pi^> \tau_{evvQm,m+1}(\tau_{evvQm,m+1})$ qui permet la modification des attributs spécifiques des objets.
- évaluation locale de $\pi^* \tau_{evvQm,m+1}(\tau)$ et $\pi^> \tau_{evvQm,m+1}(\tau)$ qui permet la mise à jour du marquage flou associé aux objets $\langle v_{Ifo}^- \rangle$ et $\langle v_{Iff}^- \rangle$ à chaque pas de simulation ($\tau = \tau_{sim}$).

Ev_{vm} (sur la variable amont de l'influence): évaluation de la condition d'état de la variable en amont v_m observée $\{\pi^*_{vm}(q)_{(\tau)}\}$ qui va se traduire par une équivalence temporelle du type $\{\pi^*_{vm}(q)_{(\tau)}\} \rightarrow \pi^> \tau_{evvQm,m+1}(\tau)$. Cette équivalence permet la modification des attributs spécifiques des objets ainsi que la mise à jour du marquage flou et des fenêtres temporelles floues associées aux transitions concernant les objets $\langle v_{Ifo}^- \rangle$. Elle est fondée sur le mécanisme de *recalage temporel d'influence* (r_{cI}) développé dans la section 7.5.1.

7.1.2. Exemple

Nous allons nous appuyer sur le procédé à deux bacs et considérer une des phases d'un MO_t , la phase de 'démarrage'. Elle consiste à amener les niveaux du bac A et B à des seuils spécifiques ($na = 0.5$ et $nb = 0.25$) avec un comportement dynamique déterminé par des critères de performance définis sur le mode transitoire. Dans l'horizon temporel qui délimite cette phase $[\tau_o.. \tau_h]_{ph}$, un certain nombre de variables (variables clés) sont actives et soumises à une structure d'influence connue $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$. Considérons dans un premier temps, la variable v_{v2} qui correspond au niveau n_b du bac B . La figure 7.2 donne la représentation de $RdPTF_I$ de la variable v_{v2} associée à l'influence $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$. L'abstraction effectuée dans le chapitre 5 est retenue.

- Les places :

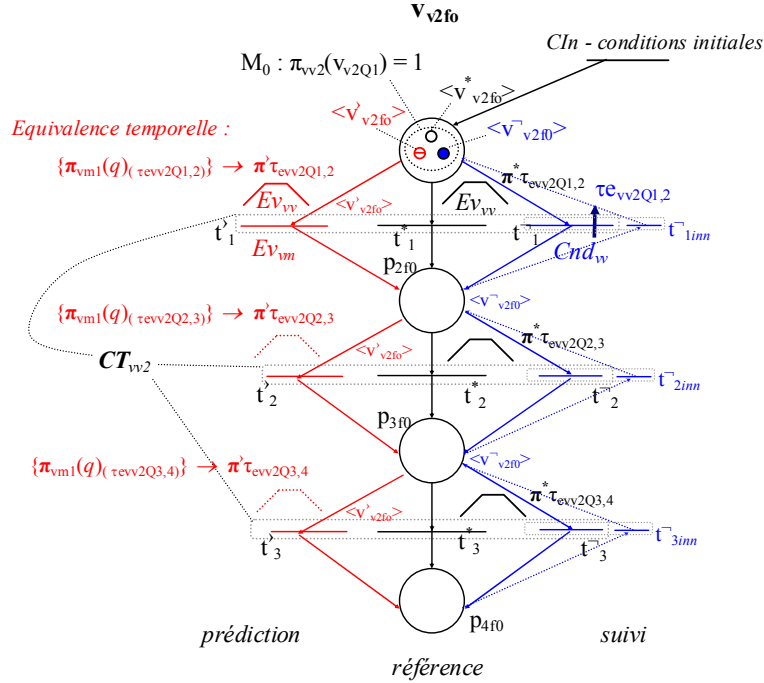
Les places p_{if0} correspondent aux états qualitatifs résultant du partitionnement flou effectué sur la dynamique en comportement normal (f_0), elles sont de type V_{Ifo} . Le marquage initial indiqué correspond, comme nous l'avons déjà vu, à une connaissance de l'état qualitatif à l'instant initial τ_0 de la phase.

- Les objets :

Chaque objet, correspondant à un jeton, est une indication de l'état du procédé : $\langle v_{v2fo}^- \rangle$ l'état réel observé, $\langle v_{v2fo}^* \rangle$ l'état de référence et $\langle v_{v2fo}^> \rangle$ l'état prédit lié au mécanisme de recalage temporel d'influence qui simule la propagation des écarts sur la dynamique au sein de l'influence $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$. Le processus de suivi et d'inférence sur la TDL réside dans la vérification conjointe du synchronisme d'évolution entre l'observation $S_e(v_{v2}^-)_{obs}$, la prédiction $S_e(v_{v2}^>)_{pred}$ et la référence $S_e(v_{v2}^*)_{ref}$ à travers le marquage et les informations (des indices) portées par les attributs affectés à chaque objet.

De la même manière qu'auparavant, une incohérence indiquée par le marquage et détaillée par les attributs, implique une condition de comportement anormal. Cette condition est signalée par

des niveaux d'alarmes et des critères d'aide à la décision pour la détection et la localisation : *local* à une influence ou *global* indiquant la possibilité d'une origine en amont sur le graphe d'influence. En indiquant si l'anomalie détectée est locale ou en amont, la variable *source* de la TDL peut être localisée et les alarmes dues à la propagation du défaut primaire peuvent être expliquées.



Attributs des objets (jetons):

$Attr_{(v^*v2fo)} = \{\tau_{qm}, dSe_{gl}, de_{gl}, dde_{gl}\}$; $Attr_{(v-v2fo)} = \{\tau_{qm}, alm\}$; $Attr_{(v\bar{v}2fo)} = \{\tau_{qm}, dSe_{loc}, de_{loc}, dde_{loc}\}$

Figure 7.2 : Le modèle RdPTF_I de la variable v_{v2} associée à $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$

– Les transitions :

Chaque transition t_{ij} est liée à un objet spécifique auquel des éléments de CT_I sont associés. Les transitions centrales t_j^* concernant l'objet $\langle v_{v2fo}^* \rangle$ (référence) sont liées à l'élément Ev_{vv} de la CT_R . A ces transitions sont associées des distributions de référence $\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}$.

Les transitions à droite $t_j^<$ concernant l'objet $\langle v_{v2fo}^- \rangle$ (suivi) sont liées à l'évaluation de Cnd_{vv} , condition binaire d'occurrence de l'événement τ_{ei} ($\tau_{evv2Qm,m+1}$). Les transitions t_{1int}^- liées au modèle de suivi, présentées dans le chapitre précédent, décrivent la condition binaire de transition vers un état inattendu, comme dans le cas d'une trajectoire fortement dégénérative dû à un défaut abrupt.

Finalement, les transitions à gauche $t_j^>$ (prédiction) sont liées à l'évaluation de Ev_{vm} qui va permettre le recalage temporel $\{\pi_{vm1}^*(q)_{(\tau_{ei})}\} \rightarrow \pi^> \tau_{evv2Qm,m+1}(\tau_{ei})$ et ainsi permettre une confrontation temporelle directe entre la prédiction $\pi^> \tau_{evv2Qm,m+1}$, la référence $\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}$ et l'observation $\tau_{evv2Qm,m+1}$.

Passons à la section suivante qui présente le mécanisme de diagnostic proposé au niveau *phase*.

7.2. Le mécanisme de la détection et du diagnostic au niveau *phase*

Avant son application à notre structure basée RdPTF_r, présentons d’abord le mécanisme de base de la détection et du diagnostic adopté. Il est envisagé non seulement la détection d’une condition anormale abrupte et inattendue (p.ex retour vers un état non prévu dû à la perte partielle ou totale d’un composant) mais aussi la détection et le diagnostic de défaut caractérisé par une TDL qui se produit pendant les phases transitoires. Comme nous l’avons déjà dit, nous avons ciblé au niveau *phase* une démarche de diagnostic à base de cohérence inspirée notamment des travaux d’Evsukoff (section 2.3.4.4).

Notre définition de la *cohérence d’évolution temporelle* et l’évaluation floue/possibiliste du *degré d’écart* temporel entre l’observation et la référence lors de la transition d’état qualitatif, sont des concepts similaires à la notion d’évaluation floue du résidu proposée par Evsukoff. Rappelons que notre base de description événementielle temporelle permet un raisonnement qualitatif adapté au niveau de surveillance proposé. Cette description nous conduit également à la notion de distance et de similarité floues liées à l’interprétation de distance et de similarité temporelle proposée par les approches de signature temporelle (section 3.2).

7.2.1. Le mécanisme de base

7.2.1.1. L’obtention des indices d’écart

Le diagnostic, notamment le processus de localisation, consiste à vérifier et évaluer, pour chaque variable associée à une influence $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$ appartenant au graphe d’influence I_e^{ph} défini dans le mode *phase*, la cohérence d’évolution:

- entre l’observation $\tau_{evviQ_{m,m+1}}$ et la référence $\pi^* \tau_{evviQ_{m,m+1}}$ – cohérence *globale*,
- entre l’observation $\tau_{evviQ_{m,m+1}}$ et la *prédiction* $\pi^> \tau_{evviQ_{m,m+1}}$ – cohérence *locale*.

Des indices *d’écart*, issus de l’évaluation des fonctions de nécessité d’occurrence d’un événement avant et après la fenêtre temporelle floue de référence $\pi^* \tau_{evviQ_{m,m+1}}$ et de prédiction $\pi^> \tau_{evviQ_{m,m+1}}$ (figure 5.17) constituent la base d’inférence du processus de localisation. Cette inférence est effectuée :

- sur le degré d’écart *.de* à l’instant $\tau_{evviQ_{m,m+1}}$ d’occurrence d’événement de transition d’état (attributs $\langle v_{v2}.de_{gl}^* \rangle$ et $\langle v_{v2}.de_{loc}^* \rangle$).
- sur le degré d’écart *.dSe* de la trajectoire observée $S_e(v_{vi})$ jusqu’à l’instant $\tau_{evviQ_{m,m+1}}$ (attributs $\langle v_{v2}.dSe_{gl}^* \rangle$ et $\langle v_{v2}.dSe_{loc}^* \rangle$).

Le degré *.dSe* peut être défini comme la moyenne des écarts *.de* vérifiés jusqu’à l’instant $\tau_{evviQ_{m,m+1}}$: $.dSe = (\sum_1^{n_{\tau_{ei}}} .de) / n_{\tau_{ei}}$, avec $n_{\tau_{ei}}$ le nombre d’événements.

La définition de *.dSe* permet un enrichissement du raisonnement sur l’écart observé à chaque transition d’état et une meilleure caractérisation de l’évolution du comportement anormal, caractérisé par une TDL. Cette notion d’indice d’écart peut être rapprochée d’autres notions similaires mais définies dans d’autres contextes. Citons, par exemple, la définition de *l’indice de différence temporelle* de [Fontaine & Ramaux, 98] qui décrit le degré de similarité entre l’observation (*session*) et la référence (*scénario*) pour une succession d’événements. Citons également, les *indices de similarité* de [Dash et al., 03] qui déterminent un degré de similarité ou

proximité entre la tendance observée sur l’horizon de temps total considéré et le dictionnaire de tendance (référence) pondéré par le nombre d’intervalles d’évaluation (du degré) et les *indices de déviation* utilisés souvent dans la littérature pour une évaluation normalisé des résidus [Gentil, 03], [Tarifa & Scenna 02]. Au sein du simulateur qualitatif *Primacause* [Travé-Massuyès et al., 97], par exemple, l’*indice de déviation* est défini dans une fenêtre temporelle qui permet le calcul du degré d’écart moyen.

7.2.1.2. L’inférence de base pour la décision de localisation

La figure 7.3 montre l’inférence de base proposée pour la décision de localisation. Elle est effectuée pour chaque variable associée à une influence $I_{e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})}$ appartenant au graphe d’influence I_e^{ph} à chaque occurrence d’événement de transition d’état. Les niveaux d’incohérence d’évolution *globale* et *locale* sont caractérisés par un indice d’écart *ie* (première colonne) défini à chaque niveau - ie_{gl} et ie_{loc} .

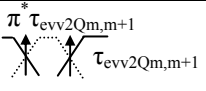
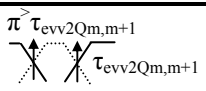
Niveau de cohérence	Vérification	Degrés d’écart $Attr_{(v^*2)} Attr_{(v>2)}$ - :avant, + :après	Décision de localisation			
			<i>normal</i>	<i>en amont</i>	<i>local</i>	<i>impossible</i>
Globale ie_{gl}		<.de _{gl} >	$ie_{gl} =$ B	$ie_{gl} =$ NB	$ie_{gl} =$ NB	$ie_{gl} =$ B
	$S_e(v_v^>2)_{ref}$ $S_e(v_v^>2)_{obs}$	<.dSe _{gl} >				
Locale ie_{loc}		<.de _{loc} >	$ie_{loc} =$ B	$ie_{loc} =$ B	$ie_{loc} =$ NB	$ie_{loc} =$ NB
	$S_e(v_v^>2)_{pred}$ $S_e(v_v^>2)_{obs}$	<.dSe _{loc} >				

Figure 7.3 : L’inférence logique de base du diagnostic (localisation)

L’inférence correspond à un processus décisionnel sur l’origine de l’anomalie (*locale* ou *amont*) à travers la vérification des indices *ie* liés à l’évaluation de cohérence d’évolution *locale* et *globale*). Les *ie* présentent une description qualitative logique : $ie = B$ (valeur bas) \Leftrightarrow ‘0’ et $ie = NB$ (valeur non bas) \Leftrightarrow ‘1’. Par exemple, la décision de localisation signale une anomalie *locale* sur l’influence $I_{e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})}$, suite à la vérification d’un indice d’incohérence *globale* $ie_{gl} = NB$ et un indice d’incohérence *locale* $ie_{loc} = NB$ (région grisée sur la figure 7.3).

L’indice d’écart *ie* peut correspondre directement à la valeur du degré d’écart *.de*, au degré d’écart *.dSe* ou à un opérateur disjonctif du type $max(.dSe, .de)$. Le choix est lié au besoin d’un raisonnement basé sur l’instant de transition d’état ($ie = .dSe$) ou d’un raisonnement effectué sur l’horizon d’observation ($ie = .de$) ou d’un raisonnement qui privilégie le plus grand indice observé ($ie = max(.dSe, .de)$).

Pour le mécanisme de décision de localisation (fig. 7.3), les descripteurs qualitatifs $\{B, NB\}$ de l’indice *ie* doivent être suffisamment discriminants pour l’inférence logique. Dans le cas de *ie* correspondant au degré d’écart *.de* ($ie = .de$), la définition de *B* peut être liée à la définition d’un seuil α_{de} qui délimite la région d’incertitude modélisée par les distributions $\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}$ (fig. 7.4), similairement à la modélisation de [Frank & Köppen-Seliger, 97], [Joslyn, 94] montrée dans la section 3.4. L’utilisation du seuil α_{de} représente une délimitation plus robuste des bornes d’incertitude obtenues à partir des réalisations expérimentales (chapitre 5).

Adoptons alors un α_{de} petit conduisant aux intervalles suivants sur le degré d'écart $.de$: $NB- = NB+ = [1, \alpha'_{de}]$ et $B = [0, \alpha_{de}]$ (fig.7.4). $NB-$ et $NB+$ correspondent respectivement au descripteur d'écart NB défini dans la région temporelle en avance et en retard sur $\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}$ (fig.7.4) et $\alpha'_{de} = 1 - \alpha_{de}$.

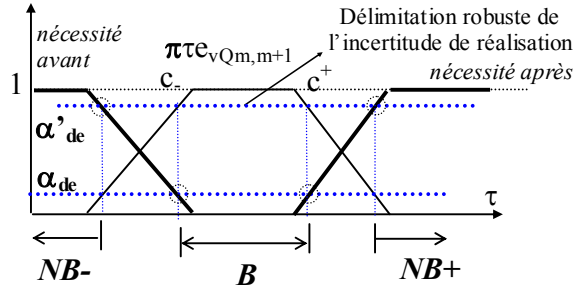


Figure 7.4 : Les descripteurs qualitatifs sur $.de$

Le mécanisme d'inférence peut signaler des conditions d'anomalie locale sur d'autres influences au sein du graphe I_e^{ph} . Dans ce cas, une *méthode de classement* peut être effectuée en s'appuyant sur la vérification des influences qui ont montré un degré d'écart plus élevé sur la trajectoire observée ($.dSe$). Le degré $.dSe$ présente une valeur quantitative définie dans l'intervalle $[0,1]$.

Des hypothèses sur les composants défaillants peuvent être établies à partir d'une association des composants physiques à chaque influence $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$ suspectée.

7.2.2. L'affinement du mécanisme

L'inférence logique de base pour la décision de localisation proposée (fig. 7.3) peut être soumise à un affinement à travers la prise en compte supplémentaire du taux de variation du degré d'écart observé $.dde$, comme le montre la figure 7.5. De la même manière, l'inférence est effectuée pour chaque variable associée à une influence $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$ et sur les niveaux de cohérence *globale* ($.de_{gl}$, $.dde_{gl}$) et *locale* ($.de_{loc}$, $.dde_{loc}$).

Le degré $.dde$ représente une vérification simple de la tendance d'évolution temporelle de l'écart à l'instant d'occurrence de l'événement e_k par rapport à l'instant précédent e_{k-1} :

$$.dde(e_k) = .de(e_k) - .de(e_{k-1}), \text{ où } e_k = \tau_{evv2Qm,m+1} \text{ et } e_{k-1} = \tau_{evv2Qm-1,m}.$$

La relation est effectuée sur les valeurs quantitatives $[0,1]$. Ensuite, le $.dde$ est défini selon les mêmes descripteurs qualitatifs que ceux du degré $.de$. C'est-à-dire par $\{NB-, B, NB+\}$ délimités ici par le seuil α_{dde} , $NB- = NB+ = [1, \alpha'_{dde}]$ et $B = [0, \alpha_{dde}]$. Plus α_{dde} est petit, plus la vérification de la condition de tendance est sensible.

Une évaluation du type B sur $.dde$ indique la possibilité d'une dynamique qui ne s'écarte plus de la trajectoire de référence $S_e(v_v^*)_{ref}$ ou de prédiction $S_e(v_v^*)_{pred}$. Une évaluation du type $NB+$ indique une trajectoire dégénérative, trajectoire qui a tendance à s'écarter de la dynamique de $S_e(v_v^*)_{ref}$ ou $S_e(v_v^*)_{pred}$. Finalement, une évaluation $NB-$ indique une trajectoire régressive, trajectoire qui a tendance à se rapprocher de la trajectoire $S_e(v_v^*)_{ref}$ ou $S_e(v_v^*)_{pred}$.

