

*INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE LORRAINE  
UNIVERSITE HENRI POINCARÉ - NANCY I*

## **Surveillance des processus**

**Didier Maquin**  
Professeur à l'INPL

3<sup>ème</sup> année ENSEM  
et  
Diplôme d'Etudes Approfondies  
Contrôle, Signaux et Communications

Vandœuvre-les-Nancy, novembre 2003



# 1 Une introduction à la surveillance

L'un des enjeux les plus importants de l'automatisation concerne aujourd'hui l'augmentation de la fiabilité, de la disponibilité et de la sûreté de fonctionnement des processus technologiques. En effet, dans une première période, l'automatisation des processus de production a surtout fait appel aux techniques d'optimisation avec l'objectif d'augmenter la productivité en implantant des commandes performantes.

Rapidement, cependant, on s'est rendu compte que le schéma théorique qui consiste à établir un modèle mathématique de l'installation, à piloter et à calculer les signaux de commande à appliquer pour satisfaire un critère de productivité n'est pas satisfaisant, car incomplet, d'un point de vue pratique. La principale raison qui conduit à un échec partiel de cette méthodologie tient sans doute à la difficulté d'établissement de modèles réellement représentatifs du fonctionnement d'une installation. Quoique extrêmement important, le problème essentiel de modélisation-identification ne sera pas abordé ici. L'hypothèse que les fonctions élémentaires d'une installation (processus lui-même, capteurs, actionneurs, régulateurs, etc.) sont correctement réalisées constitue également l'une des causes importantes de cet échec.

Ces constats ont naturellement conduit à la mise en œuvre de systèmes de surveillance dont l'objectif est d'être capables, à tout instant, de fournir l'état de fonctionnement des différents organes constitutifs d'un système technologique quelconque. L'approche qui s'intéresse à la commande des systèmes de production, mais également aux aspects sûreté de fonctionnement, maintenance, gestion technique, diagnostic de fonctionnement, est couramment appelée Automatisation Intégrée.

De manière schématique, on peut dire que cette automatisation intégrée a pour objectif de concevoir et mettre en œuvre, sur un processus complexe de production, la structure hiérarchisée de la figure 1. La mise en place de cette structure doit permettre un accroissement de la fiabilité, de la disponibilité et de la sûreté de fonctionnement du processus.

D'un point de vue technologique, l'introduction de calculateurs numériques performants ainsi que la centralisation des informations prélevées sur un processus ont permis d'implanter des algorithmes de commande sophistiqués. En effet, les méthodes et algorithmes de contrôle-commande, initialement conçus pour satisfaire les besoins des industries de haute technologie (nucléaire, aérospatial, armement, etc.), se sont "démocratisés" aidés notamment par la baisse du coût des ordinateurs.

Depuis maintenant plus de vingt-cinq ans, on rencontre dans des industries plus "classiques" (chimie, sidérurgie, usine minéralurgique) des postes-opérateurs qui sont de véritables salles de commandes vers lesquelles des centrales de mesure déversent des informations nombreuses et de natures très variées. Celles-ci peuvent alors être visualisées sur des terminaux graphiques (synoptiques) ou archivées sur des supports magnétiques pour consultation ultérieure.

L'introduction de tels systèmes de commande a considérablement modifié le fonctionnement et la conduite des systèmes technologiques. Des usines entières ou, au moins, des ateliers complets sont contrôlés depuis un poste-opérateur central. Cependant, le grand nombre de variables acquises ou contrôlées (signaux), dû à l'augmentation du degré d'automatisation, ne peut être visualisé simultanément et de manière persistante. Ainsi, dans

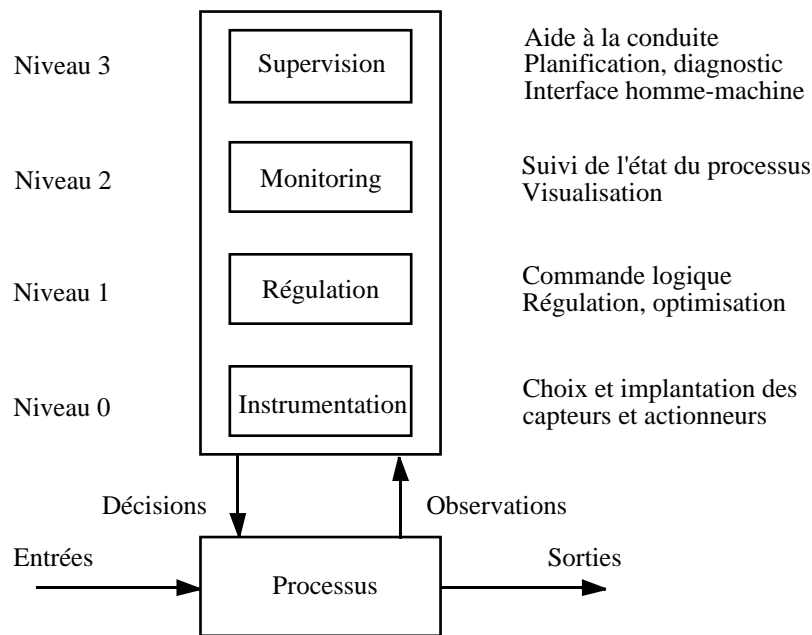


FIG. 1 – L'automatisation intégrée

les Systèmes Numériques de Contrôle-Commande (S.N.C.C.) modernes, le nombre de signaux présentés à l'opérateur est réduit et, souvent, seuls ceux relatifs à l'état instantané du processus sont visualisés. Les opérateurs sont alors capables de conduire le processus, sans avoir une vision simultanée de tous les signaux, mais en utilisant un ensemble structuré hiérarchique de synoptiques.

La visualisation d'informations "bas-niveau" est négligée car la plupart des signaux sont comparés, en permanence, à des valeurs limites fixes, ces tests portant soit sur la valeur absolue du signal, soit sur son gradient (vitesse de variation). Si l'amplitude d'un signal n'est pas comprise dans l'intervalle admissible, par exemple, lors d'une phase de démarrage ou d'arrêt du processus ou lors d'une panne de celui-ci, un message d'erreur est affiché sur un écran et/ou imprimé. Le scénario le plus fréquent se déroule alors de la manière suivante : l'opérateur choisit la vue, le synoptique, visualisant l'information détaillée concernant ce signal, il décide ensuite, après analyse, de l'action à entreprendre : c'est le *monitoring*.

Malgré les progrès des méthodes de représentation des données, les méthodes de conduite restent donc essentiellement basées, comme nous venons de le décrire, sur l'analyse de signaux qui sont majoritairement directement des variables mesurées.

