

# Supervision, surveillance et diagnostic

## Sommaire

---

|            |   |           |
|------------|---|-----------|
| <b>1.1</b> | <b>Introduction</b>   | <b>6</b>  |
| <b>1.2</b> | <b>Supervision des processus</b>                                  | <b>7</b>  |
| 1.2.1      | Concepts associés à la supervision des processus                  | 7         |
| 1.2.2      | Les étapes de la supervision                                      | 9         |
| <b>1.3</b> | <b>Théorie de la surveillance et du diagnostic</b>                | <b>10</b> |
| 1.3.1      | La surveillance   | 11        |
| 1.3.2      | Diagnostic de défauts   | 11        |
| 1.3.2.1    | Caractéristiques des défauts                                      | 12        |
| 1.3.2.2    | Principe du diagnostic  | 13        |
| 1.3.3      | Critères de performance pour la détection et le diagnostic        | 14        |
| <b>1.4</b> | <b>Techniques statistiques pour la détection et le diagnostic</b> | <b>15</b> |
| 1.4.1      | Cartes de contrôle univariées                                     | 15        |
| 1.4.1.1    | Définitions des cartes de contrôle                                | 16        |
| 1.4.1.2    | Rôle et critères de performance des cartes univariées             | 16        |
| 1.4.1.3    | Aperçu sur les cartes univariées                                  | 18        |
| 1.4.2      | Limitations des cartes univariées                                 | 20        |
| 1.4.3      | Extensions multivariées des cartes univariées                     | 21        |
| 1.4.4      | Méthodes de projection  | 22        |
| 1.4.4.1    | Intérêt de la projection  | 23        |
| 1.4.4.2    | Différentes extensions de l'ACP                                   | 23        |
| 1.4.5      | Interprétations des situations hors contrôle                      | 25        |
| <b>1.5</b> | <b>Conclusion</b>   | <b>26</b> |

---

## 1.1 Introduction

Dans les processus industriels, la majorité des pannes causant une baisse de la production est généralement due à des anomalies dans le procédé qui n'ont pas été corrigées à temps. En plus des contraintes de la qualité des produits et celles économiques, il y a plusieurs autres intérêts afin d'assurer un fonctionnement normal pour ces processus. La détection, ou même l'anticipation d'une défaillance au début de son apparition peut éviter de grands dommages et catastrophes. Par conséquent, la détection et le diagnostic des défaillances de processus représentent un intérêt capital.

Pour les processus complexes ou ceux de type boîtes noires, il est souvent très compliqué voire impossible de leur établir des modèles mathématiques. Même si la réalisation de tels modèles est possible, les approches analytiques présentent toujours une vision insuffisante des fonctionnements des processus (Verron et al., 2008). Une connaissance profonde de la dynamique de ces processus est un atout primordial pour une interprétation fiable de leurs dérèglages. Dans ce cadre, les approches qui permettent l'identification des états de fonctionnement en se basant sur l'analyse des informations extraites des données ou des mesures des processus peuvent apporter une aide avantageuse pour la détection et le diagnostic de défauts. Plus particulièrement, les approches statistiques sont parmi les techniques les plus exploitées dans ce contexte.

La surveillance de processus en s'appuyant sur une analyse des mesures a pour but la détection des variations survenues dans les variables caractéristiques de tels processus. Pour prendre les actions correctives nécessaires afin d'améliorer le processus, un diagnostic doit être mené pour l'isolation des défauts causant ces variations. Le principe d'une telle analyse repose sur une maîtrise ou un contrôle statistique de processus. Une telle discipline est la traduction intégrale de celle en anglais *statistical process control* largement connue dans la littérature sous l'abréviation du *SPC*. Le contrôle statistique de processus a été initié par W.A. Shewhart en 1924 aux Etats-Unis. C'est en étudiant la variabilité des particules dans des fluides que Shewhart a inventé la célèbre carte de contrôle (Shewhart, 1931). Oubliée depuis, ce n'est qu'à partir des années soixante après la deuxième guerre mondiale qu'il y a eu réellement regain d'intérêt pour cette discipline, et c'est au Japon qu'elle a vite pris racine. La maîtrise statistique de processus a fortement contribué à l'amélioration de la qualité des produits japonais, ce qui explique entre autre le fabuleux succès industriel et économique qu'a connu ce pays. Son apparition en Europe débuta à partir de la fin des années 70, poussée par les effets de la mondialisation, des échanges et de l'accroissement de la concurrence internationale. Une telle maîtrise statistique reposait encore sur des techniques univariées. A cette époque, beaucoup d'améliorations ont été proposées mais peu de chercheurs s'intéressaient à ces méthodes statistiques. L'activité de recherche a connu une dynamique très importante à partir des années 80 (Zaïdi, 1989; Elbekkaye, 1993).