Analysons les différents niveaux d'incohérence (alarmes) définis sur la figure 7.5, non seulement en fonction du degré d'écart $.de$ mais aussi du degré $.dSe$. Plus élevé est le niveau d'incohérence sur variable, plus élevée sera la possibilité d'une inférence d'anomalie globale ($.de_{gl} / .dde_{gl}$) ou locale ($.de_{loc} / .dde_{loc}$) à l'influence $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$.

<i>.dde</i> \ <i>.de</i>	<i>NB-</i>	<i>B</i>	<i>NB+</i>
<i>NB-</i>	<p><i>type I</i></p>	<p><i>type II</i></p>	<p><i>type III</i></p>
<i>B</i>	<p><i>normal</i></p>	<p><i>normal</i></p>	<p><i>condition inexistante</i></p>
<i>NB+</i>	<p><i>type I</i></p>	<p><i>type II</i></p>	<p><i>type III</i></p>

Figure 7.5 : La décision affinée de localisation au niveau de vérification *local* ou *global*

- Niveau de cohérence *normal* : cohérence établie lors de la vérification d’une observation cohérente ($.de = B$) quelle que soit la tendance observée ($.dde = B, NB-, NB+$).
- Niveau d’incohérence *type I* : présente une possible tendance de régression (rapprochement) par rapport à la dynamique de référence ou à la dynamique prédite.
- Niveau d’incohérence *type II* : indique un degré d’écart $.de = NB+$ ou $NB-$ qui ne présente pas une possible tendance de regression par rapport la dynamique de référence ou celle prédite (l’écart est toujours présent mais n’évolue plus, $.dde = B$).
- Niveau d’incohérence *type III* : niveau établi lors de la vérification d’une tendance d’évolution dégénérative $.dde = NB+$ confirmée sur la dernière observation qui indique un degré d’écart $.de = NB+$ (pour un $.de(e_{k-1}) \neq 0$, sinon *type I*). L’écart a tendance à augmenter.

Pour une condition de tendance inversée ($.de(e_{k-1}) = NB- \rightarrow .de(e_k) = NB+$ (fig. 7.6(a)), ou alors $.de(e_{k-1}) = NB+ \rightarrow .de(e_k) = NB-$ (fig. 7.6(b))) une alarme *type II** est établie si $.dde < 1$ et *type III** si $.dde > 1$ indiquant respectivement la possibilité d’un comportement oscillatoire plus ou moins important.



Figure 7.6 : Condition événementielle de tendance inversée

Passons aux sections suivantes où les mécanismes de vérification de cohérence temporelle et d’inférence floue décrits conduisent à la mise à jour du RdPTF *référence*, *suivi* et *prédiction* – en présentant tout d’abord la structure d’influence et le partitionnement flou de notre exemple.

7.3. Structure d’influence et partitionnement flou

Considérons les variables impliquées dans la *phase de démarrage* du procédé à deux bacs et le graphe d’influence associé donné sur la figure 7.7. Les variables impliquées sont : la *consigne* (classe U_C) et les variables mesurées $\{U_p, Q_p, n_a, Q_{ab}, n_b, Q_o\}$ (classe V_{Ifo}). A titre d’exemple, nous avons ciblé la relation d’influence $I_{e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})}$ liant n_b (v_{m1}) et Q_o (v_{v2}), soit $I_{e(n_b \rightarrow Q_o)}$, relation la plus significative pour expliquer la méthode en fonction du défaut que nous avons

choisi. Bien sûr, il faut considérer simultanément toutes les relations d'influence de la structure I_e^{ph} de la phase considérée pour avoir un diagnostic.

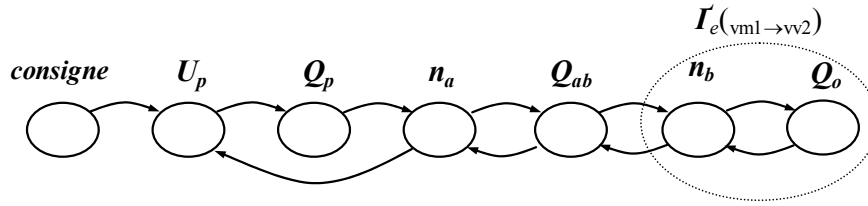


Figure 7.7 : La structure d'influence I_e^{ph} de la phase considérée.

La figure 7.8 montre les trajectoires de comportement normal sur l'horizon $[\tau_o, \tau_H]_{ph}$ issues de données historiques. Les enveloppes $\pm\zeta(\tau)$ proposées ainsi que le comportement de la TDL résultent du bouchage partiel de la vanne de sortie V_o .

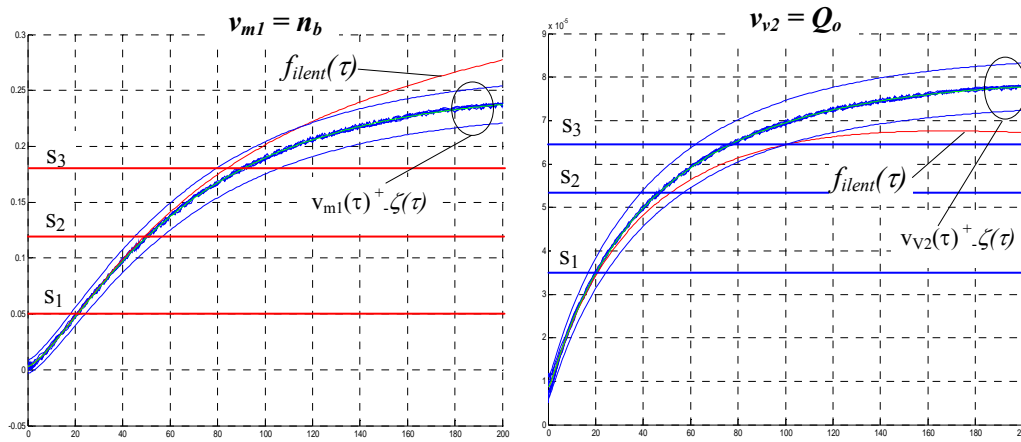


Figure 7.8 : Les trajectoires liées à l'influence $I_e^{(vm1 \rightarrow vv2)}$

La figure 7.9 montre le partitionnement flou effectué et la séquence d'événements due à la trajectoire de défaut.

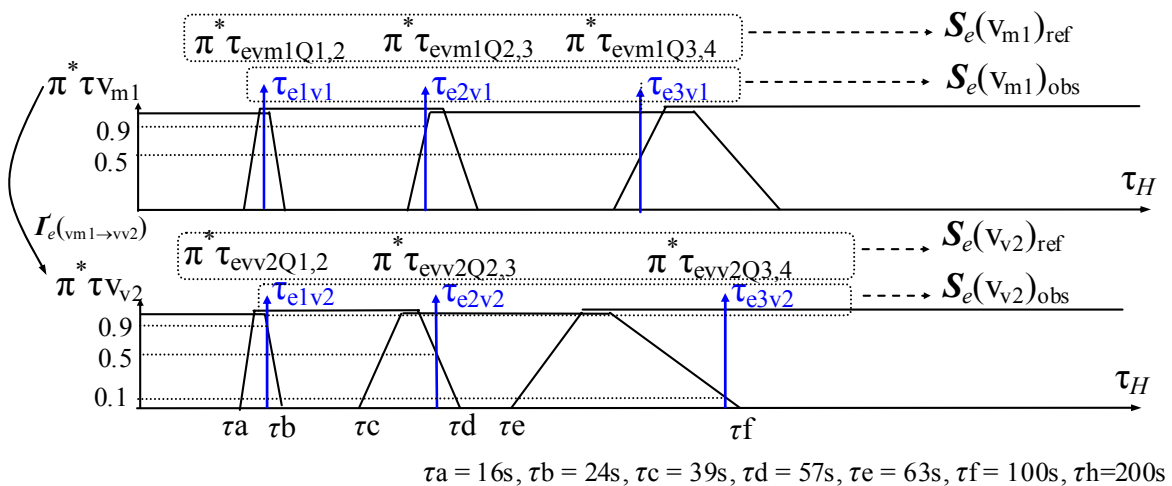


Figure 7.9 : Le partitionnement $I_e^{(vm1 \rightarrow vv2)}$

7.4. Le RdPTF des modèles de référence et de suivi et la représentation de la cohérence d'évolution globale

Considérons pour l'analyse du processus de suivi, le partitionnement flou sur la variable v_{v2} (Q_o) et la séquence d'événements indiqués sur la figure 7.9.

La trajectoire observée $\mathcal{S}_e(v_{v2})_{obs} = \{\tau_{e1v2}, \tau_{e2v2}, \tau_{e3v2}\}$ correspond à une TDL dû au bouchage partiel de la vanne de sortie V_o , donc à un comportement en retard. $\mathcal{S}_e(v_{v2})_{obs}$ sera confrontée à la trajectoire de référence $\mathcal{S}_e(v_{v2})_{ref} = \{\pi^* \tau_{evv2Q1,2}, \pi^* \tau_{evv2Q2,3}, \pi^* \tau_{evv2Q3,4}\}$ à travers la vérification de Cnd_{vv} et Ev_{vv} de CT_I : vérification de la condition binaire de séquence d'état $q_m \rightarrow q_{m+1}$ et vérification d'appartenance à la fenêtre floue délimitée par $\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}$ associés à chaque transition t_j^* du modèle de référence. Les indices d'écart $.de$, $.dSe$ et $.dde$ ressortent de ces vérifications.

La figure 7.10 montre les modèles de référence et de suivi de la variable v_{v2} (les indications de variable en aval ' v ' et ' f_0 ' ont été enlevées). Nous reprenons le mécanisme d'évolution du RdPTF_R développé dans le chapitre 6, en mettant en évidence le mécanisme de vérification de cohérence d'évolution temporelle concernant le niveau d'instance *globale*. L'évolution sur le modèle de suivi est effectuée aux instants d'observations tandis que l'évolution sur le modèle de référence suit l'horloge de simulation τ_{sim} . L'occurrence d'un événement de changement d'état issu du GE conduit à un marquage précis sur $\langle v^-_2 \rangle$ indiquant l'état qualitatif réel de la variable à l'instant τ_i .

Une incohérence entre les marquages $\mathcal{M}_{\langle v^*_2 \rangle}$ et $M_{\langle v^-_2 \rangle}$ indique que la condition de synchronisme d'évolution entre $\langle v^*_2 \rangle$ et $\langle v^-_2 \rangle$ n'est plus observée. La présence d'un comportement anormal est alors soupçonnée puisque l'observation ne correspond plus à la référence.

Analysons l'évolution du RdPTF_I et particulièrement la mise à jour des indices d'écart affectés aux attributs des objets $\langle v^*_2 \rangle$ et $\langle v^-_2 \rangle$ qui amènent à l'inférence d'incohérence au niveau d'instance *globale*. Dans la section suivante nous étendons cette inférence au niveau d'instance *locale* complétant le mécanisme de diagnostic proposé.

- *Intervalle* $[\tau_0, \tau_a]$: $\Pi_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_1\}) = 1$ et $N_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_1\}) = 1$. Il est certain que la variable se trouve dans l'état v_{2Q1} . Nous avons un marquage précis $M_0 = [\langle v^*_2 \rangle, \langle v^-_2 \rangle, 0, 0]$. (fig. 7.10(a))
- *Instant* τ_{e1v2} : l'occurrence d'un événement conduit à la mise à jour du marquage précis $M_{\langle v^-_2 \rangle} = [0, \langle v^-_2 \rangle, 0, 0]$. En fonction de l'évaluation de la condition Ev_{vv} à travers $\pi^* \tau_{ev2Q1,2}(\tau_{e1v2})$ nous avons à cet instant $\pi_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_1\}) = 0.9$ et $\pi_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_2\}) = 1$ et les mêmes valeurs sur le marquage flou $\mathcal{M}_{\langle v^*_2 \rangle} = [\langle v^*_2 \rangle, \langle v^*_2 \rangle, 0, 0]$. Le marquage résultant $\mathcal{M} = [\langle v^*_2 \rangle, \langle v^*_2 \rangle, \langle v^-_2 \rangle, 0]$ indique une cohérence d'évolution *globale* (fig. 7.10(b)).

Indices d'écart *global* affectés aux attributs: le degré d'écart à l'instant τ_{e1v2} vaut $\langle v^*_2.de_{gl} \rangle = (1-0.9) = 0.1$ et l'écart sur la trajectoire (jusqu'à cet instant, une seule observation) présente un degré $.dSe_{gl} = 0.1$. Ces indices confirment la cohérence *globale* et l'attribut $\langle v^-_2.alm \rangle = normal\ gl$.

- *Instant* τ_{e2v2} : l'occurrence d'un événement conduit à la mise à jour du marquage $M_{\langle v^-_2 \rangle} = [0, 0, \langle v^-_2 \rangle, 0]$. En fonction de l'évaluation de Ev_{vv} ($\pi^* \tau_{ev2Q2,3}(\tau_{e2v2})$) nous avons à cet instant $\pi_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_2\}) = 0.5$ et $\pi_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_3\}) = 1$ et alors le marquage flou $\mathcal{M}_{\langle v^*_2 \rangle} = [0, \langle v^*_2 \rangle, \langle v^*_2 \rangle, 0]$. Le marquage résultant $\mathcal{M} = [0, \langle v^*_2 \rangle, \langle v^*_2 \rangle, \langle v^-_2 \rangle]$ indique encore la cohérence d'évolution *globale* (fig. 7.10(c)).

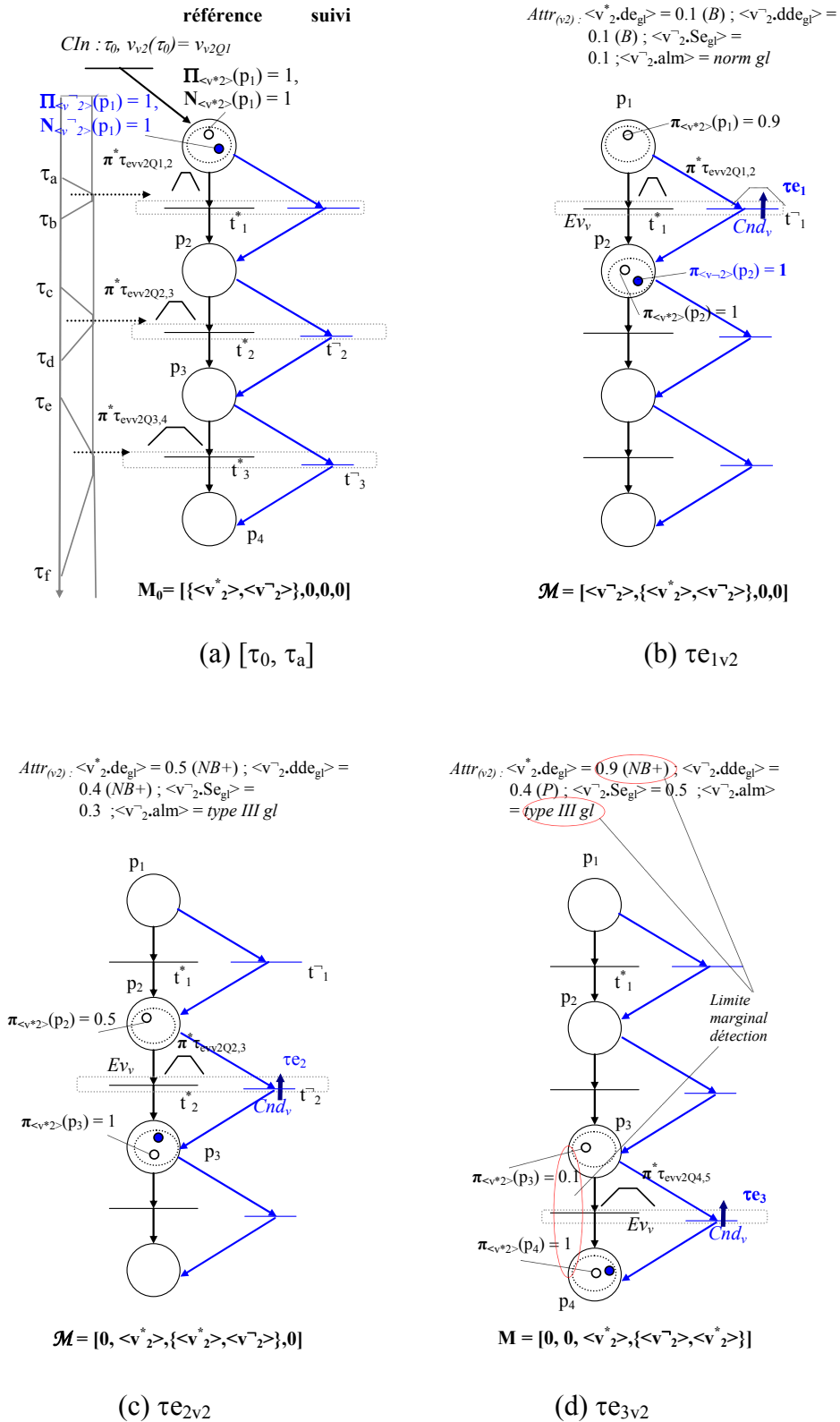


Figure 7.10 : L'évolution du RdPTF_r suivi et référence de v_{v2}

Indices d'écart global : l'écart sur l'observation a augmenté avec $\langle v^* \rangle, de_{gl} \rangle = (1-0.5) = 0.5$, le taux d'écart indique la possibilité d'une condition de trajectoire dégénérative avec une variation du degré d'écart $\langle v^* \rangle, dde_{gl} \rangle = (0.5-0.1) = 0.4$ et l'écart sur la trajectoire $\langle v^* \rangle, Se_{gl} \rangle = (.de(\tau_{e1v2}) + .de(\tau_{e2v2})) / 2 = (0.1 + 0.5) / 2 = 0.3$. Pour l'évaluation de $ie = .dSe_{gl} = 0.3$. En

considérant les seuils $\alpha_{de} = 0.25$, $\alpha_{dde} = 0.3$, nous avons les descripteurs qualitatifs suivants : $\langle v^*_2.de_{gl} \rangle = NB+$, donc $ie = NB+$, et $\langle v^*_2.dde_{gl} \rangle = NB+$ qui conduisent à l'inférence d'une condition d'alarme *type III* de cohérence *globale* sur $\langle v^-_2.alm \rangle$ (fig. 7.5).

- *Instant* τ_{e3v2} : l'événement conduit à la mise à jour du marquage $M_{0\langle v^-_2 \rangle} = [0, 0, 0, \langle v^-_2 \rangle]$. En fonction de l'évaluation de $Ev_{vv}(\pi^* \tau_{ev2Q3,4}(\tau_{e3}))$ nous avons à cet instant $\pi_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_3\}) = 1$ et $\pi_{\langle v^*_2 \rangle}(\{p_4\}) = 0.1$ et alors le marquage flou $\mathcal{M}_{\langle v^*_2 \rangle} = [0, 0, \langle v^*_2 \rangle, \langle v^*_2 \rangle]$. Le marquage résultant $\mathcal{M} = [0, 0, \langle v^*_2 \rangle, \{\langle v^*_2 \rangle, \langle v^-_2 \rangle\}]$ indique encore la possibilité de cohérence d'évolution globale (fig. 7.10(d)).