La demande croissante de fiabilité et de sûreté de fonctionnement, mais également celle d'un fonctionnement moins onéreux et plus écologique, ces deux derniers points étant fortement liés aux deux premiers, justifie donc l'intérêt grandissant porté à des méthodes plus avancées de conduite incluant, évidemment, des techniques performantes de détection de défauts. Lorsqu'un défaut apparaît, il doit être détecté le plus rapidement possible, même dans le cas où tous les signaux observés restent dans leurs limites admissibles. Il doit ensuite être localisé et sa cause identifiée. Ainsi, les classiques étapes d'observation et de suivi doivent-elles être assistées par une étape plus "intelligente". Cette étape, souvent appelée *supervision*, doit utiliser l'ensemble des informations disponibles au moyen d'un

modèle explicite ou implicite (reconnaissance de formes). Cependant, si une partie importante concernant le pré-traitement, la mise en forme des informations de façon à les rendre plus explicites ou l'extraction d'informations pertinentes peut être automatisée, il ne semble pas possible, ni peut-être d'ailleurs souhaitable, d'éliminer l'homme dans sa fonction d'interprétation de ces informations et de décision induite par ces analyses.

Comme le dit très bien Patrick Millot dans l'introduction de son livre *Supervision des procédés automatisés et ergonomie*, (Millot, 1988) : “*Les calculateurs de conduite assurent aux outils de production une autonomie très importante en situation de fonctionnement normal, mais leur manque d'adaptativité dans les situations imprévues rend indispensable la présence de l'homme pour assurer les tâches de surveillance et les tâches de maintenance curative telles que le diagnostic et la reprise des dysfonctionnements, qui sont actuellement très difficiles à automatiser. En ce sens, l'automaticien assigne une fonction sécuritaire à l'opérateur, pour augmenter la fiabilité et la disponibilité des procédés*”. Sans doute faut-il nuancer ces propos car des progrès significatifs ont été réalisés depuis cette date et si la maintenance curative reste du ressort de l'intervention humaine, il n'en est pas de même de certaines tâches de surveillance et de diagnostic (Philippe, 1992). De même, certaines tâches de maintenance, sous réserve évidemment qu'elles soient préventives, car devant être planifiées, peuvent également être automatisées. Patrick Millot lui-même complète son point de vue en disant : “*... pour limiter les risques d'intervention erronée de l'opérateur, les automaticiens visent actuellement à assister celui-ci dans les tâches décisionnelles, en intégrant aux systèmes de surveillance des procédés, des outils logiciels d'aide au diagnostic et à la reprise des défauts*”.

On entrevoit clairement le problème de la confrontation homme-calculateur, essentiellement au niveau de la décision. Il faut donc définir une politique de répartition des tâches de décision entre l'homme et la machine qui tire un profit maximum des qualités (voire des défauts !) de l'un et de l'autre des acteurs induisant le concept de système homme-machine.

Ce problème d'optimisation est très délicat. En effet, le comportement mental de l'homme est extrêmement complexe à modéliser. De plus, les deux systèmes à coordonner, calculateur et opérateur, utilisent des logiques de décision différentes, l'une, artificielle, essentiellement déductive, l'autre, humaine, plutôt inductive voire intuitive et sensible à des paramètres difficilement identifiables (Millot, 1988).

Avant de poursuivre, il convient peut-être de situer clairement le contexte dans lequel on va se placer et plus particulièrement de définir les “objets” manipulés. Le mot “automatisation” sera considéré ici au sens restrictif de “automatisation des processus continus” concernant, par exemple, les processus de production d'énergie (centres de production thermique ou nucléaire, etc.), de matières premières (papeteries, cimenteries, usines pétrochimiques ou minéralurgiques, etc.) ou celle de processus de transformation (sidérurgie, etc.). Le vocable le plus générique pour désigner les “objets” manipulés sera donc “système technologique” bien que celui-ci puisse également désigner des systèmes manufacturiers de production. L'expression “système automatisé de production” ou S.A.P., chère à la communauté automaticienne, sera également utilisée avec les mêmes restrictions que précédemment. Plus simplement, on utilisera les expressions “installation” ou “processus”.

En fait, comme le mentionne Philippe Declerck (Declerck, 1991), les systèmes automatisés de production sont caractérisés par une complexité de plus en plus importante :

capteurs et actionneurs nombreux, géographiquement répartis, modes de fonctionnement multiples, interaction importante entre les opérateurs et le processus. Leur complexité les rend vulnérables aux défaillances qui sont à l'origine de coûts importants en termes de sécurité (risque d'accidents, de pollutions, etc.) et en termes de disponibilité (diminution de la productivité, non-qualité, etc.).

Cette vulnérabilité justifie l'introduction, dans leur système de commande, de modules de surveillance intermédiaire entre le processus et son instrumentation (producteurs d'informations) et les différents utilisateurs (consommateurs d'informations) : il s'agit alors de traiter les données relevées sur le système pour détecter et diagnostiquer ses défaillances.

Rolf Isermann (Isermann, 1984) décrit très finement l'architecture d'un système de supervision et les interactions au sein d'un tel système (figure 2). La présentation qui suit s'inspire largement de ses travaux. En fait, l'objet de la supervision est de signaler les modes de fonctionnement anormaux (non désirés ou interdits) et prendre ou d'aider à prendre les actions appropriées de façon à éviter une dégradation des performances du processus ou une dégradation du processus lui-même pouvant conduire à un accident mettant éventuellement en cause des vies humaines. Un défaut est généralement perçu comme une déviation dans les caractéristiques attendues du processus lui-même, des capteurs, des actionneurs ou de tout autre équipement constitutif du système. Si ces déviations influencent les variables mesurées, elles doivent pouvoir être détectées à l'aide de procédures d'évaluation de signal adéquates. Ces fonctions sont appelées, globalement, *monitoring* dans le cas où les variables mesurées sont simplement comparées à certains seuils limites (comparaison de la mesure elle-même ou de sa vitesse d'évolution) et des alarmes sont déclenchées si les limites sont dépassées. L'opérateur, à partir de ces alarmes, met en œuvre les actions appropriées pour ramener la ou les variables incriminées dans leurs plages de fonctionnement normales. Dans le cas où la violation de ces limites entraîne le système dans un état présentant un danger (pour lui-même ou pour son environnement), une action appropriée peut être effectuée automatiquement (garantie de la sécurité).

Ces deux dernières fonctions, *monitoring* et sécurité peuvent s'appliquer soit sur les signaux acquis directement sur l'installation, soit sur le résultat de traitements élémentaires portant sur ces signaux, par exemple le spectre fréquentiel de ceux-ci.

Cette technique, très répandue dans l'industrie, donne souvent des résultats satisfaisants. Cependant, les dérives, par exemple, ne sont détectées que lorsqu'elles deviennent importantes et si celles-ci sont lentes, très longtemps après leur apparition. C'est l'une des raisons pour lesquelles même – ou peut être surtout – pour des processus très bien instrumentés, les opérateurs sont toujours utilisés pour la tâche de supervision. En effet, ces opérateurs utilisent leurs propres “capteurs”, enregistrements (expérience) et surtout raisonnements pour diagnostiquer – au sens trouver la cause – une modification du comportement du système.