De nos jours, ces méthodes statistiques sont utilisées dans de nombreux secteurs pour le contrôle des processus, la détection et la prévention de leurs défauts. Les cartes de contrôle uni et/ou multivariées sont les outils finaux d'une mise en œuvre d'un contrôle statistique de processus. Elles servent à visualiser l'évolution temporelle d'un processus et à détecter les changements susceptibles de modifier ses performances. En revanche, les corrélations entre les variables ont été une cause principale limitant l'efficacité de

l'utilisation de la carte univariée en ouvrant ainsi les portes aux notions multivariées. La plus célèbre carte de contrôle multivariée est celle de la  $T^2$  de Hotelling ([Hotelling, 1947](#)). Le contrôle multivarié a la capacité de combiner des mesures multidimensionnelles en une seule mesure de performance. Néanmoins, la dimensionnalité des processus et les colinéarités qui peuvent exister entre les variables limitent également l'efficacité en termes de détection et d'isolation de défauts par l'interprétation directe de telle carte. La réduction de la dimension de l'espace des variables en utilisant les méthodes de projection comme l'analyse en composantes principales peut révéler des informations cachées mieux interprétables et exploitables.

Ce chapitre tracera, dans la deuxième et la troisième section, les principaux concepts définissant la supervision et plus particulièrement la surveillance et le diagnostic de processus. La quatrième section présentera un sommaire des approches statistiques ainsi que leurs extensions et évolutions pour la détection et le diagnostic. L'objectif de cette section est de mettre en contexte l'intérêt de l'utilisation des méthodes de projection, en particulier l'analyse en composantes principales linéaire et ses extensions.

## 1.2 Supervision des processus

Dans un contexte économique de productivité et de flexibilité, la supervision a bénéficié d'une avancée technologique exceptionnelle née du besoin d'un outil de visualisation des processus industriels. A ses débuts, elle se composait d'un grand tableau mural représentant la vision des opérateurs du processus industriel. Avec l'essor informatique, les voyants ont été remplacés par des écrans et des claviers. Le but restait le même : contrôler et commander un processus industriel.

La supervision établit l'état actuel du système pour pouvoir prendre des décisions et pouvoir maintenir ses critères de performance (qualité, rentabilité, sûreté, etc.). Elle consiste à surveiller l'état de fonctionnement d'un procédé pour l'amener et le maintenir à son point de fonctionnement normal. En effet, la supervision a pour vocation première d'émettre des alarmes dont l'objectif est d'attirer l'attention de l'opérateur de supervision sur l'apparition d'un ou de plusieurs événements susceptibles d'affecter le bon fonctionnement du système. Compte tenu de la complexité des procédés, la génération d'alarmes est le moyen le plus employé pour avertir l'opérateur de l'occurrence d'un événement anormal. Les alarmes sont donc liées aux dysfonctionnements pouvant apparaître sur le processus. Pour cela, il est important de préciser le sens accordé aux termes employés pour évoquer les dysfonctionnements pouvant survenir dans le système.

### 1.2.1 Concepts associés à la supervision des processus

Après avoir décrit le rôle de la supervision, il reste alors à présenter ses principales étapes. Néanmoins, il est question de donner tout d'abord les différents concepts rencontrés dans la littérature concernant la supervision, la détection et le diagnostic de défauts, car de bons supervision, détection et diagnostic nécessitent une bonne compréhension des ces notions. En se référant à la littérature, on reconnaît immédiatement que la terminologie dans ce domaine n'est pas uniforme. En effet, les définitions peuvent présenter des

différences provenant du fait que la supervision, la détection et le diagnostic de défauts peuvent être abordés de différentes manières selon l'origine et la formation des intervenants (Zwingelstein, 1995; Isermann et Ballé, 1997; Hernández-De-León, 2006).