Indices d'écart *global* : l'écart sur l'observation $\langle v^*_2.de_{gl} \rangle = (1-0.1) = 0.9$ et la variation du degré d'écart $\langle v^*_2.dde_{gl} \rangle = (0.9-0.5) = 0.4$ indiquent encore la possibilité d'une condition de trajectoire dégénérative avec une augmentation de l'écart sur la trajectoire de $\langle v^*_2.dSe_{gl} \rangle = 0.5$ et $ie = .dSe_{gl} = 0.5$. Les descripteurs qualitatifs sont alors: $\langle v^*_2.de_{gl} \rangle = NB+$, donc $ie = NB+$, et $\langle v^*_2.dde_{gl} \rangle = NB+$ qui conduisent à l'inférence d'une condition aggravée d'alarme *type III* sur $\langle v^-_2.alm \rangle$ puisque ie a augmenté.

Comme nous l'avons dit à plusieurs reprises, un affinement du partitionnement augmente le nombre d'observations et peut conduire à une détection plus tôt et une caractérisation plus concrète de la trajectoire observée $\mathcal{S}_e(v_{v2})_{obs}$ d'écart à travers $.dSe_{loc}$ et $.dSe_{gl}$. Ceci permettrait une meilleure évaluation et une meilleure discrimination des influences $\mathcal{I}_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$ au sein de la structure d'influence, comme nous le verrons par la suite. Soulignons cependant que l'affinement du partitionnement doit respecter notre critère de discrimination temporelle d'état (section 5.2.1.6), afin de maintenir l'échelle d'observation au niveau de surveillance proposé, c'est-à-dire une échelle d'observation différente de l'échelle temporelle du niveau des boucles de régulation.

7.5. Le RdPTF du modèle de prédiction, la représentation de la relation locale d'influence et le diagnostic

Dans la section précédente, nous avons décrit le RdPTF du modèle de *suivi* et ses mécanismes de représentation et de raisonnement temporel sur la trajectoire observée $\mathcal{S}_e(v_i)_{obs}$ d'une variable. La confrontation entre $\mathcal{S}_e(v_i)_{obs}$ et le modèle de référence $\mathcal{S}_e(v_i)_{ref}$ nous a conduit à un raisonnement, sur une seule variable, ne permettant que la vérification d'incohérence temporelle au niveau de cohérence *globale* du sous-système.

Maintenant dotons le modèle RdPTF_r d'un pouvoir de raisonnement sur l'origine du défaut à partir de la description et de la vérification des relations comportementales locales entre des paires de variables liées par la structure d'influence montrée sur la figure 7.7. Il s'agit de mettre en œuvre la vérification de cohérence temporelle au sein des relations $\mathcal{I}_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$ et le mécanisme de rétablissement de cette cohérence temporelle basé sur la propagation de la variation de la dynamique de v_{mi} sur la dynamique de v_{vi} . Des indices qui traduisent le degré d'incohérence ou l'écart observé sont également proposés. Ils complètent l'évaluation d'une hypothèse sur l'origine (*variable source*) de l'incohérence temporelle vérifiée sur v_{vi} et permettent de conclure sur le type d'anomalie (*locale* ou en *amont*).

Dans le chapitre précédent, la vérification d'évolution de la dynamique au sein d'une relation $\mathcal{R}_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$ n'était fondée que sur la *vérification* de la condition Ev_{vas} associée aux places p_{Si} du *modèle de cohérence*. En effet, à cause de la méconnaissance des relations d'influence au niveau

MO_t , la méthode se basait sur un rétablissement de cohérence temporelle entre l’observation et la référence au niveau des dynamiques individuelles v_i , à partir du mécanisme de recalage temporel. La dynamique entre les variables de la relation $R_e(v_1 \leftrightarrow v_2)$ n’était alors caractérisée que par la *vérification* de l’incohérence manifestée par un non synchronisme d’évolution. Aucun mécanisme de propagation de la variation de la dynamique n’était possible puisque les influences entre variables n’étaient pas connues.

Dans cette section, nous présentons une autre méthode de recalage temporel, adaptée à la modélisation qualitative de la relation d’influence $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$. Tout en gardant notre base de modélisation, la méthode offre un degré d’abstraction temporelle de la dynamique propagée appropriée à notre problématique de surveillance et diagnostic.

La méthode consiste à vérifier la cohérence temporelle sur $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$ à des intervalles délimités par les fenêtres temporelles de transition d’état qualitatif des variables v_{mi} et v_{vi} concernées. Comme nous le verrons plus en détail par la suite, nous avons un rapprochement conceptuel avec les méthodes *d’approximation linéaire par morceaux* souvent utilisées pour la modélisation des dynamiques non-linéaires. Par exemple, [Baghwat et al., 03b] propose une décomposition ou partitionnement des dynamiques non-linéaires locales (influences) au sein d’une *phase* à travers des multi-modèles linéaires. Dans notre cas, un *morceau* correspond à la partie de la trajectoire délimitée par l’intervalle temporel défini par la distribution de possibilité de transition d’état $\pi\tau_{eviQ_{m,m+1}}$. Cette partie de la trajectoire est alors considérée linéaire par approximation.

Passons maintenant à la description du mécanisme de *recalage temporel d’influence* (rc_I), base du mécanisme d’évolution du *modèle de prédiction*.

7.5.1. Mécanisme de recalage temporel d’influence (rc_I)

7.5.1.1. Le principe de la méthode

La méthode de recalage temporel, proposée dans le chapitre précédent, effectuée indépendamment sur v_i , adoptait une hypothèse de maintien de la dynamique prévue (modèle de référence) lors de la vérification d’une déviation temporelle sur la transition d’état. Cette hypothèse conduisait à la mise à jour (recalage) temporelle absolue des observations subséquentes (même décalage de toutes les fenêtres temporelles floues subséquentes du modèle d’estimation). C’était une méthode adaptée à la problématique de surveillance du niveau MO_t mais nettement inappropriée au besoin imposé par la démarche de diagnostic au niveau *phase*.

Nous envisageons un mécanisme de rétablissement de la cohérence temporelle d’évolution au sein d’une influence $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$ qui permet la propagation de l’écart observé en tenant en compte des dynamiques des variables amont et aval. Nous adoptons l’hypothèse que la déviation observée sur v_{mi} signifie un changement marginal de la dynamique de référence et que la nouvelle dynamique vérifiée sur v_{vi} est évaluée en fonction du degré d’écart observé sur la variable en amont v_{mi} .

Face à l’inexistence de relations analytiques et ne disposant donc que d’une connaissance issue de données historiques, nous extrayons l’information de la dynamique marginale observée des paramètres flous $\mu_{\Theta}(s, c, c^+, s^+)$ qui décrivent la région de transition d’état. Ces paramètres issus de $\Theta_{m,m+1}$ qui délimite $\pi\tau_{eviQ_{m,m+1}}$ sont issus du processus d’abstraction et du partitionnement flou de la dynamique continue développés dans le chapitre 5. Les $\Theta_{m,m+1}$ délimitent alors les

différents morceaux de la dynamique de v_{vi} , qui sont pris en compte par l'évaluation de $\pi \tau_{\text{evi}Q_{m,m+1}}(\tau_{ei})$. Le *recalage temporel d'influence* consiste à confronter les dynamiques de v_{vi} et v_{mi} dans ces régions temporelles où une approximation linéaire est acceptable.

Ce contexte de description et d'évaluation floue nous amène aux concepts de *distance* et de *similarité floues* proposés dans la littérature [Bouchon-Meunier & Marsala, 03], [Allevard et al., 04], [Frank & Köppen-Seliger, 97], [Shen & Leitch, 94] et souvent utilisé comme base de raisonnement des différentes méthodes de diagnostic. La mesure de distance floue définie dans [Shen & Leitch, 95], utilisée également par [Calado et al., 03] dans le cadre du projet *Damadics*, est un exemple de cette exploitation.

7.5.1.2. La démarche

Dans notre cas, le mécanisme de *recalage temporel d'influence* rc_I s'adresse finalement au problème d'équivalence temporelle de l'information d'état portée par la condition $Ev_{vm} : \{\pi^*_{vm1}(q)_{(\tau_{ei})}\} \rightarrow \pi^*_{\text{evv}2Q_{m,m+1}}(\tau_{ei})$. La prise en compte directe de l'information d'état qualitatif de la variable en amont v_{m1} s'avère insuffisante pour un raisonnement affiné sur des écarts marginaux.

De ce fait, la vérification de cohérence temporelle d'évolution sur $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$ est faite sur v_{v2} à chaque transition d'état à travers la confrontation temporelle explicite entre l'observation τ_{ei} sur v_{v2} et la prédiction $\pi^*_{\text{evv}2Q_{m,m+1}}$ issue du rc_I .

La figure 7.11 reprend la description $S_e(v_{m1})_{\text{ref}}$ et $S_e(v_{v2})_{\text{ref}}$ de notre exemple en mettant en évidence l'information portée par Ev_{vm} à chaque région de transition d'état (en grisé). Les observations sur v_{m1} qui caractérisent la TDL, $S_e(v_{m1})_{\text{obs}} = \{\tau_{e1v1}, \tau_{e2v1}, \tau_{e3v1}\}$, amènent à une nouvelle condition sur Ev_{vm} qui sera soumise à l'équivalence temporelle $\{\pi^*_{vm1}(q)_{(\tau_{ei})}\} \rightarrow \pi^*_{\text{evv}2Q_{m,m+1}}(\tau_{ei})$.

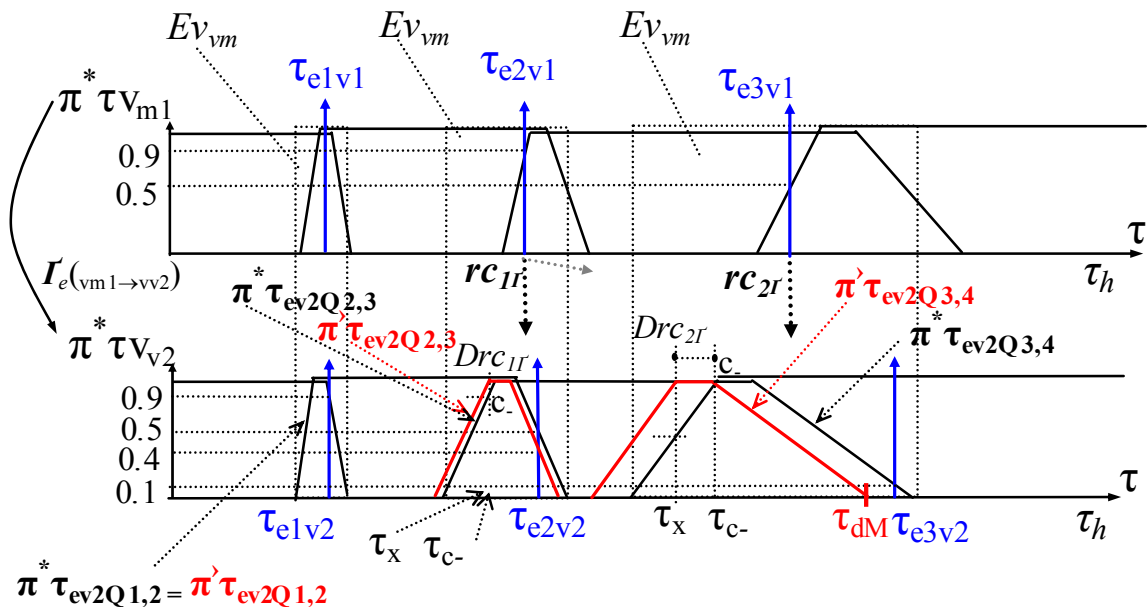


Figure 7.11 : Le mécanisme de recalage temporel d'influence rc_I

L'occurrence de l'événement e_{1v1} à l'instant τ_{e1v1} par exemple, conduit à $\pi^*_{\text{evm}1Q_{1,2}}(\tau_{e1v1}) = 1$. Ceci représente le fait que la trajectoire $S_e(v_{1})_{\text{obs}}$ de comportement normal n'a possiblement

aucun écart par rapport à la région d'incertitude modélise par le noyau de $\pi^* \tau_{evm1Q1,2}$. Ainsi l'estimation d'occurrence des événements subséquents sur v_{v2} par $\pi^* \tau_{ev2Qm,m+1}$ reste encore valide ainsi que la cohérence d'évolution de $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$. L'occurrence de l'événement e_{2v1} à l'instant τ_{e2v1} , en revanche, présente possiblement un écart (en retard). Cet écart est obtenu par l'évaluation de la fonction de nécessité avant, $\pi^* \tau_{evm1Q2,3}(\tau_{e2v1})$, qui a conduit à un degré de possibilité différent de zéro ($.de = 1 - 0.9 = 0.1$). Ainsi l'estimation d'occurrence des événements suivants sur v_{v2} est mise en question puisqu'il existe un lien d'influence entre v_{m1} et v_{v2} .

Autrement dit, *cette nouvelle condition est traduite par un rétablissement de cohérence temporelle entre les dates floues d'occurrence d'événement sur v_{m1} et v_{v2} à travers le recalage temporel d'influence (rc_I).*

7.5.1.3. La définition

Le recalage temporel d'influence rc_I est défini par :

$$Evaluation(\pi^* \tau_{evm1Qm,m+1}) \xrightarrow{rc_I} \{\pi^> \tau_{evv2Qm,m+1}\}_{m=j..N-1}$$

effectué à chaque transition d'état observée sur v_{m1} , et

$$\{\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}\}_{m=j..N-1} \xrightarrow{Drc_I} \{\pi^> \tau_{evv2Qm,m+1}\}_{m=j..N-1}$$

N indique le nombre d'états qualitatifs.

Drc_I représente la distance de recalage qui décrit la mise à jour de l'information de référence sur v_{v2} , appliquée au modèle de prédiction : $\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1} \rightarrow \pi^> \tau_{evv2Qm,m+1}$. Ce mécanisme de rétablissement de cohérence temporelle de l'influence est effectué sur la première distribution $\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}$ concernée et toutes les distributions subséquentes. La première distribution $\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}$ concernée est celle qui présente une intersection temporelle non nulle avec $\pi^* \tau_{evm1Qm,m+1}$ et qui est nécessairement après $\pi^* \tau_{evm1Qm,m+1}$. Le recalage effectué sur toutes les fenêtres floues subséquentes ($\{\pi^> \tau_{evv2Qm,m+1}\}_{m=j..M-1}$) a pour objectif la mise à jour de la description de la trajectoire $S_e(v_{v2})_{pred}$ à chaque observation sur v_{m1} .

La distance de recalage d'influence Drc_I est définie par :

$$Drc_{v2} = \tau_c + \tau_x$$

τ_c représente l'instant lié aux bornes supérieure c^+ (nécessairement avant) ou inférieure c^- (nécessairement après) du noyau des $\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}$ soumises au recalage.

τ_x , correspond à l'instant prédit d'occurrence de l'événement suivant, défini par

$$\pi^* \tau_{evm1Qm,m+1}(\tau_{eiv1}) \Rightarrow \{\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}(\tau_x)\}_{m=j..M-1}$$

c^+ est l'instant pour chaque distribution de possibilité de transition d'état de v_{v2} qui donne la même mesure de possibilité que celle obtenue sur v_{m1} à l'instant d'occurrence de l'événement τ_{eiv1} .

7.5.1.4. L'analyse sur l'exemple

Analysons le mécanisme de recalage sur notre exemple (figure 7.11). Pour des raisons de clarté la figure ne montre que les rc_I liés à la première date floue concernée ($\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}$) :

– *Région temporelle de transition $\pi^* \tau_{evv2Q1,2}$:* Suite à l'occurrence de l'événement e_{1v1} lié à v_{m1}

à l'instant τ_{e1v1} , aucun changement de la condition Ev_{vm} ($\{\pi^* \tau_{v_{m1}Q1}, \pi^* \tau_{v_{m1}Q2}\}$) n'est observé puisque l'observation est cohérente avec la référence. La cohérence temporelle d'évolution définie entre $\pi^* \tau_{evm1Q1,2}$ et $\pi^* \tau_{evv2Q1,2}$ est maintenue. Le recalage temporel d'influence n'a pas lieu d'être, $\pi^> \tau_{evv2Q1,2} = \pi^* \tau_{evv2Q1,2}$.

- *Région temporelle de transition d'état $\pi^* \tau_{evv2Q2,3}$* : Suite à l'observation τ_{e2v1} sur v_{m1} , un écart nécessairement avant est vérifié et la condition Ev_{vm} ($\{\pi^* \tau_{v_{m1}Q2}, \pi^* \tau_{v_{m1}Q3}\}$) conduit à un changement sur la prédiction $\{\pi^> \tau_{evv2Q2,3}, \pi^> \tau_{evv2Q3,4}\}$ qui fait appel au mécanisme de recalage temporel d'influence rc_{1f} sur :

$$\pi^* \tau_{evv2Q2,3} \xrightarrow{Drc_{1f}} \pi^> \tau_{evv2Q2,3} \quad \text{et} \quad \pi^* \tau_{evv2Q3,4} \xrightarrow{Drc_{1f}} \pi^> \tau_{evv2Q3,4}$$

Pour la relation $\pi^* \tau_{evv2Q2,3} \rightarrow \pi^> \tau_{evv2Q2,3}$, l'équivalence sur l'évaluation du degré d'écart donne:

$$\pi^* \tau_{evm1Q2,3}(\tau_{e2v1}) = 0.9 \Rightarrow \pi^* \tau_{ev2Q2,3}(\tau_x) = 0.9$$

qui conduit à la détermination de τ_x et ainsi de la distance de recalage $Drc_{1v2} = \tau_x + \tau_c$ indiqués sur la figure 7.11.

Cette même procédure est faite sur la deuxième relation $\pi^* \tau_{evv2Q3,4} \rightarrow \pi^> \tau_{evv2Q3,4}$, fenêtre temporelle subséquente sur v_{v2} . Comme signalé précédemment, ceci n'apparaît pas sur la figure 7.11.