Pour améliorer et automatiser la supervision des systèmes, une première étape peut donc consister à ajouter plus de capteurs de manière à obtenir une image plus précise du système que l'on surveille et, une seconde, à essayer d'introduire l'expérience et la connaissance des opérateurs dans les calculateurs.

Ainsi, beaucoup de défauts ne peuvent être détectés par la seule analyse individuelle des différents signaux acquis sur l'installation. Au cours des vingt dernières années, les

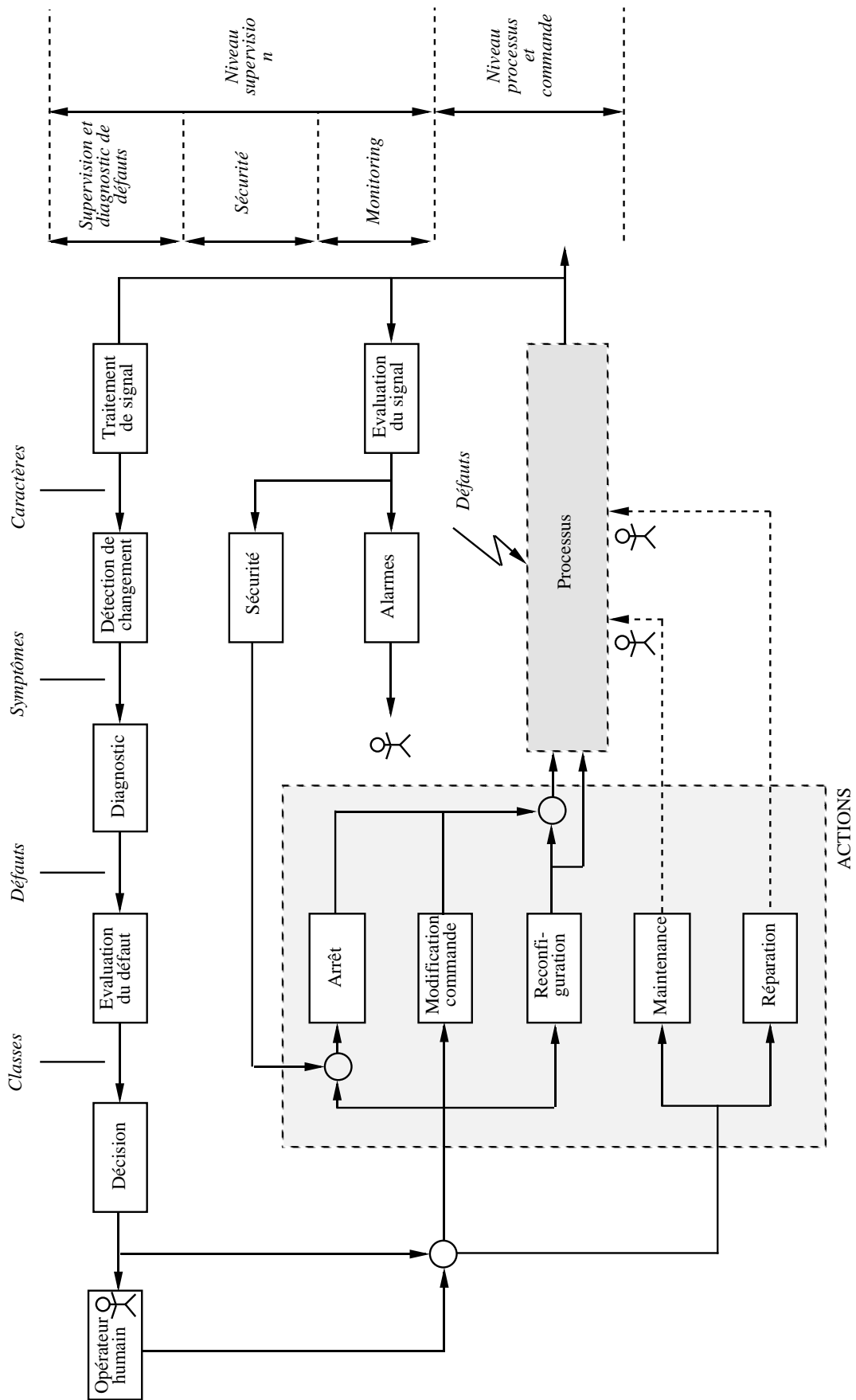


FIG. 2 – La supervision (d'après Iserman, 1984)

efforts de la recherche ont montré que les changements de mode de fonctionnement des processus peuvent cependant être détectés précocement en utilisant des modèles liant les différentes variables mesurées. Ainsi, des quantités non mesurables comme certaines variables d'état ou des paramètres du processus peuvent être estimés. A l'aide de cette connaissance améliorée, la supervision des processus (incluant le diagnostic des défauts) devient réalisable.

Dans ce contexte, le traitement adéquat des signaux fournit des caractères sous la forme de mesures directes ou d'estimation d'états ou de paramètres. Par comparaison à des valeurs de référence (valeurs normales), les changements sont détectés et traduits en termes de symptômes ou d'événements (le mot symptôme est utilisé par analogie au domaine médical). Une procédure numérique ou le recours à une base de connaissance permet ensuite de localiser et de déterminer éventuellement la cause du défaut.

L'étape suivante concerne l'évaluation de ce défaut pour savoir comment il affecte le processus. Les défauts sont alors répartis en classes selon leur incidence. Cette classification peut être réalisée, par exemple, à l'aide d'un arbre des causes. A partir de cette analyse, les actions appropriées peuvent alors être entreprises. Si le défaut est "tolérable", le système peut continuer à fonctionner. Le défaut peut également être conditionnellement tolérable, dans ce cas une modification de la loi de commande, la reconfiguration d'une partie du système ou une maintenance doivent être effectuées. Si le défaut est inacceptable, on procède à un arrêt immédiat et à une opération de réparation.