- Un système est dans un état de **fonctionnement normal** si ses variables caractéristiques (variables d'état, variables de sortie, variables d'entrée, paramètres du système) demeurent au voisinage de leurs valeurs nominales. Le système est dit défaillant dans le cas contraire ;
- Une **anomalie** représente une condition anormale diminuant ou supprimant l'aptitude d'un ensemble (de composants) à accomplir une fonction requise. Ce terme générique permet de décrire tout ce qui n'est pas conforme à une référence ;
- Une **défaillance** est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble (de composants) à accomplir sa ou ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques. Après défaillance d'une entité, celle-ci est en état de panne. La défaillance est un passage d'un état à un autre, par opposition à une panne qui est un état ;
- Une **dégradation** caractérise le processus qui amène à un état défaillant du procédé ;
- Un **défaut** se définit comme une anomalie du comportement d'un système sans forcément remettre en cause sa fonction mais peut présager d'une défaillance à venir ;
- Une **panne** caractérise l'incapacité d'un dispositif à accomplir une fonction requise. Un système est généralement considéré en panne dès l'apparition d'une défaillance. Ainsi, la panne est la cause de l'apparition des symptômes ;
- Un **symptôme** est l'événement qui révèle d'un dysfonctionnement. Il s'agit de l'effet conséquent d'un comportement anormal. Ainsi, il est le seul signe dont dispose le système de surveillance au moment de la détection d'une anomalie.

Pour parvenir à déterminer et caractériser les anomalies d'un système, on fait nécessairement référence à des informations sur le comportement et/ou le fonctionnement du système considéré. Ces informations sont généralement extraites des observations de l'environnement du système ou de sa modélisation de connaissance. Pour cela, les définitions des termes observation, mesure et signe (Zwingelstein, 1995; Ploix, 1998; Vellemans, 2006) sembleraient également essentielles :

- Une **observation** est une information obtenue à partir du comportement ou du fonctionnement réel du processus ;
- Une **mesure** est une observation élémentaire du fait qu'elle reflète une et une seule grandeur physique. Elle est représentée par une variable dont le contenu est l'image d'une grandeur physique. Son obtention s'effectue par l'intermédiaire d'un système physique (capteur). Ainsi, les mesures peuvent être de différentes natures :
  - ✓ *qualitatives* : représentées par un ensemble fini de modalités dont chacune est associée à un symbole ;
  - ✓ *quantitatives* : dont les valeurs appartiennent à l'ensemble des réels ;
  - ✓ *logiques* : valeurs tout ou rien {vrai, faux} souvent elles correspondent respectivement aux valeurs  $\{0, 1\}$  ;
  - ✓ *floues* : représentées par des fonctions d'appartenance, dont les valeurs sont comprises dans l'intervalle  $[0, 1]$ .
- Un **signe** est le caractère distinctif d'un état comportemental anormal. Il est ca-

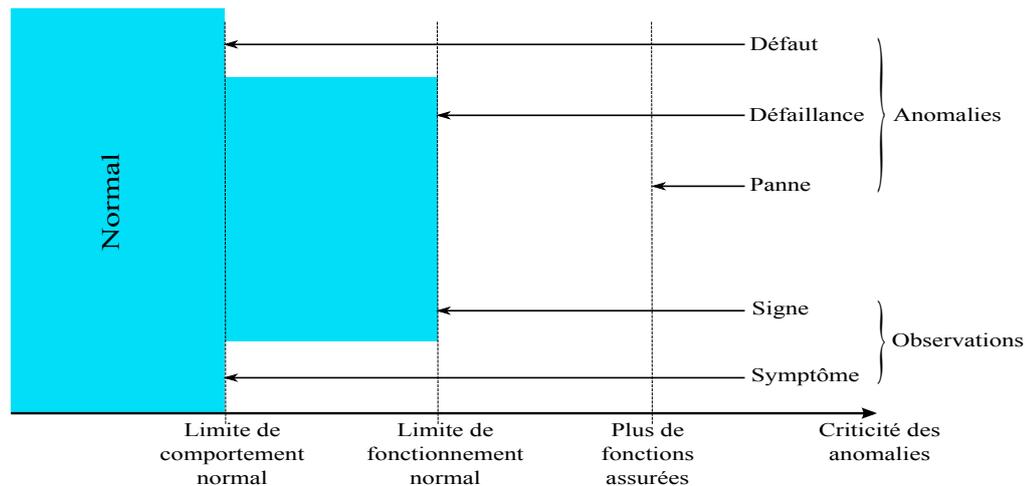


FIGURE 1.1 – Ordonnement des anomalies selon leur criticité (Adrot, 2000)

ractérisé par un ensemble d'observations en provenance d'un système physique et révèle la présence d'un défaut.