- *Région temporelle de transition d'état $\pi^* \tau_{evv2Q3,4}$* : à l'instant τ_{e3v1} sur v_{m1} , un écart en avance est vérifié et la condition Ev_{vm} ($\{\pi^* \tau_{v_{m1}Q3}, \pi^* \tau_{v_{m1}Q4}\}$) conduit à un changement traduit par l'équivalence temporelle sur $\pi^> \tau_{evv2Q3,4}$ qui fait appel au mécanisme de recalage temporel d'influence rc_{2f} :

$$\pi^* \tau_{evv2Q3,4} \xrightarrow{Drc_{2f}} \pi^> \tau_{evv2Q3,4}$$

L'équivalente sur l'évaluation du degré d'écart donne:

$$\pi^* \tau_{evm1Q3,4}(\tau_{e3v1}) = 0.5 \Rightarrow \pi^* \tau_{evv2Q3,4}(\tau_x) = 0.5$$

qui conduit à la détermination de τ_x et ainsi de la distance de recalage $Drc_{2v2} = \tau_x + \tau_c$ indiqués sur la figure 7.11.

Notons que l'écart sur v_{v2} grandit progressivement, signe d'une incohérence temporelle élevée entre la référence $\pi^* \tau_{evv2Q3,4}$, la prédiction $\pi^> \tau_{evv2Q3,4}$ et l'observation τ_{e3v1} , indiquant la possibilité d'une anomalie *locale*.

Passons maintenant à l'analyse de l'évolution du modèle $RdPTF_f$ complet qui met en œuvre les mécanismes de traitement et d'inférence temporels présentés.

7.5.2. L'évolution du $RdPTF_f$ complet et le diagnostic

La figure 7.12 montre le modèle $RdPTF_f$ complet de la variable v_{v2} associée à l'influence $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$. Analysons l'évolution de son marquage ainsi que la mise à jour des informations temporelles lors de l'occurrence des événements τ_{eivv2} indiqués sur la figure 7.11. Considérons également les instants τ_{eivm1} sur v_{m1} et l'information temporelle sur Ev_{vm} , conduisant à la mise à jour des fenêtres floues de prédiction $\pi^> \tau_{evv2Qm,m+1}$ sur v_{v2} . Les degrés d'écart du niveau de cohérence *locale* s'ajoutent aux degrés d'écart du niveau de cohérence *globale* développés dans la section précédente pour effectuer le raisonnement (fig. 7.3 et fig. 7.5).

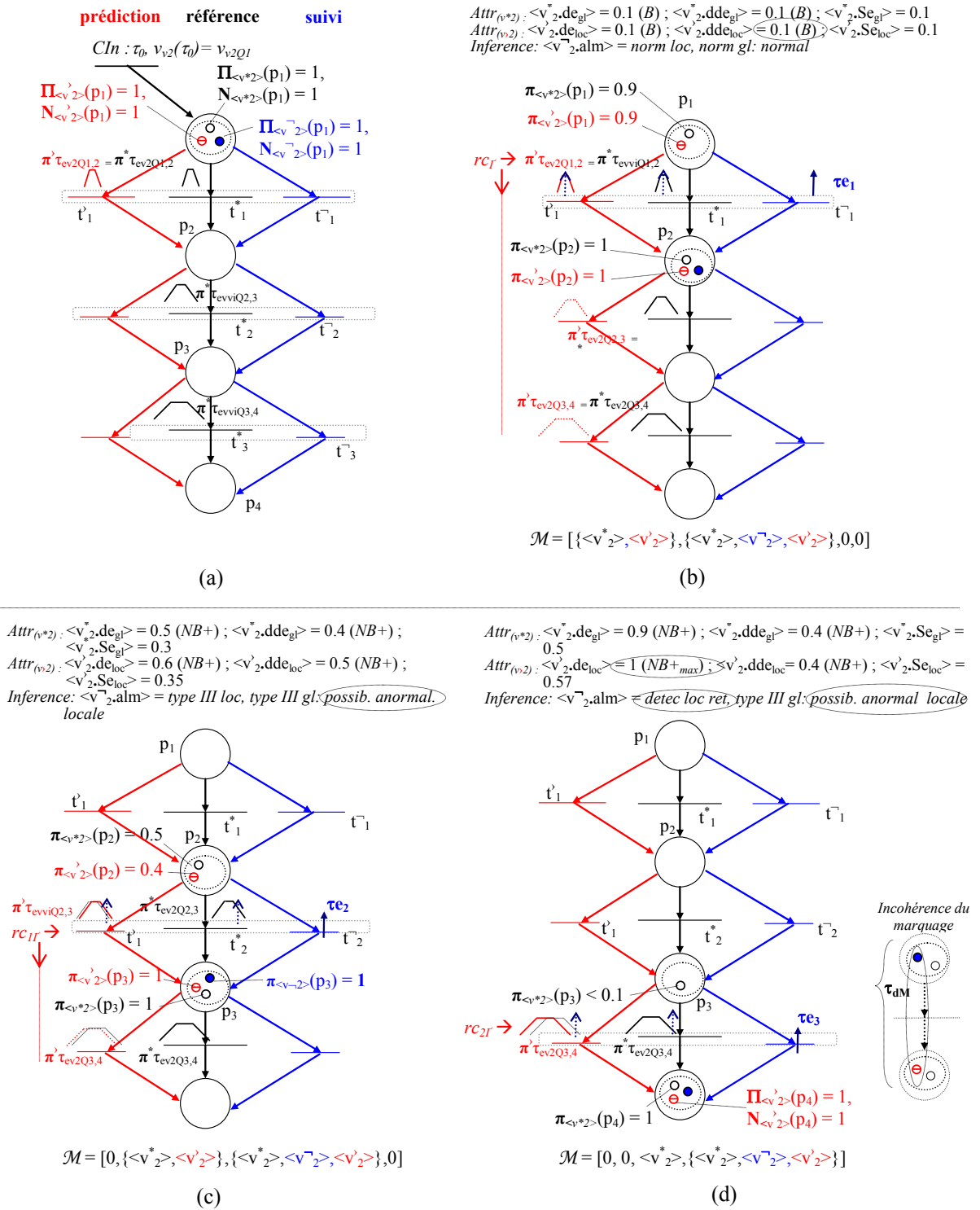


Figure 7.12 : L'évolution du RdPTF_r complet de v_{v2}

- Instant τ_0 , l'état qualitatif est connu et un marquage précis est défini $M_0 = [\{<v^*_2>, <v^*_2>, <v^*_2>\}, 0, 0, 0]$ (Fig. 7.12(a)). Les fenêtres floues de prédiction $\pi^* \tau_{ev2Qm,m+1}$ sont équivalentes aux fenêtres floues de référence $\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}$.

- *Instant* $\tau_{e_{1v1}}$: l'observation $\tau_{e_{1v1}}$ coïncide avec la référence $\pi^* \tau_{evm1Q1,2}$ de telle sorte que le mécanisme de recalage rc_I n'est pas évoqué. La prédiction $\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}$ suit donc la référence $\pi^* \tau_{evv2Qm,m+1}$ sur v_{v2} (Fig. 7.12(b)).
- *Instant* $\tau_{e_{1v2}}$: en fonction de l'évaluation de la condition Ev_{vv} (associée au modèle de référence) à travers $\pi^* \tau_{ev2Q1,2}(\tau_{e_{1v2}})$, nous avons $\pi_{\langle v^* \rangle_2}(\{p_1\}) = 0.9$ et $\pi_{\langle v^* \rangle_2}(\{p_2\}) = 1$. L'évaluation de Ev_{vm} (associée au modèle d'estimation) à travers $\pi^* \tau_{ev2Q1,2}(\tau_{e_{1v2}})$ conduit également à $\pi_{\langle v^* \rangle_2}(\{p_1\}) = 0.9$ et $\pi_{\langle v^* \rangle_2}(\{p_2\}) = 1$ puisque les fenêtres floues coïncident ($\pi^* \tau_{ev2Q1,2} \Leftrightarrow \pi^* \tau_{ev2Q1,2}$ puisque le rc_I n'avait pas été évoqué). Le modèle de prédiction et de référence décrivent la possibilité que la variable v_{v2} se trouve dans les états v_{2Q1} et v_{2Q2} représentée par le marquage flou $\mathcal{M} = [\{\langle v^* \rangle_2, \langle v^* \rangle_2\}, \{\langle v^* \rangle_2, \langle v^* \rangle_2, \langle v^* \rangle_2\}, 0, 0]$ (fig. 7.12(b)) qui indique le maintien de cohérence d'évolution *globale* et *locale*.

Indices d'écart: le degré d'écart local sur l'observation $\langle v^* \rangle_2.de_{loc} = (1 - 0.9) = 0.1$ et le degré d'écart sur la trajectoire de prédiction $\langle v^* \rangle_2.dSe_{loc} = 0.1$ (une seule observation). Les degrés d'écart *global* sont les mêmes ($\pi^* \tau_{ev2Q1,2} \Leftrightarrow \pi^* \tau_{ev2Q1,2}$) $\langle v^* \rangle_2.de_{loc} = (1 - 0.9) = 0.1$ et $\langle v^* \rangle_2.dSe_{loc} = 0.1$, confirmant la possibilité de cohérence *locale* et *globale* déjà signalée par le marquage. L'attribut $\langle v^* \rangle_2.alm = normal\ loc, normal\ gl$. Il n'y a toujours pas d'incohérence d'évolution entre l'observation, la référence et la prédiction. D'après l'inférence de base de la figure 7.3, nous avons à cet instant une condition de *comportement normal* sur l'influence $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$

- *Instant* $\tau_{e_{2v1}}$: l'occurrence de l'événement $\tau_{e_{2v1}}$ est en avance par rapport à la référence $\pi^* \tau_{evm1Q2,3}$ avec un degré d'écart $\langle v^* \rangle_1.de_{gl} = (1 - 0.9) = 0.1$. Le mécanisme de recalage rc_{II} indiqué sur la figure 7.11 conduit alors à la mise à jour (distance Drc_{v2}) des fenêtres floues de prédiction $\{\pi^* \tau_{evv2Q2,3}, \pi^* \tau_{evv2Q3,4}\}$ sur v_{v2} (fig. 7.12(c)).
- *Instant* $\tau_{e_{2v2}}$: en fonction de l'évaluation de Ev_v ($\pi^* \tau_{ev2Q2,3}(\tau_{e_{2v2}})$), nous avons $\pi_{\langle v^* \rangle_2}(\{p_2\}) = 0.5$ et $\pi_{\langle v^* \rangle_2}(\{p_3\}) = 1$, l'évaluation de Ev_m ($\pi^* \tau_{ev2Q2,3}(\tau_{e_{2v2}})$) conduit à $\pi_{\langle v^* \rangle_2}(\{p_2\}) = 0.4$ et $\pi_{\langle v^* \rangle_2}(\{p_3\}) = 1$. Le modèle de prédiction et de référence décrivent la possibilité que la variable v_{v2} se trouve dans les états v_{2Q2} et v_{2Q3} (marquage flou $\mathcal{M} = [0, \{\langle v^* \rangle_2, \langle v^* \rangle_2\}, \{\langle v^* \rangle_2, \langle v^* \rangle_2, \langle v^* \rangle_2\}, 0]$) avec des degrés de possibilité similaires (fig. 7.12(c)). La condition du marquage indique encore la possibilité de cohérence d'évolution *globale* et *locale* : $\{\langle v^* \rangle_2, \langle v^* \rangle_2, \langle v^* \rangle_2\}$.

Indices d'écart: une incohérence d'évolution s'initie entre la prédiction et l'observation à travers l'évaluation des degrés d'écart *local* sur la prédiction à l'instant $\tau_{e_{2v2}}$, $\langle v^* \rangle_2.de_{loc} = (1 - 0.4) = 0.6$, et sur la trajectoire de prédiction $\langle v^* \rangle_2.dSe_{loc} = (0.1 + 0.6)/2 = 0.35$ conduisant à un indice d'écart $ie_{loc} = dSe_{loc} = 0.35$. Le taux d'écart $\langle v^* \rangle_2.dde_{loc} = (0.6 - 0.1) = 0.5$ indique également la possibilité d'une condition de trajectoire dégénérative par rapport à la prédiction.

En utilisant les seuils $\alpha_{de} = 0.25$, $\alpha_{dde} = 0.2$, nous avons les descripteurs qualitatifs au niveau instance *locale* suivants : $\langle v^* \rangle_2.de_{loc} = NB+$, donc $ie = NB+$, et $\langle v^* \rangle_2.dde_{loc} = NB+$ qui conduisent à l'inférence d'une condition d'alarme *type III* de cohérence *locale* (inférence fig. 7.5). Cette condition est ajoutée au raisonnement sur la cohérence *globale* (sur les modèles de suivi et référence) conduisant à $\langle v^* \rangle_2.alm = type\ III\ loc, type\ III\ gl$ (voir section 7.4). Ces conditions de cohérence indiquent donc, à l'instant $\tau_{e_{2v2}}$, la possibilité d'une anomalie *locale* sur l'influence $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$, d'après l'inférence logique de la figure 7.3.

- *Instant* τ_{3v1} : l'avance s'accroît entre l'occurrence τ_{3v1} et la référence $\pi^* \tau_{evm1Q3,4}$ avec un degré d'écart de $\langle v^*_{1.de_{gl}} \rangle = (1 - .05) = 0.95$. Le mécanisme de recalage rc_{2r} indiqué sur la figure 7.11 conduit donc à la mise à jour de la fenêtre floue de prédiction $\pi^* \tau_{evv2Q3,4}$ sur v_{v2} (fig. 7.12(d)).
- *Instant* τ_{dM} : Le modèle de prédiction à travers l'évaluation de $Ev_v (\pi^* \tau_{ev2Q3,4}(\tau_{sim}))$ signale une condition d'*incohérence locale maximale* sur le marquage à l'instant $\tau_{sim} = \tau_{dM}$ (fig. 7.6) puisque l'observation n'a pas eu lieu dans la fenêtre prédite : $M_{\langle v^{-}2 \rangle, \langle v^>2 \rangle} = [0, 0, \langle v^{-}2 \rangle, \langle v^>2 \rangle]$ (fig. 7.12(d)). La condition $\langle v^{-}2.alm \rangle = \text{detec loc ret}$ est alors mise à jour sur l'attribut.
- *Instant* τ_{3v2} : en fonction de l'évaluation de $Ev_v (\pi^* \tau_{ev2Q3,4}(\tau_{3v2}))$, nous avons $\pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_3\}) < 0.1$ et $\pi_{\langle v^*2 \rangle}(\{p_4\}) = 1$. Il est faiblement possible que la variable $\langle v^*2 \rangle$ se trouve encore dans l'état v_{2Q3} . Sur l'objet $\langle v^>2 \rangle$ nous avons $\Pi_{\langle v^>2 \rangle}(\{p_4\}) = 1$ depuis l'instant τ_{dM} . Le marquage $M = [0, 0, \langle v^*2 \rangle, \{\langle v^*2 \rangle, \langle v^{-}2 \rangle, \langle v^>2 \rangle\}]$ (fig. 7.12(d)).

Indices d'écart local: nous avons à cet instant $\langle v^>2.de_{loc} \rangle = 1$ (incohérence maximale), $\langle v^>2.dSe_{loc} \rangle = (0.1 + 0.6 + 1)/3 = 0.57$ conduisant à $ie = .dSe_{loc} = 0.57$. $\langle v^>2.dde_{loc} \rangle = (1 - 0.6) = 0.4$.

Les descripteurs qualitatifs au niveau de cohérence locale reçoivent le degré maximal $\langle v^>2.de_{gl} \rangle = NB+$, donc $ie = NB+$, et $\langle v^>2.dde_{loc} \rangle = NB+$ avec $\langle v^{-}2.alm \rangle = \text{detec loc retard}$, déjà indiqué à l'instant τ_{dM} . L'inférence de base sur la figure 7.3 indique donc, à l'instant τ_{3v2} , l'augmentation de la possibilité d'une anomalie *locale* sur l'influence $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$. Cette augmentation est caractérisée notamment par le degré d'écart de la trajectoire $\langle v^>2.dSe_{loc} \rangle = 0.57$.

Rappelons qu'une hypothèse d'anomalie est associée aux composants liés à l'influence suspectée. Le scénario décrit soutient donc l'hypothèse d'une anomalie locale à l'influence $I_e(v_{m1} \rightarrow v_{v2})$ associée à l'ensemble de composants physiques $COMPS_{I_{e1}} = \{\text{bac } B, \text{ vanne } V_o\}$. C'est à dire, le comportement d'écart marginal qui caractérise la TDL est possiblement dû à une anomalie sur le bac B ou sur la vanne de sortie V_o . De façon à assurer un diagnostic plus fin et fiable, chaque influence doit également être associée aux capteurs concernés, ce qui conduit à $DIAG_{I_{e1}} = \{\text{bac } B, \text{ capteur } n_b, \text{ vanne } V_o, \text{ capteur } Q_o\}$.

Un affinement du diagnostic ci-dessus peut être obtenu à travers une connaissance supplémentaire sur le comportement anormal. Dans le cas de notre simple exemple, cette connaissance peut se baser sur un raisonnement déductif, similaire à celui développé dans le chapitre précédent, qui s'appuie notamment sur les degrés d'écart ($.dSe$) associés aux trajectoires observées $S_e(v_{m1})_{obs}$ et $S_e(v_{v2})_{obs}$ qui décrivent des tendances temporelles d'évolution en avance et respectivement en retard. À partir de ces tendances, le raisonnement déductif, présenté au chapitre précédent, conduit à suspecter $\{V_o\}$.

Une autre façon de procéder, comme le suggère [Heim et al., 03] est l'utilisation d'une information de défaut basée sur l'analyse directe d'un signal (tendances, données historiques, etc...), lié au composant suspecté, qui décrit explicitement le comportement de défaut. Ceci peut être représenté dans le $RdPTF_r$ par des branches supplémentaires décrivant les comportements anormaux comme nous le verrons dans la suite de ce chapitre.

Les pannes de capteur sont caractérisées dans la plupart des cas par la rupture de signal, *off-set* élevé ou signal DC figé à un seuil constant. À chacun de ces défauts, un comportement

événementiel et temporel peut être associé permettant une interprétation au sein de notre modèle : aucune transition d'état n'est plus observée (niveau DC constant), profil identifié à partir des indices d'écart (*offset*), transition d'état inattendue (rupture de signal). L'évolution temporelle des variables en aval fait partie également du raisonnement déductif sur la condition d'une mesure en amont.

7.5.3. Analyse complémentaire globale

A chaque influence appartenant à la structure I_e^{ph} (fig. 7.7) est associée un modèle RdPTF_I et la démarche, présentée ici, permet une vision globale du comportement du sous-système à partir du processus de propagation de la dynamique de défaut.

Le scénario de défaut présenté conduit à une condition bien discriminante, au sein de I_e^{ph} , signalant une incohérence temporelle *type III* sur l'influence $I_e(n_b \rightarrow Q_o)$. La *discrimination* est basée sur le fait que sur l'horizon $[\tau_o, \tau_H]_{ph}$, toutes les autres influences (non détaillées dans ce mémoire) ont présenté de faibles indices d'écart sur les instances locale et globale, conduisant à une inférence d'évolution locale *normal* pour chacune d'elles. Ainsi, le processus de localisation a pu établir un diagnostic mettant en cause les composants {bac B , capteur n_b , vanne V_o , capteur Q_o } liée à $I_e(n_b \rightarrow Q_o)$ et un affinement du diagnostic à travers un raisonnement déductif a conduit à suspecter $\{V_o\}$.