Les méthodes de surveillance et de diagnostic se répartissent en deux grandes classes selon que l'on dispose ou non d'un modèle du processus à surveiller. Dans le premier cas, on utilise les redondances d'informations et la connaissance fournie par le modèle pour caractériser le mode de fonctionnement ou l'état du système, puis décider s'il est normal ou anormal. Dans le deuxième cas, c'est l'analyse des données fournies par le système qui permet de décider de son état. Les méthodes utilisées font alors appel à des procédures d'apprentissage et de reconnaissance de formes ou à l'intelligence artificielle. Comme l'indique S. Gentil (1996), contrairement aux techniques traditionnellement utilisées en automatique où l'on aborde les problèmes numériquement en utilisant essentiellement les propriétés des équations différentielles (caractérisant le modèle), en intelligence artificielle, on travaille essentiellement en symbolique. Les problèmes considérés sont combinatoires et l'on utilise la logique; on cherche à représenter les connaissances de sens commun, à modéliser la façon dont un individu raisonne. Dans le contexte de la supervision globale, les données traitées sont de nature extrêmement variées, imprécises (bruit de mesure), incomplètes (pannes de capteurs), non-homogènes (logiques, analogiques, qualitatives), fonction du contexte (le dépassement de seuil, significatif d'une alarme en régime permanent, est parfaitement normal lors d'une grande transition d'un point de fonctionnement à un autre) et temporelles. Toute cette quantité d'informations diverses et la complexité des relations entre variables font douter de la validité des modèles numériques, surtout en cas de panne. On peut encore remarquer que les tâches de diagnostic humain reposent sur quantité d'heuristiques difficiles à formaliser dans un modèle mathématique, la corrélation entre des variables très différentes, des observations qualitatives (couleur, bruit) ou encore des intuitions, liées en fait à des statistiques (tel appareil pose plus de problèmes que tel autre) difficilement quantifiables mais pourtant efficaces. L'intelligence artificielle devrait donc apporter des solutions intéressantes aux problèmes de supervision, à condition surtout de ne pas être vue comme un substitut aux méthodes traditionnelles, mais comme un outil de plus dans la panoplie de l'ingénieur chargé de résoudre un problème concret.



## 2 Panorama succinct des méthodes employées en surveillance et diagnostic

Les méthodes conventionnelles permettant d'automatiser la surveillance de systèmes complexes se classent généralement en deux grandes catégories :

- les approches qui se fondent sur l'utilisation d'un modèle de comportement construit à partir de la physique du système ou d'une expertise humaine. Les méthodes qui en découlent sont appelées également *méthodes internes* de diagnostic. Elles impliquent une connaissance approfondie du fonctionnement sous la forme de modèles mathématiques qui devront obligatoirement être validés expérimentalement avant toute utilisation.
- les approches qui supposent que la connaissance disponible sur le système se limite à son observation passée et présente. Les méthodes qui en découlent sont appelées *méthodes externes* de diagnostic. Au sens strict, ces méthodes supposent qu'aucun modèle n'est disponible pour décrire les relations de cause à effet (modèle de fonctionnement du processus). La seule connaissance repose sur l'expertise humaine confortée par un solide retour d'expérience. Dans cette catégorie, on trouve toutes les méthodes basées sur l'intelligence artificielle<sup>1</sup>. Au sens large, elle inclut la reconnaissance de forme, les systèmes experts et les réseaux de neurones artificiels.

Notons cependant que cette partition n'est pas aussi stricte car les systèmes experts ou les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour élaborer des modèles de comportement des systèmes qui seront ensuite utilisés par des méthodes de diagnostic interne. De manière duale, les méthodes à base de modèles peuvent générer des indicateurs ou caractères qui pourront ensuite être classés à l'aide de méthodes de reconnaissance de forme de manière à émettre un diagnostic.

### 2.1 Méthodes à base de modèles

Les différentes approches de la détection de défauts basée sur l'utilisation de modèles peuvent être résumées à quelques méthodes génériques parmi lesquelles on recense l'approche observateurs ou, plus largement, reconstituteurs d'état ou de sortie (observateurs de Luenberger ou filtres de Kalman), l'approche espace de parité, l'approche estimation paramétrique ou l'utilisation de systèmes experts. Selon la méthode, différents types de modèles sont utilisés. Par exemple, pour les approches utilisant l'estimation d'état ou l'estimation paramétrique, on utilisera des modèles analytiques alors que pour l'approche systèmes experts, on recourra à des modèles de type base de connaissances. Le modèle servant directement de référence pour la détection de défaillance, la qualité du résultat dépend directement de la qualité des modèles. La mise en œuvre de ces méthodes nécessite donc une modélisation précise. Cependant, de nombreux travaux ont été menés pour assouplir cette contrainte.

La détection de défaut basée sur l'utilisation de modèles peut être divisée en deux étapes principales : la génération de résidus et la prise de décision. Lors de la première étape, les signaux d'entrée et de sortie du système sont utilisés pour générer un résidu,

---

<sup>1</sup>L'expression "intelligence artificielle" a été proposée par John McCarthy, du Massachusetts Institute of Technology, en 1956.

c'est-à-dire un signal mettant en évidence la présence d'un défaut. En général, en régime de fonctionnement normal, ce signal est statistiquement nul et s'écarte notablement de zéro en présence de défauts. La génération de résidus est propre à la méthode utilisée. Durant la seconde étape, les résidus sont analysés pour décider s'il y a ou non présence de défaut, sur quel composant du système il est intervenu (opération souvent appelée localisation) et dans certains cas, déterminer la nature du défaut et sa cause (identification). La décision peut s'effectuer à l'aide d'un simple test de dépassement de seuil sur les valeurs instantanées ou des moyennes mobiles des résidus ou faire appel à la théorie de la décision statistique (Basseville et Nikiforov, 1993). L'évaluation des résidus peut également être non booléenne; elle consiste alors à attribuer un "facteur de croyance" à un ensemble d'hypothèses de défaillances. La combinaison des informations peut alors être effectuée à l'aide de la théorie de l'évidence ou en utilisant des fonctions floues. Cette décision peut également faire appel à la reconnaissance de formes (Dubuisson, 1990), (Zwingelstein, 1995). D'un point de vue pratique, la logique de décision à seuils joue un rôle important car la plupart des méthodes citées se ramène, à terme, à un seuillage. Si le seuil choisi est constant, les entrées inconnues qui excitent le système perturbent la décision. Si le seuil est choisi trop petit, on observe beaucoup de fausses alarmes et s'il est trop grand, les défauts de faible amplitude ne sont pas détectés. Il est donc intéressant d'utiliser des seuils adaptatifs qui évoluent en fonction du point de fonctionnement du processus surveillé.

La figure 3 présente l'architecture générale de la détection de défauts basée sur l'utilisation de modèles. La génération de résidus s'effectue sur la base d'estimations (états ou paramètres) ou à l'aide d'un raisonnement heuristique. L'étape de prise de décision permet ensuite de détecter, voire localiser, les défauts éventuels.