D'autres scénarios de défaut peuvent conduire à l'établissement de conditions d'incohérence *locale* sur plus d'une influence. Dans un scénario de défaut de *bouchage partiel de la pompe*, par exemple, il est détecté une incohérence locale sur l'influence $I_e(U_p \rightarrow Q_p)$ et sur l'influence $I_e(Q_p \rightarrow na)$, le diagnostic conduit à suspecter deux ensembles de composants {pompe} et {pompe, bac A }. Dans ce cas, les évaluations d'incohérence *locale* sont équivalentes pour les deux influences (*type II/III*)²⁴. Dans le cas d'une non équivalence des évaluations, les indices d'écart liés à chaque influence, permettent de pondérer le raisonnement de localisation, pondération qui permet de conclure par '*il est plus possible*' que l'anomalie soit locale à telle influence.

La discriminabilité des diagnostics est donc essentiellement dépendante de l'évaluation des indices d'écart proposés pour la décision de localisation locale. Comme nous l'avons dit précédemment, il est souhaitable que le raisonnement soit soutenu par un nombre adéquat d'observations qui valident l'inférence effectuée, tout en gardant les critères de partitionnement flou présentés dans le chapitre 5.

La problématique de diagnostic des TDL qui se manifestent pendant les phases transitoires est étroitement dépendante de la définition des enveloppes autour de la trajectoire incertaine modélisée par les paramètres flous de transition d'état. Certains scénarios de défaut cependant peuvent conduire à une dynamique d'écart marginal plus importante sur certaines variables, ce qui réduit l'observation faite jusqu'à la détection. Reprenons la discussion menée dans la section 5.2.1.2 illustrée par la figure 5.12. Devant l'impossibilité d'un partitionnement plus affiné de la région envisagée, une description complémentaire du comportement d'écart est nécessaire. En fait, un franchissement de l'enveloppe de TDL est vérifiée à travers la présence pour une variable

²⁴ L'influence de la boucle sur le graphe d'influence, traité dans nombreux travaux comme [Travé-Massuyès et al., 97], [Gentil & Montmain, 04], [Leyval et al., 94] est considérée ici comme présentant une dynamique lente et traitée comme une relation acyclique.

d'une dynamique plus dégénérative qui ne peut plus être évaluée par les modèles $RdPTF_I$ de comportement normal. Afin de suivre cette dynamique, une description du comportement anormal est alors requise. Ceci nous conduit à compléter notre modèle par des branches f_i de comportements anormaux.

Une dernière remarque concernant la structure d'influence donnée sur la figure 7.7, avant de passer à la section suivante, est liée aux influences dans lesquelles la variable Q_{ab} est impliquée. A cause de la forte différence de dynamique de la variable Q_{ab} par rapport à celles d'autres variables, les influences dans lesquelles elle est impliquée ne permettent pas un raisonnement discriminant adéquat du comportement, comme discuté dans la section 5.2.2. Il est préférable que la variable soit enlevée de la structure I_e^{ph} , ce qui conduit à la définition de l'influence $I_e^{(na \rightarrow nb)}$. Dans ce cas, de façon à ne pas réduire l'observabilité et donc la diagnosticabilité du système, cette variable peut être utilisée pour l'affinement du diagnostic à travers des comportements de défaut répertoriés sur le composant vanne V_{ab} à laquelle elle est associée. Une autre solution proposée par [Yan, 03a] et liée au processus de partitionnement (section 5.1.1), est l'utilisation de la description du comportement de dérivée de premier ordre de façon à augmenter la discriminabilité qualitative comportementale sur les influences concernées.

7.6. La modélisation de comportement de défaut

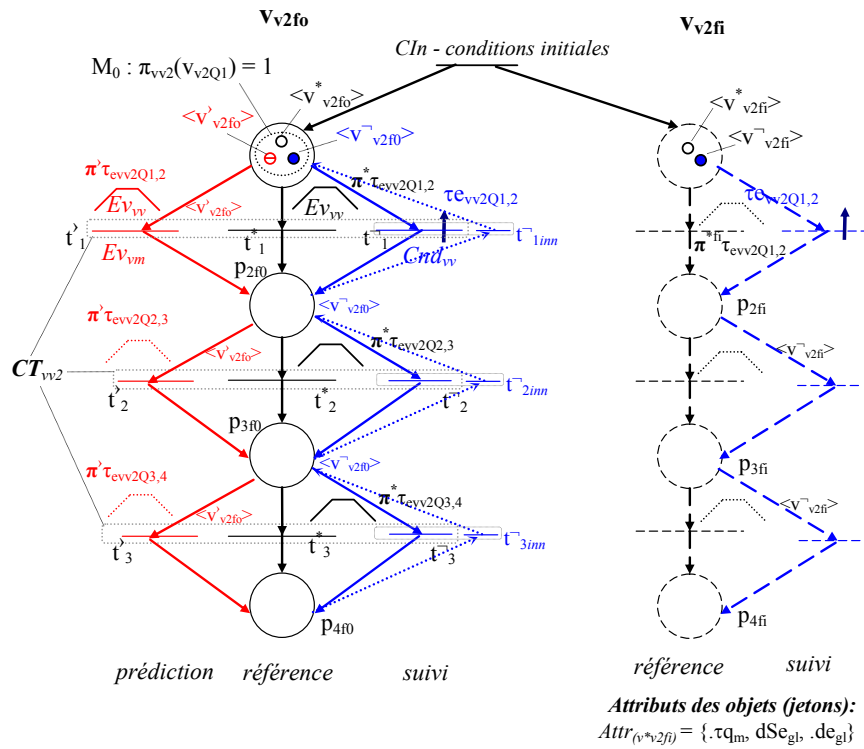
La branche f_i sur le modèle $RdPTF_I$ indiquée sur la figure 7.13 possède donc deux objectifs fondamentaux :

- Une description complémentaire du comportement anormal f_i pour les variables présentant une dynamique observée qui franchit la région de validité (enveloppes d'écarts marginaux) fixée par le modèle de référence ($\pi^* \tau_{ev2Q_{m,m+1}}$). Le franchissement (détection) ayant eu lieu dans un intervalle $[\tau_o \dots \tau_{df}]$ assez court pour une procédure d'affinement du partitionnement.
- La représentation explicite d'un comportement de défaut f_i pour l'affinement du diagnostic issu de la démarche de localisation décrite précédemment.

Dans le deux cas, nous avons intrinsèquement un processus d'identification de défaut puisque sa trajectoire $S_e(v_{I_{fi}}^*)_{ref}$ est décrite et évaluée.

Le processus d'abstraction et de partitionnement flou proposés pour la description de comportement nominal de référence s'applique également pour la description de la trajectoire de défaut f_i . Les incertitudes et les enveloppes de validité du comportement f_i amènent également à la définition de fenêtres floues de transition $\pi_{fi}^* \tau_{evvQ_{m,m+1}}$ d'état associées au modèle f_i du $RdPTF_I$. Ainsi, le partitionnement et la définition des seuils au sein du GE ne sont pas forcément les mêmes que ceux définis pour le comportement normal f_o .

Les travaux de Yan et Struss décrits dans la section 5.1.1 vont dans ce sens et proposent une analyse de discriminabilité entre la description floue de la trajectoire de comportement normal et la trajectoire de comportement de défaut. Cela repose sur la vérification d'une condition qualifiée par les auteurs de *déterministiquement discriminable (DD)* vis à vis de la définition du partitionnement, comme le montre la figure 5.3.


 Figure 7.13 : Le modèle RdPTF_r complété par la branche *fi*

Le processus de suivi est effectué simultanément sur l'horizon $[\tau_0, \tau_h]$ sur les modèles de référence du comportement anormal $\langle v_{I_{fi}}^* \rangle$ et de comportement normal $\langle v_{I_{fo}}^* \rangle$ avec le mécanisme décrit précédemment. Si l'analyse préalable de discriminabilité a montré une condition *DD* pour prendre en compte le comportement observé de défaut f_i , nous avons alors les caractéristiques suivantes : i) le modèle $\langle v_{I_{fi}}^* \rangle$ doit présenter des indices d'écart négligeables, ii) ces indices sont donc discriminants par rapport à ceux obtenus sur le modèle de référence de comportement normal et les autres modèles de comportement de défaut f'_i . Dans ce cas, l'observation du comportement de défaut f_i , $\mathcal{S}_e(v_{I_{fi}}^*)_{\text{obs}}$ correspond à la référence de défaut $\mathcal{S}_e(v_{I_{fi}}^*)_{\text{ref}}$ et les autres modèles (f_o et $f'_i \neq f_i$) sont alors exonérés.

Ce processus de suivi s'insère dans le contexte de reconnaissance de signature temporelle et est lié au concept de *time branching process* associé au formalisme de RdP [Guerraz & Dousson, 04] cité dans le chapitre 3. Toutes les branches (modèle f_o , f_i) qui font partie de la même structure du RdPTF sont exécutées simultanément de façon à identifier le comportement (normal ou défaut) du système. Il présente aussi une similarité avec l'approche de diagnostic basée sur un automate temporisé proposé par [Supavatanakul et al., 03], [Hristov et al., 02], [Förstner & Lunze, 00] où le chemin événementiel temporel de référence du comportement normal f_o ou de défaut f_i le plus proche du comportement observé conduit à la déduction du défaut f_i présent sur le système par exonération ou exclusion (fig. 3.11).

7.7. Considérations générales et Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre proposition de surveillance et de diagnostic de procédés hybrides complexes à base de RdPTF au niveau hiérarchique procédural *phase*. Notre

objectif était de proposer une démarche de diagnostic plus affinée, nécessaire à ce niveau, tout en gardant notre base événementielle temporelle floue. L'échelle temporelle reste compatible avec le niveau ciblé et est donc différente de celle des niveaux bas (boucles de régulation et acquisition de données).

Au niveau *phase*, la connaissance plus précise des relations d'influence entre les variables permet la description et la délimitation plus précise du sous-système à partir d'une structure d'influence (graphe d'influence). Le graphe d'influence permet une décomposition de la connaissance comportementale du sous-système par l'intermédiaire de relations locales entrée(s)-sortie. Une modélisation exhaustive des modes de défaut est aussi évitée, ce qui est souhaitable pour des systèmes complexes.

La méthode de diagnostic, inspirée notamment par les travaux de Evsukoff, s'appuie sur le pouvoir explicatif de la structure d'influence pour l'inférence de localisation des incohérences d'évolution. Nous avons proposé une base événementielle temporelle floue pour l'évaluation de la cohérence d'évolution des trajectoires individuelles de chaque variable ainsi que la simulation de propagation des écarts observés sur la dynamique des variables en amont v_{mi} sur la dynamique de la variable en aval v_{vi} . Le modèle $RdPTF_r$, associé à chaque relation d'influence locale $I_e(v_{mi} \rightarrow v_{vi})$, est alors défini selon la décomposition *modèle de référence, modèle de suivi et modèle de prédiction*.

Des *indices d'écart temporel*, obtenus à partir du mécanisme de suivi et de l'évolution du $RdPTF_r$, constituent la base informationnelle sur le comportement dynamique *global* (comportement de référence de v_i) et *local* (comportement prédit de v_i) utilisée par le mécanisme d'inférence de localisation. C'est une vision et un raisonnement temporel qui s'apparente au raisonnement flou effectué sur des attributs des résidus proposé par Evsukoff. Dans notre cas, la prédiction temporelle d'occurrence de transition d'état sur la variable aval v_{vi} est obtenue à partir d'un mécanisme de recalage temporel qui simule la propagation de l'écart sur la dynamique des variables amont v_{mi} .

La validité de notre description temporelle, ainsi que les mécanismes proposés, sont restreints à la région de comportement autour de la région de comportement normal. Celle-ci est délimitée par les enveloppes décrites par les paramètres flous des fenêtres de transition d'état $\pi\tau_{eviQ_{m,m+1}}$.

La définition de cette région, qui a fait partie de la problématique de partitionnement flou décrite dans le chapitre 5 dépend d'une connaissance partielle des TDL qui peuvent se produire pendant les phases transitoires. Pour des scénarios de défauts spécifiques, certaines variables peuvent manifester une trajectoire dégénérative qui conduit au franchissement précoce (détection) de la région délimitée par les enveloppes d'écart admissible réduisant l'observabilité et la discriminabilité des hypothèses de localisation. Un affinement du partitionnement est alors requis. Dans le cas de l'impossibilité de cet affinement, imposée par les critères de partitionnement flou décrits dans le chapitre 5, une modélisation spécifique de ce type de trajectoire est nécessaire. C'est le rôle des modèles de défaut f_i de ces variables spécifiques intégrés sous forme de branches supplémentaires au $RdPTF_r$. Le modèle de défaut est construit selon le processus d'abstraction temporelle avec les mêmes préoccupations de modélisation des incertitudes. Il permet l'identification du défaut et la description d'une connaissance supplémentaire liée à un composant suspecté par le processus de localisation.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Les travaux exposés dans ce mémoire portent sur la surveillance et le diagnostic des phases transitoires des systèmes industriels complexes. La complexité du procédé, est à prendre au sens du nombre de variables et de la complexité de leurs relations physiques, ce qui rend difficile l'obtention des équations qui décrivent le comportement du système. Cette complexité est aggravée par l'existence de nombreux changements de modes opératoires qui conduisent à de nombreuses phases transitoires caractérisées le plus souvent par des comportements non linéaires et des discontinuités.

Notre démarche concerne non seulement la détection des écarts abrupts par rapport au comportement normal, mais aussi l'évaluation des écarts marginaux qui peuvent se produire dans les phases transitoires, de façon à localiser et à identifier le problème et le composant défaillant le plus tôt possible. Le lancement anticipé des phases de diagnostic et de décision est primordial dans certains types d'installations tels que les procédés chimiques et de traitement par lots (*batch systems*) où la matière, *vivante*, continue à évoluer même en dehors de tout traitement. Les écarts marginaux par rapport au comportement nominal souhaité doivent être surveillés de façon à avertir l'opérateur sur des évolutions non prévues qui peuvent aboutir à une défaillance. Des trajectoires de dérive lente (TDL) peuvent indiquer un dysfonctionnement qui dégénère lentement ou encore une conduite inadéquate de l'opérateur ou du système de pilotage.

Pour faire face à cette complexité, nous avons défini la surveillance et le diagnostic à deux niveaux hiérarchiques procéduraux [ISA88, 95] : au niveau *phase* et au niveau supérieur MO_t . Ces niveaux sont à rapprocher de la hiérarchie définie dans le cadre de la commande et de la supervision des systèmes manufacturiers [Andreu, 96] : niveau coordination et niveau supérieur supervision. Ces niveaux hiérarchiques délimitent structurellement le procédé en sous-systèmes restreignant l'espace de recherche pour la localisation d'un défaut.

Au niveau MO_t , la surveillance est confrontée à une méconnaissance ou connaissance limitée des relations d'influence entre les variables soumises à des changements opératoires. Avec une vision plus agrégée du procédé, la surveillance est donc fondée sur la vérification des incohérences temporelles d'évolution entre variables caractérisées par des écarts divergents par rapport aux trajectoires de comportement normal. Ces écarts peuvent résulter d'une mauvaise intervention de l'opérateur ou d'un défaut sur un composant physique, ce qui nous a conduit à la proposition d'un diagnostic essentiellement déductif.

Au niveau *phase*, l'information plus précise sur les dynamiques continues et leurs relations comportementales permet un raisonnement plus affiné sur les écarts observés par rapport au comportement normal. Il est alors possible l'établissement d'une base de raisonnement pour la

détection et la localisation de défaut en s'appuyant sur la connaissance de la structure d'influence entre les variables.

Pour faire face à la complexité de modélisation liée à la problématique de surveillance et de diagnostic, le modèle doit être aisément obtenu, s'intégrer dans une architecture homogène et décrire les incertitudes et imprécisions sur l'information disponible. Notre démarche pour l'obtention du modèle permet l'utilisation de connaissances diverses: réalisations expérimentales ou abstraction et simulation des équations analytiques. Ceci nous permet également une représentation avec un degré d'abstraction plus en adéquation avec les niveaux de surveillance considérés. Cette représentation est basée sur une abstraction événementielle et symbolique des dynamiques continues.

La démarche consiste à définir un partitionnement temporel flou, décrit par des états qualitatifs, sur la trajectoire de chaque variable mesurée ou observée. Il en résulte la définition de dates floues d'occurrence d'événements de transition d'état et de temps de séjour dans chaque état qualitatif. Ceci constitue la base de description de référence. La base d'observation est l'événement de transition d'état détecté soit par l'intermédiaire d'un générateur d'événements (GE) configuré pour détecter le dépassement d'un seuil soit sur la valeur d'une variable continue ou soit directement à partir d'un capteur tout ou rien.

Pour son pouvoir de représentation et pour rester cohérent avec une approche hiérarchique basée réseau de Petri, les Réseaux de Petri Temporels Flous ont été choisis et définis de façon particulière à chaque niveau procédural, avec une structure commune orientée à Objets. A chaque niveau, des mécanismes spécifiques de vérification et de rétablissement de cohérence temporelle ont été mis en œuvre.

Au niveau MO_b , les relations d'influence $R_e(v_i \leftrightarrow v_k)$ ne sont pas connues ou mal connues, et la vérification et l'évaluation de la cohérence temporelle d'évolution entre les variables sont faites entre chaque paire de variables. La définition du nombre de relations dépend du schéma d'instrumentation disponible et du degré d'affinement souhaité pour le diagnostic. Des recalages temporels successifs (rétablissement de cohérence d'évolution local) effectués sur les variables de la relation $R_e(v_i \leftrightarrow v_k)$ permettent de détecter une incohérence d'évolution sur la relation. Nous avons alors pu montrer la capacité du modèle dans le cas de la surveillance d'une mauvaise conduite de l'opérateur ainsi que pour un diagnostic déductif sur les TDL produites par un composant défaillant.

Au niveau *phase*, les relations d'influence entre les variables $I_e(v_i \rightarrow v_k)$ suivent une structure d'influence connue et un mécanisme de rétablissement de cohérence temporelle est effectué au sein de chaque influence $I_e(v_i \rightarrow v_k)$. Ceci est réalisé en simulant le processus de propagation de la variation de la dynamique de la variable en amont v_i sur la dynamique de la variable en aval v_k . Des indices qui traduisent le degré d'incohérence ou l'écart observé ont été proposés de façon à former la base d'inférence d'une hypothèse sur l'origine de l'incohérence temporelle vérifiée sur v_k . Il est alors possible de conclure sur le type d'anomalie (*locale* ou en *amont*) au niveau de l'influence. L'apport majeur, à ce niveau, a été l'utilisation d'une description événementielle temporelle floue, qui a permis un rapprochement avec les notions de résidu et de raisonnement approché d'Evsukoff.

L'étude bibliographique assez complète, décrite partiellement dans la première partie de ce mémoire, nous a permis la proposition d'une approche qui intègre différents concepts et méthodes issus de différentes communautés, dans une structure homogène de description

événementielle à base de RdP. *Nous pensons que l'apport principal de notre travail réside dans cet effort d'intégration* qui a abouti à une structure de surveillance et de diagnostic avec un certain nombre de capacités, mises en évidence dans le mémoire, dont les principales sont les suivantes:

- Une base de description temporelle événementielle floue des dynamiques continues avec un degré d'abstraction temporelle approprié à la problématique de surveillance et de diagnostic décrits.
- La générations des symptômes et évaluation des trajectoires d'écart à partir d'une évaluation temporelle floue s'appuyant sur les concepts de distance et similarité floues (issues de la théorie des ensembles floues) associés aux notions de distance et similarité temporelle issues des approches de signature temporelle.
- Une méthode de diagnostic à base de modèle discret fondée non seulement sur la description et raisonnement sur chaque trajectoire des variables (s'inspirant des concepts issus des approches basées sur l'AQT) mais aussi sur la description des relations comportementales locales d'entrées-sortie (permettant la mise en œuvre d'un processus de localisation fondé sur les approches causales). Il est ainsi évité la description de l'espace d'état global du procédé (inappropriée pour les installations de grande taille) ainsi que la description exhaustive des modes de défaut. Toutefois, la description des modes de défauts a été envisagée par l'affinement du diagnostic au niveau MO_t .
- Une méthode de construction des modèles RdPTF systématique basée sur le processus de partitionnement temporelle flou.
- L'utilisation d'une connaissance variée issue notamment des réalisations expérimentales ou de simulation des équations analytiques.

La complexité résultante de l'intégration des concepts et techniques issus des différentes communautés nous a permis, une proposition qui a pu être partiellement validé à travers un simple exemple. Certains aspects du travail présentés dans ce mémoire méritent donc d'être examinés plus en profondeur dans l'avenir, notamment à travers d'un procédé doté d'une plus grande complexité. Nous pourrions nous appuyer par exemple sur l'utilisation du simulateur commercial HYSYS (colonne à distiller) utilisé dans les travaux de [Neves, 98] et [Kempowsky, 05] cités dans la première partie du mémoire. Il nous semble également intéressant une étude de la plate-forme *PrODHyS (Process Object Dynamic Hybrid Simulator)* fondée sur un formalisme réseaux de Petri Predicats-Transitions-Différentiels-Objets, proposée dans le cadre de la modélisation des systèmes dynamiques hybrides [Perret et al., 03], [Perret et al., 04].

Citons certains aspects à approfondir :

- Une étude plus exhaustive des défauts possibles qui conduisent à une TDL et la vérification du critère de diagnosticabilité (défectabilité et discriminabilité) : critère de discriminabilité entre le comportement normal (f_o) et les comportements de dérive lente ($f_{i_{lent}}$) et discriminabilité entre les comportements de défaut modélisés (f_i). Cette étude conduira nécessairement à une évaluation du partitionnement proposé ou bien à une étude de placement de capteurs.
- Une étude plus détaillée de la structure d'influence. Comme le souligne Neves dans ses conclusions de thèse [Neves, 98], un procédé qui présente une certaine complexité, comme la colonne à distiller, exige une organisation plus rigoureuse des *phases* de la recette et ainsi la

définition plus affinée des relations causales et des modèles associés. Les boucles cycliques d'influence font également partie de cette étude puisque, comme le souligne [Travé-Massuyès et al., 97], ces boucles représentent une difficulté majeure pour la modélisation. Nous soulignons la problématique d'élimination de ces boucles traitée par [Leyval et al., 94], [Gentil & Montmain, 04] de façon à pouvoir doter la structure d'influence d'un pouvoir d'explication et interprétation des relations de cause et effet.

- L'utilisation de l'information des dérivées, si elle est disponible, pour une meilleure description des relations de variables présentant des dynamiques différentes, comme le proposent [Yan, 03b], [Yan et al., 04].
- L'intégration dans une architecture de Supervision, notamment l'approche hybride hiérarchisée d'Andreu.

Pour ce dernier point, il est nécessaire d'approfondir les interactions entre le modèle de commande défini par Andreu, au niveau supervision et au niveau coordination, et les modèles $RdPTF_R$ et $RdPTF_I$ (respectivement définis au niveau MO_t et au niveau *phase*) que nous proposons pour la surveillance et le diagnostic. En effet, Andreu propose l'utilisation d'un modèle de référence qui représente, à chaque niveau hiérarchique, les différentes configurations que peuvent prendre les composants du procédé. Ce modèle de référence permet de décrire le comportement attendu du procédé. Chaque action de la commande sur le procédé fait également évoluer le modèle de référence qui calcule une fenêtre d'occurrence de fin d'opération en s'appuyant sur un système d'équations algèbro-différentielles. Si la date d'occurrence de fin d'opération reçue par le modèle de commande en provenance du procédé n'est pas cohérente avec la fenêtre calculée par le modèle de référence, une défaillance est détectée et les deux modèles n'évoluent plus. Un module de diagnostic, non décrit par Andreu, est alors sollicité. Dans notre cas, le système d'équations, souvent difficile à obtenir et dont la précision n'est pas forcément nécessaire aux niveaux hauts de la hiérarchie du système de commande/surveillance, est remplacé par notre processus d'abstraction. Il est toujours envisagé que chaque action du modèle de commande conduise à la sélection du modèle de surveillance/diagnostic, que nous proposons, approprié à la configuration du procédé, liée à cette action, en définissant les conditions initiales et le seuil à atteindre. Mais il faut évaluer l'impact de notre approche sur la structure du modèle de référence telle que l'a proposée Andreu et l'implication de la détection d'une défaillance sur le modèle de commande. Il faut également prévoir un processus de reprise suite au résultat du diagnostic.

Bibliographie

- [Aghasaryan & Dousson, 01] A. Aghasaryan, C. Dousson (2001). Mixing Chronicle and Petri Net Approaches in Evolution Monitoring Problems, *11th International Workshop on Principles of Diagnosis (DX2001)*, San Sicario, Italie.
- [Allevard et al., 04] T. Allevard, E. Benoit, L. Foulloy (2004). Distances entre descriptions linguistiques floues. *Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications – LFA'04*, pp. 33- 42, Nantes, France.
- [Andreu, 96] D. Andreu (1996). *Commande et Supervision des Procédés Discontinus: une Approche Hybride*. Thèse de Doctorat, Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS-CNRS).
- [Andreu et al., 97] D. Andreu, J-C. Pascal, R. Valette (1997). Fuzzy Petri Net-Based Programmable Logic Controller, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics – part B*, vol. 27, n. 6.
- [Andreu et al., 98] D. Andreu, J-C Pascal, R. Valette (1998). Supervision des systèmes de production discontinus, *Journal Européen des Systèmes Automatisés, APII-JESA*, vol, 32, n. 3, PP ; 365-386.
- [Anglano & Portinale, 94] C. Anglano, L. Portinale (1994). B-W analysis: a backward reachability analysis for diagnostic problem solving suitable to parallel implementation. *Application and Theory of Petri Nets*, Lecture Notes in Computer Science 815, pp. 9-58, Sringler-Verlag.
- [Antsaklis et al., 98] P. Antsaklis, X. Koutsoukos, J. Zaytoon (1998). On Hybrid Control of Complex Systems: A Survey, *European Journal of Automation*, 32 (9-10), 1023-1045;
- [Alla & David, 98] H. Alla, R. David (1998). Continuous and hybrid Petri nets, *Journal of Circuits, Systems and Computer*, 8(1), pp. 159-188.
- [Alonso et al., 03] A. Alonso, J. Rodriguez, B. Pulido (2003). Enhancing Consistency based Diagnosis with Machine Learning Techniques, *International Workshop on Principles and Diagnosis (DX 2003)*, Washington, EUA.
- [Armengol et al., 01] J. Armengol, J. Vehi, L. Travé-Massuyès, M. A. Sainz (2001). Application of multiple sliding time windows to fault detection based on interval models, *12th International Workshop on Principles of Diagnosis (DX'01)*, Via Lattea, Italie pp.9.
- [Basseville & Nikiforov, 93] M. Basseville, I. Nikiforov (1993). *Detection of Abrupt Changes, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.*
- [Benazera et al., 02] E. Benazera, L. Travé-Massuyès, P. Dague (2002). State Tracking of Uncertain Hybrid Concurrent Systems, *13th Int. Workshop on Princ. of Diag.*, Austria, pp.106-114.
- [Bhagwat et al., 03a] A. Bhagwat, R. Srinivasan, P. R. Krishnaswamy (2003). Fault detection during process transitions: a model-based approach, *Chemical Engineering Science*, 58, pp.309-325.

- [Bhagwat et al., 03b] A. Bhagwat, R. Srinivasan, P. R. Krishnaswamy (2003b). Multi-linear model-based fault detection during process transitions, *Chemical Engineering Science*, 58, pp.1649-1670.
- [Blanke et al., 03] M. Blanke, M. Kinnaert, J. Lunze, M. Staroswiecki (2003). *Diagnosis and Fault-Tolerant Control*, Springer.
- [Bloch, 03] I. Bloch (2003). Traitement d'images. *Traitement de données complexes et commande en logique floue*. Informatique et Systèmes d'Information (IC2) Editions Hermes, Lavoisier, Paris, pp. 95-151.
- [Boudaoud & Masson, 00] N. Boudaoud, M. Masson (2000). Diagnosis of transient states using pattern recognition approach, *JESA*, 34(5), pp. 689-708.
- [Bouchon-Meunier & Marsala, 03] B. Bouchon-Meunier, C. Marsala (2003). *Traitement de données complexes et commande en logique floue*. Informatique et Systèmes d'Information (IC2) Editions Hermes, Lavoisier, Paris.
- [Bourseau et al., 95] P. Bourseau et al. (1995). Qualitative reasoning: a survey of techniques and applications. *AI Commun. Special Issue MQ&D: Qual. Reasoning*, vol.8, n.3/4, pp.119-192.
- [Bousson, 93] K. Bousson (1993). *Raisonnement Causal pour la Supervision de Processus Basée sur des Modèles*. Thèse de Doctorat, Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS-CNRS).
- [Bousson et al., 94] K. Bousson, L. Zimmer, L. Travé-Massuyès (1994). Causal model-based diagnosis of dynamic systems, *5th International Workshop on Principles of Diagnosis*, New Paltz (USA), pp.34-41.
- [Bousson et al., 98] K. Bousson, J. Steyer, L. Travé-Massuyès, B. Dahhou (1998). From a rule-based to a predictive qualitative model-based approach using automated model generation. Application to the monitoring and diagnosis of biological process, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 11, pp. 477-493.
- [Calado et al., 03] J. Calado, F. Carreira, M. Mendes, J. Sá da Costa, M. Bartys (2003). Fault Detection Approach Based on Fuzzy Qualitative Reasoning Applied to the Damadics Benchmark Problem, *5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS-2003)*, Washington, USA.
- [Cardoso, 94] J. Cardoso (1994). Sur les Réseaux de Petri avec Marquages Flous, Thèse de Doctorat, Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS-CNRS).
- [Cardoso, 99] J. Cardoso (1999). Time Fuzzy Petri Nets, *Fuzziness in Petri Nets – Studies in Fuzziness and Soft Computing*, Physica-Verlag, Janette Cardoso e Heloisa Camargo, vol. 22, pp.115-145.
- [Cardoso & Camargo, 99] J. Cardoso, H. Camargo (1999). *Fuzziness in Petri Nets – Studies in Fuzziness and Soft Computing*, Physica-Verlag.
- [Cardoso et al., 99] J. Cardoso, R. Valette, D. Dubois (1999). Possibilistic Petri Nets. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics – part B: Cybernetics*, vol. 29, n.5.
- [Cauvin et al., 98] S. Cauvin, M-O. Cordier, C. Dousson, P. Laborie, F. Lévy, J. Montmain, M. Porcheron, I. Servet, L. Travé-Massuyès (1998). Monitoring and alarm interpretation in industrial environments, *AI Communications*, vol. 11, n. 3/4, pp. 139-173.

- [Champagnat et al., 98] R. Champagnat, H. Pingaud, P. Esteban and R. Valette (1998). Modeling and simulation of a hybrid system through PR/TR PN-DAE model, *3rd International Conference on Automation of Mixed Process (ADPM'98)*, Reims, França, pp. 131-137.
- [Chantler et al., 98] M. J. Chantler, G. M. Coghill, Q. Shen, R. R. Leitch (1998). Selecting tools and techniques for model-based diagnosis, *Artificial Intelligence in Engineering*, 12, pp. 81-98.
- [Cheung & Stephanopoulos, 90] J. T. Cheung, G. Stephanopoulos (1990). Representation of Process Trends, *Computers Chemical Engineering* 14, p.I and II, pp. 495-540.
- [Chung et al., 03] S-L Chung, C-C Wu, M Jeng (2003). Failure Diagnosis: A case Study on Modeling and Analysis by Petri Nets, *Proceedings of 2003 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Washington D.C.
- [Colomer et al., 02] J. Colomer, J. Meléndez, F. I. Gamero (2002). Pattern recognition based on episodes and DTW. Application to diagnosis of a level control systems. *16th International Workshop on Qualitative Reasoning (QR'2002)*, Barcelone, Espagne.
- [Combacau et al., 02] M. Combacau, K. Kouiss, A. Toguyeni (2002). *Fondements du pilotage des systèmes de production*, Traité IC2 Productique, Editions Hermes, Chapitre 11: Supervision d'atelier, pp.121-154.
- [Cordier & Dousson, 00] M-O. Cordier, C. Dousson (2000). Alarm Driven Monitoring based on Chronicles, *4th IFAC Symposium on Fault Detection Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS'2000)*, Budapest (Hongrie).
- [Cordier et al., 00] M-O. Cordier, P. Dague, M. Dumas, F. Levy, J. Montmain, M. Staroswiecki, L. Través-Massuyès (2000). AI and Automatic Control Approaches of Model-Based Diagnosis: Links and Underlying Hypotheses, *4th IFAC Symposium on Fault Detection Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS'2000)*, Budapest (Hongrie), pp.274-279.
- [Cordier & Largouët, 01] M-O Cordier, C. Largouët (2001). Using model-checking techniques for diagnosing discrete-event systems, *11th International Workshop on Principles of Diagnosis (DX2001)*, San Sicario, Italie.
- [Cordier et al., 00] M-O. Cordier, P. Dague, M. Dumas, F. Levy, J. Montmain, M Staroswiecki., L. Través-Massuyès (2000). A comparative analysis of AI and control theory approaches to model-based diagnosis, *14th European Conference on Artificial Intelligence (ECAI'2000)*, Berlin (Allemagne), pp. 20-25.
- [Cury & Krogh, 99] J. Cury, B. Krogh (1999). Supervisory Control of Hybrid Systems Using Approximating Hybrid Automata, *Journal of the Society of Instrument and Control Engineers (SICE)*.
- [Dague, 01] P. Dague (2001). *Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes*, Traité IC2 Productique, Editions Hermes, Chapitre 1: Théorie logique du diagnostic à base de modèles, pp.17-105.

- [Dash et al., 03] S. Dash, R. Rengaswamy, V. Venkatasubramanian (2003). Fuzzy-logic based trend classification for fault diagnosis of chemical processes, *Computers and Chemical Engineering*, 27, pp.347-362.
- [Denoeux, 01] T. Denoeux (2001). *Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes*. Systèmes Automatisés (IC2), Editions Hermes, Chapitre 3: Diagnostic par reconnaissance de formes Approches non probabilistes, pp.215-244.
- [Dressler & Struss, 03] O. Dressler, P. Struss (2003). A Toolbox Integrating Model-based Diagnosability Analysis and Automated Generation of Diagnostics, *Proceedings of the 14th International Workshop on Principles of Diagnosis (DX03)*, pages 99-104, Washington, D.C., USA.
- [Eginlioglu et al., 02] P. Eginlioglu, G. Lichtenberg, B. Nixdorf, J. Schröder, T. Wassiliou, M. Zacharias (2002). *Qualitative Modelling Toolbox Tutorial*, Ruhr-Universität Bochum.
- [Engell et al., 02] S. Engell, G. Frehse, E. Schnieder (2002). *Modelling, Analysis, and Design of Hybrid Systems*. Springer.
- [Kleer et al., 92] J. De Kleer, A. Mackworth, R. Reiter (1992). Characterizing diagnoses and systems, *Artificial Intelligence*, vol. 56, pp. 197-222.
- [Kleer, 86] J. De Kleer (1986). Theories of causal ordering, *Artificial Intelligence*, vol. 29, n.1, pp. 33-62.
- [Dousson, 94] C. Dousson (1994). *Suivi d'Evolution et Reconnaissance de Chroniques*. Thèse de Doctorat, Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS-CNRS).
- [Dousson & Ghallab, 94] C. Dousson, M. Ghallab (1994). Suivi et reconnaissance de chroniques, *Revue d'Intelligence Artificielle*, vol. 8, n.1, pp. 29-61.
- [Dubois & Prade, 85] D. Dubois, H. Prade. (1985), *Théorie des Possibilités – Application à la Représentation des Connaissances en Informatique*, Masson.
- [Dubois & Prade, 89] D. Dubois, H. Prade (1989). Processing fuzzy temporal knowledge. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 14, n.4.
- [Dubois & Prade, 99] D. Dubois, H. Prade (1999). A Brief Introduction to Possibility Theory and Its use for Processing Fuzzy Temporal Information. *Fuzziness in Petri Nets – Studies in Fuzziness and Soft Computing*, Physica-Verlag, pp.52-71, vol. 22.
- [Dubois & Prade, 04] D. Dubois, H. Prade (2004). Possibilistic logic: a retrospective and prospective view. *Fuzzy Sets and Systems* 144, 3-23, Elsevier.
- [Dubuisson, 01] B. Dubuisson (2001). *Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes*. Productique (IC2) Editions Hermes, Lavoisier, Paris.
- [Dziopa & Gentil, 97] P. Dziopa, S. Gentil (1997). Multi-model-based Operation Support System, *Engineering Applic. Artificial Intelligence*, vol. 10, N. 2, pp. 117-127.
- [Engell et al., 00] S. Engell, S. Kowalewski, C. Shulz, O. Stursberg (2000). Continuous-Discrete Interactions in Chemical Processing Plants, *Proc. IEEE*, vol. 7, pp. 1050--1068.
- [Evsukoff, 98] A. Evsukoff (1998). *Le Raisonnement Approché pour la Surveillance de Procédés*. Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble.