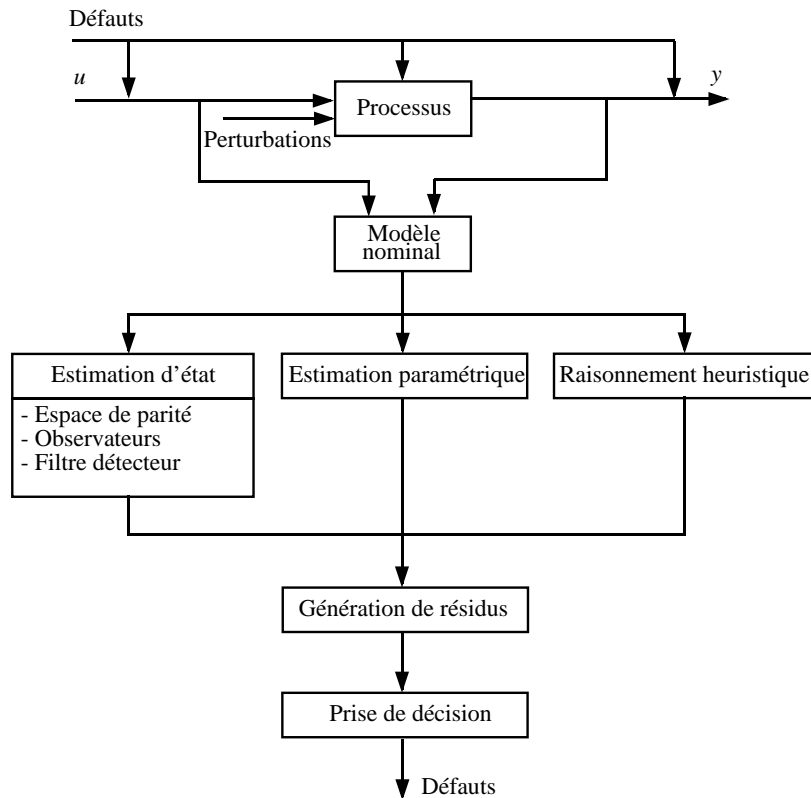


FIG. 3 – Architecture générale de la détection de défaut à base de modèles

De nombreuses méthodes permettant la génération de résidus en utilisant des modèles analytiques ont été proposées. Elles peuvent cependant être classées en trois catégories selon les notions suivantes :

- reconSTRUCTEURS d'état (observateurs de rang plein ou réduit, observateurs à entrées inconnues, filtres de Kalman, estimateurs sur horizon glissant),
- espace de parité (statique ou dynamique, linéaire ou non-linéaire),
- estimation paramétrique.

Bien que les approches soient différentes, de très nombreuses équivalences entre les différentes méthodes ont pu être mises en évidence. Considérons par exemple les approches basées sur l'espace de parité et celles utilisant des observateurs. Un système dynamique linéaire excité par des entrées  $u(t)$  et soumis à des perturbations non mesurables  $f(t)$ , peut être décrit, en ne tenant pas compte de bruits additifs éventuels et en utilisant la transformée de Laplace, par la relation entrée-sortie suivante :

$$y(s) = G_u(s)u(s) + G_f(s)f(s)$$

La structure générale de tous les générateurs déterministes de résidus peut alors être schématisée par la figure 4 :

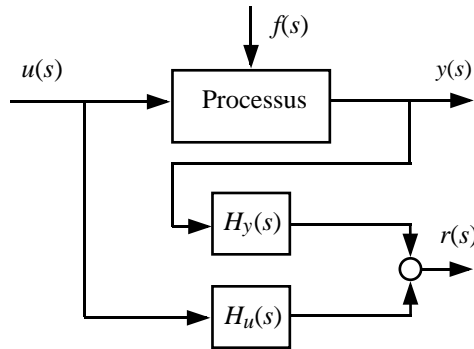


FIG. 4 – Structure générale des générateurs de résidus

On peut donc exprimer le résidu par :

$$r(s) = H_u(s)u(s) + H_y(s)y(s)$$

ou encore, en substituant dans cette relation  $y(s)$  par son expression :

$$r(s) = (H_u(s) + H_y G_u(s)) u(s) + H_y(s) G_f(s) f(s)$$

Pour que le résidu soit effectivement nul lorsqu'il n'y a pas de perturbations, les matrices de transfert  $H_u(s)$  et  $H_y(s)$  doivent satisfaire la condition :

$$H_u(s) + H_y(s)G_u(s) = 0$$

Il est important de noter que l'expression de  $r(s)$  est la représentation générale de tous les générateurs linéaires de résidus. La conception d'un générateur revient donc à choisir les matrices  $H_u(s)$  et  $H_y(s)$  en satisfaisant la contrainte précédente. Notons également que cette dernière égalité n'explicite pas la fonction de transfert du générateur de résidus, mais donne simplement une contrainte sur sa structure.

Un cas particulièrement simple consiste à choisir  $H_y(s) = I$  et  $H_u(s) = -G_u(s)$  ce qui explicite le résidu sous la forme  $r(s) = y(s) - G_u(s)u(s)$  qui n'est autre que le résidu obtenu directement à partir de la fonction de transfert du système. De très nombreuses méthodes ont été développées pour trouver l'ensemble des solutions satisfaisant la contraintes sur les fonctions de transfert tant dans le domaine temporel, une partie d'entre elles sera présentée au chapitre suivant, que dans le domaine fréquentiel.

## 2.2 Reconnaissance de formes

Les méthodes de reconnaissance de formes<sup>2</sup> constituent des outils privilégiés pour la classification de signatures associées aux modes normaux et anormaux de fonctionnement. Ces méthodes permettent l'élaboration d'algorithmes permettant de classer des objets dont l'aspect a varié par rapport à un objet type. En fait, il s'agit de définir à quelle forme-type une forme observée ressemble le plus.

En reconnaissance de formes statistiques, on définit la forme par un ensemble de  $d$  paramètres, appelés aussi *caractères*. On constitue un espace à l'aide d'une base dont chaque élément est associé à un caractère ; cet espace est appelé *espace de représentation*, il s'agit de  $\mathbb{R}^d$  dans le cas où les caractères peuvent prendre des valeurs réelles. Une forme est alors représentée par un point dans l'espace de dimension  $d$ . Dans la suite, nous désignerons une forme par un vecteur à  $d$  composantes noté  $\mathbf{x}$ .

Les prototypes sont donc des points représentatifs dans cet espace et le problème consiste à associer un point quelconque de cet espace à un des prototypes. Si aucune perturbation ne marquait une nouvelle forme observée, celle-ci se confondrait dans  $\mathbb{R}^d$  avec le prototype et le problème de reconnaissance deviendrait trivial. A cause du bruit, à chaque forme-type est donc associée une zone géométrique, appelée également *classe*. Le problème de la reconnaissance de formes est donc l'obtention de frontières entre les classes réalisant une partition de l'espace  $\mathbb{R}^d$ . Suivant sa position par rapport à l'ensemble des frontières, un nouveau point  $\mathbf{x}$  sera associé à une des classes  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M$ , c'est l'opération de classification ou discrimination.

Un problème de diagnostic peut se définir comme un problème de reconnaissance de forme. Par rapport à des applications plus classiques de la reconnaissance de formes (reconnaissance de caractères, d'images, etc.) où le problème est souvent "bien posé" en ce sens que pour une représentation du vecteur-forme donné, le nombre de classes parmi lesquelles il faut décider est connu, dans le cas d'une application au diagnostic, cette information est le plus souvent absente.

La théorie classique de la décision devra donc être modifiée pour intégrer cette méconnaissance du nombre de classes. Il ne faut pas systématiquement associer le vecteur observation à l'une des classes connues mais admettre la possibilité qu'il peut provenir d'une autre classe qu'on n'avait pas envisagé jusqu'à présent. Il faut donc prévoir un système de décision qui admette ce qui est appelé le rejet.

Deux types de rejet peuvent être considérés dans les décisions :

- le rejet dit "de distance" : un vecteur observation sera rejeté en distance si le système de décision juge que ce point n'appartient pas à une des classes qu'il connaît. Plutôt

---

<sup>2</sup>L'essentiel de ce paragraphe est extrait des références (Dubuisson, 1990) et (Dubuisson, 2001).

de déclarer le mode de fonctionnement normal ou anormal, il vaut mieux considérer l'apparition d'une nouvelle classe.

- le rejet dit “d’ambiguïté” : il peut arriver qu’une observation puisse être affectée à plusieurs classes avec des probabilités ou des certitudes similaires. L’affecter à l’une des classes revient alors à forcer la décision et l’on risque alors de commettre une erreur. Il est alors intéressant de pratiquer ce que l’on appelle un “rejet d’ambiguïté”, c’est-à-dire de ne pas prendre de décision d’affectation, sans que cela ne provoque obligatoirement la création d’une nouvelle classe.

Le problème de reconnaissance de forme est alors posé formellement comme suit :

- définir les paramètres constituant le vecteur forme  $\mathbf{x}$ , représentatif de l’état du système ; la dimension de  $\mathbf{x}$  est la dimension de l’espace de représentation des formes ;
- définir les  $M$  états ou classes connues pour lesquelles on dispose d’informations : modèle probabiliste de comportement, ensemble de vecteurs échantillons pour chaque classe, etc. ;
- construire une règle de décision  $d(\mathbf{x})$  qui associe, au vecteur  $\mathbf{x}$ , une décision : affectation à une classe, rejet de toutes les classes connues ou rejet d’ambiguïté (non-décision).

Les décisions prises seront associées à un critère de performance, généralement la probabilité d’erreur. Les non-décisions pourront éventuellement être levées par un complément d’information, le rejet en distance peut mettre en évidence de nouveaux comportements du système qu’il sera peut-être utile d’adjoindre aux connaissances *a priori* dont on disposait : cette phase constitue l’adaptation du système de décision.

Nous supposons donc que nous devons décider parmi  $M$  classes,  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M$ , pour tout vecteur-forme  $\mathbf{x}$  de  $\mathbb{R}^d$ . On cherche donc une application  $d$  qui à  $\mathbf{x}$  associe un scalaire  $i$  tel que :

- si  $d(\mathbf{x}) = 1$ ,  $\mathbf{x}$  est associé à la classe  $\omega_1$ ,
- si  $d(\mathbf{x}) = 2$ ,  $\mathbf{x}$  est associé à la classe  $\omega_2$ ,
- etc.,
- si  $d(\mathbf{x}) = M$ ,  $\mathbf{x}$  est associé à la classe  $\omega_M$ ,
- si  $d(\mathbf{x}) = 0$ ,  $\mathbf{x}$  est rejeté en distance, c’est-à-dire associé à une classe fictive, dite *classe de rejet en distance*,  $\omega_0$ ,
- si  $d(\mathbf{x}) = -1$ ,  $\mathbf{x}$  est rejeté en ambiguïté (dans le cas où la décision d’associer  $\mathbf{x}$  à une classe donnée risque de diminuer un indicateur de performance).

Les probabilités *a priori* des classes  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M$ ,  $P(\omega_i)$ ,  $i = 1, \dots, M$  sont connues avec :

$$\sum_{i=1}^M P(\omega_i) \leq 1$$

La probabilité *a priori* de la classe  $\omega_0$  peut difficilement être connue, puisque, par définition, la classe  $\omega_0$  est un mélange de toutes les classes non identifiées par l’utilisateur. En général, on la déduira donc de la connaissance des autres classes :

$$\sum_{i=0}^M P(\omega_i) = 1$$

En fait, lorsqu'on met en place un système de diagnostic, l'expert identifie  $M$  classes et leur associe une probabilité *a priori* ainsi que leurs densités respectives. En l'absence de toute classe de rejet de distance  $\omega_0$ , les probabilités *a priori* des classes  $\omega_i$ ,  $P_1(\omega_i)$ , obéissent souvent à l'égalité :

$$\sum_{i=1}^M P_1(\omega_i) = 1$$

L'introduction de la classe  $\omega_0$  nécessite donc de modifier  $P_1(\omega_i)$  en  $P(\omega_i)$ . Si l'on fixe à  $P(\omega_0)$  la probabilité associée à  $\omega_0$ , il est facile de vérifier que la somme des probabilités des différentes classes  $\omega_i$ , pour  $i = 0, \dots, M$  sera égale à 1 si :

$$P(\omega_i) = (1 - P(\omega_0))P(\omega_i) \quad i = 1, \dots, M$$

On a donc fort logiquement :

$$P(\omega_i) \leq P_1(\omega_i)$$

Il faut ensuite choisir une loi de probabilité pour le vecteur  $\mathbf{x}$  dans  $\omega_0$ . On choisit souvent une loi uniforme sur un volume  $V$ . La probabilité conditionnelle de  $\mathbf{x}$  sachant  $\omega_0$  peut alors s'écrire :

$$P(\mathbf{x}|\omega_0) = \frac{1}{V} \quad \forall \mathbf{x} \in V \subset \mathbb{R}^d$$

De même, la loi de probabilité du vecteur  $\mathbf{x}$  dans chaque classe est supposée connue et caractérisée par les probabilités conditionnelles  $P(\mathbf{x}|\omega_i)$ ,  $i = 1, \dots, M$ . La loi de probabilité du vecteur  $\mathbf{x}$ , quand on ne connaît pas sa classe d'appartenance, est donnée par la loi mélange  $P(\mathbf{x})$

$$P(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^M P(\mathbf{x}|\omega_i)P(\omega_i)$$

Enfin, à chaque décision est associé un coût de décision,  $C(i, \omega_j)$ , coût de décider  $\omega_i$  quand  $\omega_j$  est la vraie classe de  $\mathbf{x}$ . En général, on considérera également un coût de rejet d'ambiguïté dont la valeur sera identique quelle que soit la vraie classe  $\omega_i$  de  $\mathbf{x}$ ,  $C(-1, \omega_i)$ .

On se fixe ensuite un indicateur de performance, le *risque moyen de décision*,  $R$  que l'on cherchera à minimiser.