- [Evsukoff et al., 00] A. Evsukoff, S. Gentil, J. Montmain (2000). Fuzzy reasoning in cooperative supervision systems, *Control Engineering Practice* 8, pp. 389-407.
- [Evsukoff et al., 03] A. Evsukoff, S. Gentil, S. Galichet, L. Foulloy (2003). *Commande floue 1 – de la stabilisation à la supervision*, Traité IC2 Systèmes Automatisés, Editions Hermes, Chapitre 6: Supervision et diagnostic, pp.187-216.
- [Fanni & Giua, 98] A. Fanni, A. Giua (1998). Discret Event Representation of Qualitative Models Using Petri Nets, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics – Part B, Cybernetics*, vol. 28.
- [Ferray-Beaumont & Gentil, 89] Ferray-Beaumont, S. Gentil (1989). Declarative Modelling for process supervision, *Revue d'intelligence artificielle*, vol 3, no 4.
- [Fontaine & Ramaux, 98] D. Fontaine, N. Ramaux (1998). An Approach by Graphs for the Recognition of Temporal Scenarios, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – part B*, vol. 28, n.3, pp. 387-403.
- [Förstner & Jung, 00] Förstner, D., Jung, M. (2000). Discrete-event abstraction of quantised systems with asynchronous input and state events, *Proceedings of the 4th International Conference on Automation of Mixed Processes, ADPM'00*, Dortmund, Allemagne.
- [Förstner & Lunze, 00] D. Förstner, J. Lunze (2000). Qualitative Model-based Fault Detection of a Fuel Injection System, *4th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS-2000)* Budapest, Hungary, vol. 1.
- [Foulloy et al., 03] L. Foulloy, S. Galichet, G. Mauris (2003). *Traitement de données complexes et commande en logique floue*, Traité IC2 Productique, Editions Hermes, Chapitre 2: Utilisation des techniques floues pour la mesure et la commande, pp.65-94.
- [Frank & Köppen-Seliger, 97] M. P. Frank, B. Köppen-Seliger (1997). New Developments Using AI in Fault Diagnosis, *Engng Applic. Artif. Intell.*, vol. 10, n.1, pp. 3-14.
- [Gao et al., 03] M. Gao, M. Zhou, X. Huang, Z. Wu. (2003). Fuzzy Reasoning Petri Nets. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - part A: Systems and Humans*, vol. 33, n.3.
- [Gehin et al., 00] A. Gehin, M. Assas, M. Staroswiecki (2000). Structural Analysis of System Reconfigurability, *4th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS-2000)* Budapest, Hungary, 292-297.
- [Genovesi et al., 99] A. Genovesi, J. Harmand, J-P. Steyer (1999). A fuzzy logic based diagnosis system for the on-line supervision of an anaerobic digester pilot-plant, *Biochemical Engineering Journal*, 3, pp.171-183.
- [Gentil, 03] S. Gentil (2003). *Commande et supervision – les procédés agroalimentaires 2*, Traité IC2 Systèmes Automatisés, Editions Hermes, Chapitre 4: Supervision et diagnostic, pp. 101-135.
- [Gentil & Montmain, 04] S. Gentil, J. Montmain (2004). Hierarchical representation of complex systems for supporting human decision making. *Advanced Engineering Informatics* 18, pp. 143- 159.

- [Gentil et al., 04] S. Gentil, J. Montmain, C. Combastel (2004). Combining FDI and AI Approches Within Causal-Model-Based Diagnosis, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – part B*, vol. 34, n.5, pp. 2207-2221.
- [Ghallab, 96] M. Ghallab (1996). On Chronicles: Representation, On_line Recognition and Learning, *Proceedings of the 5th International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning (KR'96)*, Cambridge (USA), pp. 597-606.
- [Gomaa & Gentil, 96] M. Gomaa, S. Gentil (1996). Hybrid industrial dynamical system supervision via Hybrid Continuous Causal Petri Nets, *CESA'96 IEEE-SMC IMACS Symposium on Discrete Events and Manufacturing Systems*, Lille, France, pp. 380-384.
- [Grosdenier & Loonis, 04] N. Grosdenier, P. Loonis (2004). Modélisation du suivi de situations par Réseau de Petri temporel flou, *Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications (LFA'04)*, Nantes, France.
- [Guerraz & Dousson, 04] B. Guerraz, C. Dousson (2004). Chronicles Construction Starting from the Fault Model of the System to Diagnose, *International Workshop on Principles and Diagnosis (DX 2004)*, Carcassone, France.
- [Gunes et al., 02] V. Gunes, P. Loonis, M. Ménard (2002). A fuzzy petri net for pattern recognition : Application to dynamic classes, *Knowledge and Information Systems (KAIS)*, 4, pp. 112-128.
- [Hélias et al., 02] A. Hélias, F. Guerrin, J. Harmand, J. Steyer (2002). Abstraction en modèles discrets de modèle d'évolution de stocks continus : Application à la gestion des effluents d'élevage, *Système d'Information, Modélisation, Optimisation, Commande en Génie des Procédés (SIMO 2002)*, Toulouse, France.
- [Hélias, 03] A. Hélias (2003). *Agrégation/Abstraction de Modèles pour l'Analyse et l'Organisation de Réseaux de Flux : Application à la Gestion des Effluents d'élevage à la Réunion*, Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure Agronomique de Montpellier.
- [Hélias et al., 04] A. Hélias, F. Guerrin, J-P Steyer (2004). Abstraction of Continuous System Behaviours into Timed Automata: Application to Diagnosis of an Anaerobic Digestion Process, *International Workshop on Principles and Diagnosis (DX 2004)*, Carcassone, France.
- [Heim et al., 03] B. Heim, S. Gentil, B. Celse, S. Cauvin, L. Travès-Massuyès (2003). FCC Diagnosis Using Several Causal and Knowledge based Models, *5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS-2003)*, Washington, USA.
- [Hermanns & Katoen, 02] H. Hermanns, J. Katoen (2002). Guest editors' introduction: model checking in a nutshell, *Journal of Logic and Algebraic Programming*, 52-53, pp. 1-5.
- [Hewett & Leuchner, 95] R. Hewett, J. Leuchner (1995). The Power of Second-Order Decision Tables , *Lecture Notes in Computer Science* vol. 912, Springer-Verlag, London.

- [Hewett, 04] R. Hewett (2004). Model Extraction for Fault Detection, *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 1, pp. 182-187.
- [Hristov et al., 02] I. Hristov, J. Lunze, P. Supatavanakul (2002). Timed Discrete-Event Approach to the Diagnosis of Actuator Benchmark, *4th DAMADICS Workshop Qualitative Approach for Fault Diagnosis*, Bochum, Germany.
- [Isermann, 97] R. Isermann (1997). Supervision, Fault-Detection and Fault-Diagnosis Methods – An Introduction, *Control Eng. Practice*, vol.5, pp. 639-652.
- [Iwasaki & Simon, 86] Y. Iwasaki, H.A. Simon (1986). Causality in device behavior, *Artificial Intelligence*, vol. 29, n.1, pp. 3-33.
- [ISA88, 95] ANSI/ISA-S88.01 (1995). *Batch Control Part 1: Models and Terminology*, Instrument Society of America, Research triangle Park, USA.
- [Janusz & Venkatasubramanian, 91] M. Janusz, V. Venkatasubramanian (1991). Automatic generation of qualitative description of process trends for fault detection and diagnosis, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 4, pp. 329-339.
- [Joslyn, 94a] C. Joslyn (1994). A Possibilistic Approach to Qualitative Model-Based Diagnosis, *Telematics and Informatics*, vol. 11:4, pp.365-384.
- [Joslyn, 94b] C. Joslyn (1994). On Possibilistic Automata, *Lecture Notes in Computer Science 763*, Springer-Verlag, Berlin.
- [Kassidas et al., 98] A. Kassidas, J.F. MacGregor, P. A. Taylor (1998). Synchronisation of Batch Trajectories Using Dynamic Time Warping, *AIChE Journal*, vol. 44, n. 4, pp. 864-875.
- [Kempowsky, 05] T. Kempowsky (2005). *Surveillance de procédés à base de méthodes de classification: Conception d'un outil d'aide pour la détection et le diagnostic de défaillances*. Thèse de Doctorat, Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS-CNRS).
- [Kempowsky et al., 04] T. Kempowsky, A. Subias, J. Aguilar (2004). Supervision of complex processes: strategy for fault detection and diagnosis, *IFAC/IEEE/ACCA Conference on Management and Control of Production and Logistics (MCPL'2004), Santiago (Chili)*, pp.157-163.
- [Kempowsky et al., 05] T. Kempowsky, A. Subias, J. Aguilar, M. Le Lann (2005). Online continuous process monitoring by means of a finite state machine generated using learning techniques, *18th International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management (COMADEM'2005), Cranfield, (GB)*, pp.221-231.
- [Kleer, 03] J. Kleer (2003). Fundamentals of Model-based Diagnosis, *International Workshop on Principles of Diagnosis (DX'03)* June 11-14, Washington, DC, USA.
- [Koutsoukos et al., 98] X. Koutsoukos, M. Lemmon, P. Antsaklis (1998). Timed Petri nets in Hybrid Systems: Stability and Supervisory Control, *Journal of Discrete Event Dynamic Systems: Theory and Applications*, 8(2), pp.137-173.

- [Koutsoukos et al., 00] X. Koutsoukos, P. Antsaklis, J. Stiver, M. Lemmon (2000). Supervisory Control of Hybrid Systems, *Proceedings of IEEE, Special Issue in Hybrid Systems*, pp. 1026-1049.
- [Koutsoukos & Antsaklis, 01] X. Koutsoukos, P. Antsaklis (2001). Hierarchical Control of Piecewise Linear Hybrid Dynamical Systems Based on Discrete Abstractions, *ISIS Technical Report ISIS-2001-001*, University of Notre Dame.
- [Kowalewski et al., 99] S. Kowalewski, S. Engell, C. Preußig, O. Stursberg (1999). Verification of logic controllers for continuous plants using timed condition/event-system models, *Automatica*, 35, pp. 505-518.
- [Künzle, 97] L. A. Künzle (1997). *Raisonnement Temporel Basé sur les réseaux de Petri pour des Systèmes Manipulant des Ressources*. Thèse de Doctorat, Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS-CNRS).
- [Künzle et al., 99] L. Künzle, R. Valette, B. Pradin-Chézalviel (1999). Temporal reasoning in fuzzy time Petri nets, *Fuzziness in Petri Nets – Studies in Fuzziness and Soft Computing*, Physica-Verlag, pp. 146-173, vol. 22.
- [Lafortune & Chen, 91] S. Lafortune, E. Chen (1991). A relational algebraic approach to the representation and analysis of discrete-event system, *Proc. Amer. Contr. Conf.*, Boston, MA, pp.2893-2898.
- [Lee & Liu, 03] J. Lee, K. F. R. Liu (2003). Modeling Uncertainty Reasoning With Possibilistic Petri Nets. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics – part B: Cybernetics*, vol. 33, n.2.
- [Lesire & Tessier, 05] C. Lesire, C. Tessier (2005). Particle Petri nets for aircraft procedure monitoring under uncertainty, *26th International Conference on Application and Theory of Petri Nets and Other Models of Concurrency (ATPN'05)*, Miami, EUA.
- [Leyval et al., 94] L. Leyval, S. Gentil, S. Feray-Beaumont (1994). Model based causal reasoning for process supervision. *Automatica*, 30(8), pp. 1295-1306.
- [Li & Lara-Rossano, 00] X. Li, F. Lara-Rossano (2000). Adaptive fuzzy Petri nets for dynamic knowledge representation and inference. *Expert Systems with Applications* 19, pp. 235-241.
- [Lichtenberg & Lunze, 96] G. Lichtenberg, J. Lunze (1996). Identification of Discrete Event Models for Continuous-Variable Systems, *International Conference on Control (UKACC)*, n. 427, pp. 711-715.
- [Looney, 88] C. G. Looney. (1988). Fuzzy Petri Nets for Rule-Based Decision making. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 18, issue 1, pp. 178-183.
- [Loures & Pascal, 04] E. R. Loures, J. C. Pascal (2004). Abstraction de la Dynamique Continue par Réseau de Petri Temporel Flou pour la Détection et le Diagnostic de Systèmes Hybrides, *12^{eme} Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications (LFA 2004)*, Nantes, France.
- [Loures & Pascal, 04] E. R. Loures, J. C. Pascal (2004). Detection and Diagnosis of Hybrid Dynamic Systems Based on Time Fuzzy Petri Nets, *IEEE Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC 2004)*, The Hague, Neatherlands.

- [Loures & Pascal, 05] E. R. Loures, J. C. Pascal (2005). Diagnosis framework of Hybrid Dynamic Systems Based on Time Fuzzy Petri Nets, *16th IFAC World Congress in Prague, Area: Discret Event and Hybrid System*, Prague, Czech Republic.
- [Lunze, 92] J. Lunze (1992). A Petri-net approach to qualitative modelling of continuous dynamical system, *SAMS 9*.
- [Lunze, 98] J. Lunze (1998). Qualitative modelling of dynamical systems Motivation, methods and prospective applications, *Mathematics and Computers in Simulation*, 46, pp. 465-483.
- [Lunze, 99] J. Lunze, (1999). Discrete-event modelling and diagnosis of quantised dynamical systems, *International Workshop on Principles and Diagnosis (DX 1999)*, Ecosse.
- [Lunze et al., 99] J. Lunze, B. Nixdorf, J. Schoröder (1999). Deterministic discrete-event representations of linear continuous-variable systems, *Automatica*, 35, pp. 395-406.
- [Lunze, 00] J. Lunze (2000). Diagnosis of Quantised Systems, *4th IFAC Symposium on Fault Detection. Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS-2000)* Budapest, Hungary, vol. 1, pp. 28-39.
- [Lunze & Schoröder, 00] J. Lunze, J. Schoröder (2000). Diagnosis Based on Symbolic Dynamical Models, *4th IFAC Symposium on Fault Detection. Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS-2000)* Budapest, Hungary, vol. 1, pp. 280-285.
- [Lunze et al., 01] J. Lunze, B. Nixdorf, H. Richter (2001). Process Supervision by means of Hybrid Model, *Journal of Process Control 11*, pp. 89-104.
- [Lunze & Supavatanakul, 02a] J. Lunze, P. Supavatanakul (2002). QUAMO Toolbox for Qualitative Modelling and Process Supervision, *4th DAMADICS Workshop Qualitative Approach for Fault Diagnosis*, Bochum, Germany.
- [Lunze & Supavatanakul, 02b] J. Lunze, P. Supavatanakul (2002). Timed Discrete-Event Method for Diagnosis of Industrial Actuators, *IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT'02)*, Bangkok, Thailand.
- [Masson & Grandvalet, 01] M. Masson, Y. Grandvalet (2001). *Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes*, Traité IC2 Productique, Editions Hermes, Chapitre 4: Réseaux de neurones pour le diagnostic, pp.177-219.
- [Meléndez & Colomer, 01] J. Meléndez, J. Colomer (2001). Episodes representation for supervision. Application to diagnosis of a level control system, *Workshop on Principles of Diagnosis (DX'01)*, Sansicario, Italia.
- [Montmain, 92] J. Montmain (1992). *Interprétation Qualitative de Simulations pour le Diagnostic en Ligne de Procédés Continus*. Thèse de l'Institut National Polytechnique de Grenoble.
- [Montmain, 97] J. Montmain (1997). From diapason research program to its industrial application in nuclear fuel reprocessing, *IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Process - SAFEPROCESS'97*, pp. 209-216.

- [Montmain & Gentil, 00] J. Montmain, J. S. Gentil (2000). Dynamic causal model diagnostic reasoning for online technical process supervision, *Automatica*, 36, pp. 1137-1152.
- [Mosterman & Biswas, 99] J. Mosterman, G. Biswas (1999). Diagnosis of Continuous Valued Systems in Transient Operation Regions, *IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics*, vol. 29, n.6, pp. 554-565
- [Mosterman, 01] J. Mosterman (2001). Diagnosis of Physical Systems With Hybrid Models Using Parameterised Causality, *Proceedings of Hybrid Systems: Computation and Control, 4th International Workshop (HSCC01)*, Rome, Italia, pp.447-458.
- [Murata et al., 99] T. Murata, T. Suzuki, S. M. Shatz (1999). Fuzzy-Timing High-Level Petri Nets (FTHNs) for Time-Critical Systems. *Fuzziness in Petri Nets – Studies in Fuzziness and Soft Computing*, Physica-Verlag, vol. 22, pp. 88-114.
- [Neves, 98] F. Neves Jr. (1998). *Supervision et commande des phases transitoires de processus industriels: application à une colonne de distillation*. Thèse de Doctorat, Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS-CNRS).
- [Neves & Martin, 00] F. Neves, J. A. Martin (2000). Heterogeneous control and qualitative supervision, application to a distillation column. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 13, pp. 179-197.
- [Nicola & Vaandrager, 90] R.D. Nicola, F. Vaandrager (1990). Action versus state based logics for transition systems, *LNCS 469* :407-419.
- [Pandalai & Holloway, 00] N. Pandalai, E. Holloway (2000). Template Languages for fault monitoring of timed discrete event process, *IEEE Transactions on Automatic Control*, pp. 868-882.
- [Pascal, 00] J-C. Pascal (2000). A modular and hierarchical approach for supervisory control of batch processes, *4th International Conference on Automation of Mixed Processes: Hybrid Dynamic Systems (ADPM'2000)*, Dortmund (Allemagne), pp.369-374.
- [Pearl, 88] J. Pearl (1988). *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems*. Morgan Kaufman, San Mateo, CA.
- [Pedrycz, 99] W. Pedrycz (1999). Generalized fuzzy Petri nets pattern classifiers. *Pattern Recognition Letters* 20, pp. 1489-1498.
- [Pedrycz & Peters, 99] W. Pedrycz, J.F. Peters (1999). Learning in Fuzzy Petri Nets: Concepts and Calibration Methodology. *Fuzziness in Petri Nets – Studies in Fuzziness and Soft Computing*, Physica-Verlag vol. 22.
- [Peleties & DeCarlo, 94] P. Peleties, R. DeCarlo (1994). Analysis of hybrid systems using symbolic dynamics and Petri Nets, *Automatica*, 30, pp. 1421-1427.
- [Pencolé et al., 02] Y. Pencolé, M-O Cordier, L. Rozé (2002). A decentralized model-based diagnosis tool for complex systems, *International Journal in Artificial Intelligence Tools (IJAIT)*, vol.11, pp. 327-346.
- [Perret et al., 03] J. Perret, G. Hétreux, J-M Le Lann (2003). Modélisation des Systèmes Dynamiques Hybrides basée sur le Formalisme Réseaux de Petri Predicats-Transitions-Différentiels-Objets, *4^{ème} Conférence Francophone de Modélisation et SIMulation (MOSIM'03)*, Toulouse, France.