Pour un vecteur  $\mathbf{x}$  donné, le risque associé à la décision  $d(\mathbf{x})$  s'écrit :

$$R(\mathbf{x}) = \sum_{j=0}^M C(d(\mathbf{x}), \omega_j)P(\omega_j|\mathbf{x})$$

La probabilité *a posteriori* de la classe  $\omega_i$  peut s'évaluer aisément à l'aide de la formule de De Bayes :

$$P(\omega_i|\mathbf{x}) = \frac{P(\mathbf{x}|\omega_i)P(\omega_i)}{P(\mathbf{x})}$$

Le risque moyen  $R$  est obtenu en moyennant les risques associés aux décisions relatives à chaque vecteur  $\mathbf{x}$  :

$$R = \int R(\mathbf{x})P(\mathbf{x})d\mathbf{x}$$

Examinons maintenant un cas particulier souvent employé en diagnostic lorsqu'aucune décision n'est prépondérante par rapport à une autre ; on fixe alors les coûts de la manière suivante :

$$C(i, \omega_j) = \begin{cases} 1 & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \quad i, j = 0, \dots, M$$

$$C(-1, \omega_j) = a \quad j = 0, \dots, M$$

Dans ce cas, le risque associé à la décision  $d(\mathbf{x})$  s'écrit :

- si  $d(\mathbf{x}) = -1$ ,  $R(\mathbf{x}) = a$
- si  $d(\mathbf{x}) = i$ ,  $i = 0, \dots, M$ ,  $R(\mathbf{x}) = \sum_{j=0}^M C(i, \omega_j)P(\omega_j|\mathbf{x}) = \sum_{j \neq i}^M P(\omega_j|\mathbf{x})$   
c'est-à-dire  $R(\mathbf{x}) = 1 - P(\omega_i|\mathbf{x})$

La règle de décision est alors facile à élaborer :

- on affecte  $\mathbf{x}$  à la classe  $\omega_i$  si :

$$P(\omega_i|\mathbf{x}) = \max_j P(\omega_j|\mathbf{x}) \quad \text{et} \quad P(\omega_i|\mathbf{x}) \geq 1 - a$$

- le vecteur  $\mathbf{x}$  est rejeté en ambiguïté si :

$$P(\omega_i|\mathbf{x}) = \max_j P(\omega_j|\mathbf{x}) \quad \text{et} \quad P(\omega_i|\mathbf{x}) < 1 - a$$

Dans cette situation, trois cas distincts peuvent donc se produire :

- le vecteur  $\mathbf{x}$  est associé à l'une des classes  $\omega_i$ ,  $i = 1, \dots, M$  ;
- le vecteur  $\mathbf{x}$  est associé à la classe de rejet de distance  $\omega_0$  ; il est donc considéré comme n'appartenant à aucune classe réelle ;
- le vecteur  $\mathbf{x}$  est rejeté en ambiguïté entre deux ou plusieurs classes connues, on préfère ne pas le classer plutôt que de risquer de commettre une erreur.

Les figures qui suivent illustrent la situation dans le cas gaussien (loi de distribution gaussienne des observations dans une classe) mono-dimensionnel. La figure 5 représente la frontière entre deux classes  $\omega_1$  et  $\omega_2$  sans tenir compte d'un rejet quelconque.

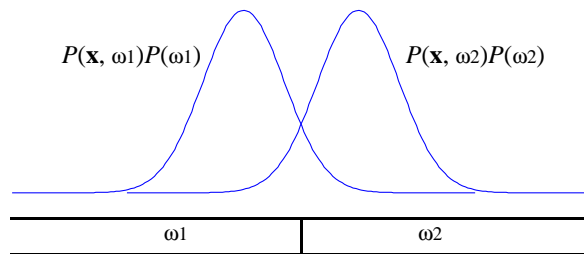


FIG. 5 – Décision sans rejet

A la figure 6, on a introduit un coût de rejet d'ambiguïté ; il se constitue alors une zone de rejet d'ambiguïté  $\omega_a$ .

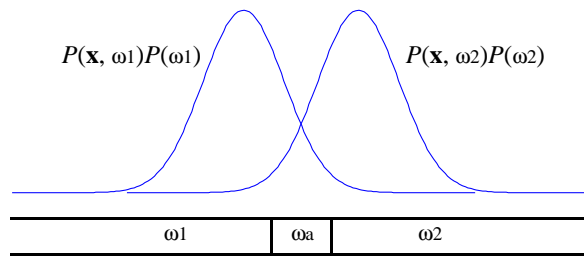


FIG. 6 – Décision avec rejet d’ambiguïté

La figure 7 illustre le cas de deux classes avec rejet d’ambiguïté et rejet de distance.

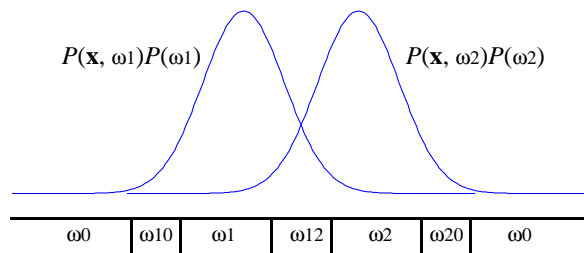


FIG. 7 – Décision avec rejet en distance

Ici, les deux classes sont assez proches et l’on voit apparaître une zone de rejet d’ambiguïté entre les deux classes  $\omega_{12}$  et des zones de rejet d’ambiguïté entre chaque classe et la classe de rejet en distance ( $\omega_{10}$  et  $\omega_{20}$ ). Dans le cas de la figure 8, les classes sont plus éloignées et l’on ne voit apparaître des zones de rejet d’ambiguïté qu’entre chaque classe et la zone de rejet en distance ; une partie de la zone de rejet en distance apparaît “entre” les deux classes.

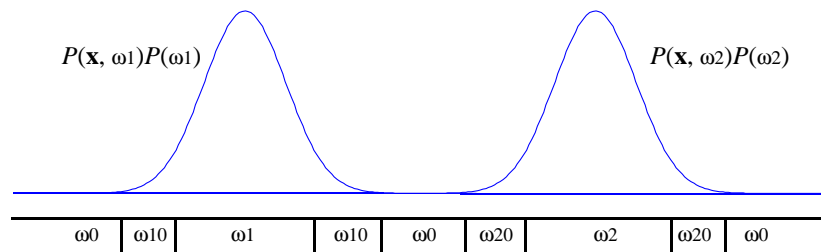


FIG. 8 – Décision avec rejet d’ambiguïté et rejet en distance

La description succincte qui vient d’être effectuée concerne la reconnaissance de formes dite “probabiliste”. Il existe cependant plusieurs autres approches reposant sur des concepts différents. Nous ne ferons que les citer sans les détailler précisément.

L’approche probabiliste des problèmes de décision a le mérite d’être à la fois bien justifiée théoriquement et relativement simple d’un point de vue calculatoire. Néanmoins, elle possède, comme toute méthode, un domaine de validité délimité par certaines hypothèses. La méthode repose ici sur deux hypothèses essentielles.

La première de ces hypothèses consiste à considérer que le mode de fonctionnement du système peut être défini de manière unique et non ambiguë. Cette hypothèse est en général bien adaptée à des problèmes de diagnostic de pannes dans des systèmes technologiques relativement simples : par exemple, la rupture d’un élément mécanique ou la



défaillance d'un composant électronique est un fait qui, lorsqu'il se réalise, place objectivement et immédiatement le système considéré dans un état particulier. En revanche, la notion d'état ou de mode de fonctionnement est moins nette lorsqu'on admet la possibilité de passage graduel d'un état à l'autre ou lorsque la notion d'état sert à qualifier, de manière imprécise, le comportement d'un système complexe.

La seconde hypothèse à la base des méthodes probabilistes de reconnaissance de formes porte sur l'existence d'une loi de probabilité  $P(\cdot|\mathbf{x})$ . Dans un cadre fréquentiste, on postule habituellement l'existence de lois conditionnelles des observations relatives à chaque mode de fonctionnement (classes) et d'une loi de probabilité *a priori* de ces modes. Les probabilités *a posteriori* sont alors déduites par la règle de De Bayes. Ces probabilités théoriques, inconnues, sont couramment estimées à partir d'un ensemble d'observations issu d'un échantillon. Ce cadre théorique est couramment accepté, cependant sa pertinence peut être remise en cause. Par exemple, il n'est pas rare qu'un système de décision soit élaboré à partir de données expérimentales ou simulées n'ayant pas les mêmes propriétés statistiques que les données issues de l'environnement opérationnel du système, lequel peut lui-même varier au cours du temps.

L'utilisation de la théorie des ensembles flous apporte des éléments de réponses permettant de lever la première hypothèse. Schématiquement, un *sous-ensemble flou*  $F$  d'un ensemble  $A$  peut être défini comme une partie de  $A$  aux frontières mal définies, chaque élément  $u$  de  $A$  ayant un degré d'appartenance  $\mu_F(u)$  à  $F$ . Une application de cette notion en diagnostic consiste à supposer que la variable décrivant le mode de fonctionnement du système ne prend pas une seule valeur, mais simultanément plusieurs valeurs à des degrés différents. Formellement le domaine du mode de fonctionnement  $y$  est donc l'ensemble  $[0, 1]^M$ , où  $M$  est le nombre de modes distincts. Par exemple, la proposition  $y = F$ , avec  $F \in [0, 1]^M$ , signifie que le système se trouve dans chaque mode  $\omega_i$  avec un degré  $\mu_F(\omega_i) \in [0, 1]$ . La quantité  $\mu_F(\omega_i)$  est appelée *degré d'appartenance au mode*  $\omega_i$ . On impose souvent la condition :

$$\sum_{i=1}^M \mu_F(\omega_i) = 1$$

Celle-ci généralise la notion d'unicité du mode de fonctionnement. Pour chaque valeur  $\mathbf{x}$  du vecteur d'observations, il s'agit alors de définir un vecteur d'appartenance  $\mathbf{z} = \{\mu_k(\mathbf{x})\}_{k=1}^M \in [0, 1]^M$ , où  $\mu_k(\mathbf{x})$  désigne une évaluation du degré d'appartenance du système au mode de fonctionnement  $\omega_k$ . La fonction  $\mu_k : \mathbf{x} \rightarrow \mu_k(\mathbf{x})$  est appelée *fonction d'appartenance* associée au mode  $\omega_k$ .

Plusieurs alternatives ont été proposées pour lever la seconde hypothèse. Citons en particulier des approches non-probabilistes basées, par exemple, sur la théorie des possibilités, qui permet de lever la contrainte concernant l'égalité à 1 de la somme des probabilités d'un ensemble complet d'événements ou la théorie des croyances issue des travaux de Dempster sur les bornes inférieure et supérieure d'une famille de distributions de probabilités. Elle a été développée par Shafer qui a montré l'intérêt des fonctions de croyance comme formalisme de représentation de l'incertitude.

## Références

- [Basseville, 1993] M. Basseville and I. Nikiforov. *Detection of abrupt changes – theory and applications*, Information and System Sciences serie, T. Kailath ed., Prentice Hall, Englewoods Cliffs, N.J., USA, 1993.
- [Chiang, 2001] L.H. Chiang, E.L. Rusell and R.D. Braatz. *Fault detection and diagnosis in industrial systems*. Advanced textbooks in control and signal processing, ISBN 1-85233-327-8, Springer-Verlag, London, 2001.
- [Declerck, 1991] P. Declerck. Analyse structurale et fonctionnelle des grands systèmes. Application à une centrale PWR 900 MW. Thèse de Doctorat de l’Université des Sciences et Techniques de Lille Flandres-Artois, 20 décembre 1991.
- [Dubuisson, 1990] B. Dubuisson. *Diagnostic et reconnaissance des formes*. Traité des Nouvelles Technologies, Série Diagnostic et Maintenance, ISBN 2-86601-240-2, Hermès, Paris, 1990.
- [Dubuisson, 2001] B. Dubuisson. *Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes*. Traité Information, Commande, Communication, série Productique, ISBN 2-7462-0249-2, Hermès Sciences Europe, Paris, 2001.
- [Gentil, 1996] S. Gentil. Intelligence artificielle pour la surveillance des procédés continus. Actes de l’école d’été d’automatique de Grenoble, session 14, “surveillance des procédés continus”, tome 1, Grenoble, France, 2-6 septembre 1996.
- [Iserman, 1984] R. Iserman. Process fault diagnosis based on modelling and estimation methods – A survey. *Automatica*, vol. 20, pp. 387-404, 1984.
- [Maquin, 1997] D. Maquin. Diagnostic à base de modèles des systèmes technologiques. Mémoire d’Habilitation à Diriger des Recherches, Institut National Polytechnique de Lorraine, 18 novembre 1997.
- [Maquin, 2000] D. Maquin et J. Ragot. *Diagnostic des systèmes linéaires*. Collection pédagogique d’automatique, ISBN 2-7462-0133-X, Hermès Sciences Europe, Paris, 2000.
- [Millot, 1988] P. Millot. *Supervision des systèmes automatisés et ergonomie*. Traité des Nouvelles Technologies, série Automatique, ISBN X-7462-XXX-X, Hermès, Paris, 1988.
- [Philippe, 1992] D. Philippe. Contribution au développement de stratégies de diagnostic. Application à un train de laminage à chaud. Thèse de Doctorat de l’Université de Nancy I, 12 novembre 1992.
- [Zwingelstein, 1995] G. Zwingelstein. *Diagnostic des défaillances. Théorie et pratique pour les systèmes industriels*. Traité des Nouvelles Technologies, série Diagnostic et Maintenance, ISBN 2-86601-463-4, Hermès, Paris, 1995.