- [Perret et al., 04] J. Perret, G. Hétreux, J-M Le Lann (2004). Integration of an object formalism within a hybrid dynamic simulation environment, *Control Engineering Practice* 12, pp. 1211-1223.
- [Pons & Través-Massuyès, 97] R. Pons, L. Través-Massuyès (1997). Causal Ordering for multiple mode system, *11th International Workshop on Qualitative Reasoning*, Cortona (Italie), 11p.
- [Porinale, 93] L. Portinale (1993). Exploiting t-invariant analysis in diagnostic reasoning on a petri net model, *Application and Theory of Petri Nets, LNCS 691*, pp. 339-356, Springer-Verlag.
- [Porinale, 97] L. Portinale (1997). Behavioral Petri Nets: A Model for Diagnostic Knowledge Representation and Reasoning, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 27, n. 2, pp. 184-195.
- [Puig et al., 03] V. Puig, J. Quevedo, A. Stancu, J. Lunze, J. Neidig, P. Planchon, P. Supavatanakul (2003). Comparison of Interval Models and Quantised Systems in Fault Detection with Application to the Damadics Actuator Benchmark Problem, *5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS-2003)*, Washington, USA.
- [Puig et al., 03] Puig, V., Quevedo, J., Escobet, T., Stancu, A. (2003). Robust Fault Detection Using Linear Interval Observers, *5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS-2003)*, Washington, USA.
- [Raisch, 00] J. Raisch (2000). Discrete Abstractions of Continuous Systems -- an Input/Output Point of View, *Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems*, Vol.6, n.1, pp. 6-29.
- [Ramadge & Wonham, 87] P. Ramadge, W. Wonham (1987). Supervisory control of a class of discrete event systems, *SIAM J. Contr. Optim.*, Vol. 25, pp. 206-230.
- [Reiter, 87] R. Reiter (1987). A theory of diagnosis from first principles, *Artificial Intelligence*, vol. 32, pp. 57-95.
- [Rengaswamy et al., 01] R. Rengaswamy, T. Hagglund, V. Venkatasubramanian (2001). A qualitative shape analysis formalism for monitoring control loop performance, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 14, pp. 23-33.
- [Ribaric et al., 98] S. Ribaric, B. Dalbelo-Basic, D. Tomac (1998). Program Implementation of Reasoning Using Fuzzy and Fuzzy Time Petri Nets, *20th Int. Conf. on Information Technology Interfaces (ITI'98)*, Croatia, pp. 101-108.
- [Ruiz et al., 01] D. Ruiz, J.M. Nogués, L. Puigjaner (2001). Fault diagnosis support system for complex chemical plants, *Computers and Chemical Engineering* 25, pp. 151-160.
- [Sachenbacher & Struss, 00] M. Sachenbacher, P. Struss (2000). Automated Determination of Qualitative Distinctions: Theoretical Foundations and Practical Results, *14th International Workshop on Qualitative Reasoning QR-00*, Morelia, Mexico.
- [Sachenbacher & Struss, 01] M. Sachenbacher, P. Struss (2001). AQUA: A framework for automated qualitative abstraction, *15th International Workshop on Qualitative Reasoning QR-01*, San Antonio, TX.

- [Sachenbacher & Struss, 05] M. Sachenbacher, P. Struss (2005). Task-dependent qualitative domain abstraction, *Artificial Intelligence*, 162, pp. 121-143.
- [Sampath et al., 95] M. Sampath, R. Sengupta, S. Lafortune, K. Sinnamohideen, D. Teneketzis (1995). Diagnosability of Discrete-Event Systems, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 40, n. 9, pp. 1555-1575.
- [Sampath et al., 96] M. Sampath, R. Sengupta, S. Lafortune, K. Sinnamohideen, D. Teneketzis (1996). Failure Diagnosis Using Discrete-Event Models, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 4, n. 2., pp. 105-123.
- [Sampath et al., 97] M. Sampath, S. Lafortune, D. Teneketzis (1997). Active Diagnosis of Discrete Event Systems, *36th Conference on Decision & Control*, San Diego, EUA.
- [Sandri & Carsoso et al., 98] S. Sandri, J. Cardoso (1998). Possibilistic Timed Safe Petri Nets. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, vol. 1, 4-9, pp. 89-94.
- [Scenna, 00a] N. J. Scenna (2000). Some aspects of fault diagnosis in batch processes, *Reliability Engineering and Systems Safety* 70, pp. 95-110.
- [Scenna, 00b] N. J. Scenna (2000). Fault diagnosis in Batch process, *Latin American Applied Research*, 30, pp. 325-333.
- [Tarifa & Scenna, 02] E. Tarifa, N. Scenna (2002). Fault diagnosis for a MSF using a SDG and fuzzy logic, *Elsevier Desalination*, 152, pp. 207-214.
- [Schullerus et al., 03] G. Schullerus, P. Supavatanakul, V. Krebs, J. Lunze (2003). Relations of Timed Event Graphs and Timed Automata in Fault Diagnosis, *5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS-2003)*, Washington, USA.
- [Shen & Leitch, 93] Shen, Q., Leitch, R. (1993). Fuzzy Qualitative Simulation. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybern.*, vol. 23, n. 4.
- [Shen & Leitch, 95] Q. Shen, R. Leitch (1995). Diagnosing continuous systems with qualitative dynamic models, *Artificial Intelligence in Engineering*, 9, pp. 107-125.
- [Srinivasan & Venkatasubramanian, 98] R. Srinivasan, V. Venkatasubramanian (1998). Automating HAZOP analysis of batch chemical plants: Part I. Knowledge representation framework. *Computers and Chemical Engineering*, 22(9), pp.1345-1355.
- [Srinivasan et al., 05] R. Srinivasan, P. Viswanathan, H. Vedam, A. Nochur (2005). A framework for managing transitions in chemical plants, *Computers and Chemical Engineering*, 29, pp. 305-322.
- [Su et al., 02] R. Su, W.M. Wonham, J. Kurien, X. Koutsouklos (2002). Distributed Diagnosis for Qualitative Systems, *6th International Workshop on Discrete Event Systems (WODES'02)*.
- [Su et al., 03] Su, R., Abdelwahed, S., Karsai, G. e G. Biswas (2003). Discrete Abstraction and Supervisory Control of Switching Systems, *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 1, pp. 415-421.

- [Struss, 93] P. Struss (1993). On Temporal Abstraction in Qualitative Physics - A Preliminary Report, *Working Paper of the 7th International Workshop on Qualitative Reasoning*, Orcas Island, USA.
- [Struss, 99] P. Struss (1999). There are no Hybrid Systems – A Multiple-Modeling Approach to Hybrid Modeling, *Hybrid Systems and AI: Modeling, Analysis and Control of Discrete and Continuous Systems*, Mars, pp. 180-185.
- [Struss et al., 02] P. Struss, B. Rehfus, R. Brignolo, F. Cascio, L. Console, P. Dague, P. Dubois, O. Dressler, D. Miller (2002). Model-based Tools for the Integration of Design and Diagnosis into a Common Process – A Project Report, *Working Papers of the 13th International Workshop on Principles of Diagnosis (DX02)*, Semmering, Austria.
- [Struss, 03] P. Struss (2003). Automated Abstraction of Numerical Simulation Models – Theory and Practical Experience, *Proceedings of the Workshop on Algebraic Models of Reasoning, KI-2003*, Hamburg, Germany.
- [Sundarraman & Srinivasan, 03] A. Sundarraman, R. Srinivasan (2003). Monitoring transitions in chemical plants using enhanced trend analysis, *Computers and Chemical Engineering*, 27, pp.1455-1472.
- [Supavatanakul & Lunze, 02] P. Supavatanakul, J. Lunze (2002). Timed Discrete-Event Method for Diagnosis of Industrial Actuator, *IEEE Conference on Industrial Technology, IEEE ICIT'02*, Bochum, Allemagne.
- [Supavatanakul et al., 03] P. Supavatanakul, C. Falkenberg, J. Lunze (2003). Identification of timed discret-event models for diagnosis, *International Workshop on Principles and Diagnosis (DX 2003)*, Washington, EUA.
- [Steyer et al., 01] J-P Steyer, A. Genovesi, J. Harmand (2001). *Automatique de bioprocédés. Systèmes Automatisés (IC2)*. Editions Hermes, Chapitre 8: Outils d'aide au diagnostic et détection de pannes, pp.215-244.
- [Stursberg et al., 97] O. Stursberg, S. Kowalewski, I. Hoffmann, J. Preußig (1997). Comparing timed and hybrid automata as approximations of continuous systems, *Hybrid Systems IV, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1273, pp. 361-377, Springer, Berlin.
- [Stursberg & Kowalewski, 99] O. Stursberg, S. Kowalewski (1999). Approximating Switched Continuous Systems by Rectangular Automata, *European Control Conference, ECC'99*, Karlsruhe, Allemagne.
- [Syfert et al., 03] M. Syfert, R. Patton, M. Bartys, J. Quevedo (2003). Development and Application of Methods for Actuator Diagnosis in Industrial Control Systems (Damadics): a Benchmark Study, *5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS-2003)*, Washington, USA.
- [Tarifa & Senna, 97] E. Tarifa, N. J. Scenna (1997). A methodology for fault diagnosis in large chemical processes and an application to a multistage flash desalination process: Part I, *Reliability Engineering and Systems Safety* 60, pp. 29-40.
- [Travé-Massuyès et al., 97] L. Travé-Massuyès, P. Dague, F. Guerrin (1997). *Le Raisonnement qualitatif pour les sciences de l'ingénieur*. Editions Hermes, Paris.

- [Travé-Massuyès & Dague, 03] L. Travé-Massuyès L., P. Dague (2003). *Modèles et raisonnements qualitatifs*. Systèmes Automatisés (IC2). Editions Hermes, Lavoisier, Paris.
- [Travé-Massuyès & Milne, 97] L. Travé-Massuyès, R. Milne (1997). TIGERTM: Gas Turbine Condition Monitoring Focus on the Ca~En Qualitative model based system, *IEEE Expert Intelligent Systems & Applications*.
- [Ushio et al., 98] T. Ushio, I. Onishi, K. Okuda (1998). Fault Detection Based on Petri Net Models with Faulty Behaviors, *IEEE Transactions on System, Man And Cybernetics*, pp. 113-118.
- [Venkatasubramanian et al., 03a] V. Venkatasubramanian, R. Rengaswamy, N. Kavuri, K. Yin (2003). A review of process fault detection and diagnosis Part I: Quantitative model-based methods, *Computers and Chemical Engineering*, 27, pp. 293-311.
- [Venkatasubramanian et al., 03b] Venkatasubramanian V., Rengaswamy R., Kavuri. (2003). A review of process fault detection and diagnosis Part II: Qualitative Models and Search Strategies, *Computers and Chemical Engineering*, 27, pp. 313-326.
- [Venkatasubramanian et al., 03c] Venkatasubramanian V., Rengaswamy R., Kavuri, N., Yin K. (2003). A review of process fault detection and diagnosis Part III: Process history based methods, *Computers and Chemical Engineering*, 27, pp. 327-346.
- [Waissman et al., 00] J. Waissman, R. Sarrate, T. Escobet, J. Aguilar, B. Dahhou (2000). Wastewater Treatment Process Supervision by Means of a Fuzzy Automaton Model, *15th IEEE International Symposium on Intelligence Control (ISIC'2000)*, Rio Patras, Grécia.
- [Williams, 86] B. C. Williams (1986). Doing Time: Putting qualitative reasoning on firmer ground, Proc. AAAI-S6, National Conference on Artificial Intelligence, pp. 105-112.
- [Yan, 03a] Y. Yan (2003). Qualitative Model Abstraction for Diagnosis, *International Workshop on Qualitative Reasoning*, Brasilia, Brasil.
- [Yan, 03b] Y. Yan (2003). Automatic Qualitative Model Abstraction from Numerical Simulation Model, *14th Int. Workshop on Principles of Diagnosis*, June 11-14, Washington DC, USA.
- [Yan, 04] Y. Yan (2004). Sensor Placement and Diagnosability Analysis at Design Stage, *MONET Workshop on Model-Based Systems at the 16th European Conference on Artificial Intelligence*, Valencia, Spain.
- [Yan et al., 04] Y. Yan , D. Lemire, M. Brooks (2004). Monotone Pieces Analysis for Qualitative Modeling, *MONET Workshop on Model-Based Systems at the 16th European Conference on Artificial Intelligence*, Valencia, Spain.
- [Yovine, 97] S. Yovine (1997). Kronos: A verification tool for real-time systems, *International Journal of Software Tools for Technology Transfer 1*.
- [Yovine, 98] S. Yovine (1998). *Model Checking timed automata*. Embedded Systems, LNCS Srpinger-Verlag.
- [Zad et al., 99] S. Zad, R. Kwong, W. Wonham (1999). Fault Diagnosis in Finite-State Automata and Timed Discrete-Event Systems, *D. Miller, L. Qiu*

- (Eds.), *Topics in Control and Its Applications*, 81-105, Springer-Verlag.
- [Zadeh, 78] L. Zadeh (1978). Fuzzy sets a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems, 1*, pp. 3-28.
- [Zadeh, 79] L. Zadeh (1979). A theory of approximate reasoning. *Machine Intelligence*, vol 9 pp 149-194, Elsevier.
- [Zaytoon, 98] J. Zaytoon, (1998). Special Issue on Hybrid Systems, vol. 32, n. 9-10, APII-JESA.
- [Zaytoon, 01] J. Zaytoon (2001). Systèmes dynamiques hybrides. Systèmes Automatisés (IC2) Editions Hermes, Lavoisier, Paris.

SURVEILLANCE ET DIAGNOSTIC DES PHASES TRANSITOIRES DES SYSTEMES HYBRIDES BASES SUR L'ABSTRACTION DES DYNAMIQUES CONTINUES PAR RESEAU DE PETRI TEMPOREL FLOU

Résumé de la thèse :

Les systèmes de surveillance et de supervision jouent un rôle majeur pour la sécurité des installations industrielles et la disponibilité des équipements. Signaler le plus tôt possible à l'opérateur les écarts détectés par rapport au comportement nominal prévu est fondamental pour la mise en œuvre des actions préventives et correctives sur le procédé. Certains types d'installations tels que les procédés chimiques et de traitement par lots (batch systems) présentent une grande complexité pour la commande/surveillance en raison de leur caractère hybride (aspects continus et discrets étroitement liés), du nombre de variables mis en jeu et de la complexité de leurs relations. Cette complexité est accentuée par la nécessité de nombreux changements de modes opératoires qui conduisent à de nombreuses phases transitoires.

La surveillance de ces phases transitoires est délicate. Le nombre élevé de variables à considérer rend difficile l'interprétation du comportement du procédé. En cas de défaut, un diagnostic devient alors une tâche complexe. Les écarts, même marginaux, par rapport au comportement nominal souhaité doivent être surveillés de façon à avertir l'opérateur sur des évolutions non prévues qui peuvent aboutir à une défaillance. Les écarts marginaux peuvent indiquer un dysfonctionnement qui dégénère lentement ou encore une conduite inadéquate de l'opérateur ou du système de pilotage.

Pour faire face à la complexité, le système de commande/surveillance est hiérarchisé selon la hiérarchie procédurale proposée par la norme ISA88. Notre démarche de surveillance et diagnostic se situe à deux niveaux hauts de cette hiérarchie procédurale : i) au niveau d'une opération et plus particulièrement lors du transitoire du mode opératoire (MOt) où les relations d'influence entre les variables sont faiblement connues ou non connues, ii) au sein d'une phase où les relations d'influence sont connues dans un intervalle de temps appartenant à l'horizon du mode opératoire.

Concernant la complexité des relations des variables mises en jeu, il n'est pas toujours facile et forcément nécessaire une modélisation précise de la dynamique du procédé. Dans ce cas, les approches qualitatives permettent une représentation avec un degré d'abstraction plus en adéquation avec le niveau haut de surveillance considéré.

Pour cela, nous proposons une abstraction des dynamiques continues basée sur un raisonnement temporel et événementiel compatibles avec les niveaux de la hiérarchie de surveillance. Cette abstraction est basée sur un partitionnement temporel flou de la dynamique des variables importantes définissant ainsi un ensemble d'états qualitatifs. Des mécanismes de vérification et de rétablissement de cohérence temporelle entre les variables sont proposés de façon à décrire les relations dynamiques locales existantes. Pour son pouvoir de représentation et pour rester cohérent avec une approche hiérarchique basée réseau de Petri, les Réseaux de Petri Temporels Flous ont été choisis.

Mots clés : Réseau de Petri Temporel Flou, Théorie des Possibilités, Modélisation Qualitative, détection, diagnostic, systèmes hybrides.

Thesis abstract:

The supervision and monitoring systems have a major role to the security of an industrial plant and the availability of its equipments. Forewarn the operator earliest about the deviations of the process nominal behaviour is fundamental to carry out preventive and corrective actions. Some kind of industrial plants like the chemical process and batch systems set significant complexities to the monitoring and supervision systems because of their hybrid nature (discrete and continuous interactions), the number of active variables and the complexity of theirs behaviour relations. This complexity becomes more pronounced in systems characterized by numerous operating mode changes leading to a numerous transitory phases.

The monitoring of these transitory phases is a delicate issue. The large amount of variables to be taken into account leads to a difficult reasoning and interpretation of the process behaviour. In case of fault, the diagnosis becomes then a complex task. The marginal deviations of process behaviour may indicate a dysfunction that degenerates slowly or be caused by operator misbehaviour or piloting system fault.

To cope with this complexity we propose a hierarchical monitoring and control system completed by a procedural decomposition proposed by the ISA88 norm, defining from the upper level the recipes, procedures, operations, phases and tasks. Our monitoring and diagnosis approach is located at two high levels of this procedural hierarchy: i) at the operation level, particularly on the transition period of operating modes where the influence relations between the variables are weakly or not known, ii) at the phase level where the influence relations are known in a period of time belonging the transition operating mode horizon.

Concerning the complexity of the behaviour relations between the variables during the transitory phases, it is neither always possible nor necessary to have a precise mathematical representation of the process dynamics through algebraic-differential equations. Thus, the qualitative approaches become an interesting solution. They allow the representation of the process behaviour with an abstraction degree that offers more robustness and a better suitability with the considered monitoring high level.

Therefore we propose an abstraction of the continuous dynamics founded on a temporal and event-based reasoning well-suited with the proposed levels of the monitoring hierarchy. This abstraction is based on a fuzzy temporal partitioning of the trajectory of some important variables defining a set of qualitative states. Mechanisms of temporal consistency verification and recovering between variables are proposed in order to describe local dynamic relations. The Time Fuzzy Petri Net (TFPN) was then chosen to take advantage of its representation powerful and to be consistent with the hierarchical approach based on Petri nets.

Key words: *Time Fuzzy Petri Net, possibility theory, qualitative modelling, detection, diagnosis, hybrid system.*