La distinction entre ces définitions est établie en considérant les aspects comportementaux et fonctionnels (Ploix, 1998; Hernández-De-León, 2006). Un défaut (comportement) n'entraîne pas forcément une défaillance (fonctionnelle), c'est-à-dire une impossibilité pour le procédé d'accomplir sa tâche. Le défaut n'induit pas nécessairement une défaillance mais il en est la cause. En outre, une panne résulte toujours d'une ou de plusieurs défaillances qui elles-mêmes résultent d'un ou de plusieurs défauts. Finalement, on utilise également le terme plus générique d'anomalie pour évoquer une particularité non-conforme à une référence comportementale ou fonctionnelle. Par mesure de simplicité, on peut employer de façon équivalente les termes défaut, défaillance et panne puisqu'ils sont des anomalies.

La distinction entre les termes symptôme et signe s'apparente donc à la différence entre les notions de défaut et de défaillance. Un symptôme révélateur d'une défaillance est nécessairement un signe, alors qu'un défaut se manifeste à travers des signes qui ne sont pas nécessairement des symptômes. Les symptômes et les signes sont alors des observations. Dans ce cadre, Adrot (2000) a établi un ordonnancement des anomalies selon leur criticité afin de révéler l'étendue de leurs effets sur le fonctionnement d'un processus (figure 1.1).

## 1.2.2 Les étapes de la supervision

Le mot *supervision* est abondamment utilisé par la communauté des automaticiens. Bien qu'il n'est pas évident d'en donner une définition qui fait l'unanimité. La supervision est généralement présentée comme étant la commande et la surveillance de l'exécution d'une opération ou d'un travail accompli par d'autres agents (hommes ou machines). Notamment, elle regroupe l'ensemble des outils et méthodes qui permettent de conduire des installations industrielles tant en fonctionnement normal qu'en présence de défaillances ou de perturbations.

Pour mener correctement la supervision d'un processus, il est nécessaire de définir l'en-

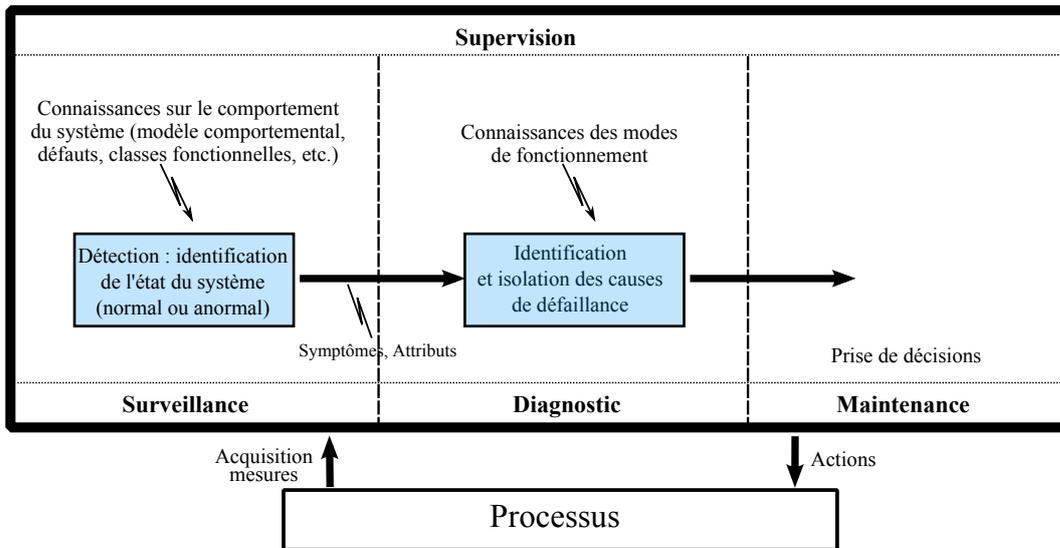


FIGURE 1.2 – Les principales étapes de la supervision

semble des étapes que peut inclure. Dans ce cadre, la littérature a offert plusieurs propositions. Comme exemple, [Breuker et Van De Velde \(1994\)](#) ont fourni une large perspective en suggérant que les étapes d'une supervision se succèdent en une chaîne de planification, prédiction, surveillance, diagnostic et affectation des tâches pour le contrôle du processus et la manipulation des dispositifs. Néanmoins, il y a quelques tâches infaisables en ligne. Ainsi, [Acosta et al. \(2001\)](#) ont encore utilisé une représentation plus différente en proposant une supervision dite globale constituée de huit étapes fondamentales qui sont : la surveillance, le diagnostic, l'évaluation d'état, le mode de fonctionnement, le pronostic, la planification, l'interface HM et la validation des données.

Malgré la diversité des propositions, le plus souvent la supervision prend en compte trois étapes principales, notamment la surveillance, le diagnostic et la reconfiguration (ou prise de décision). Ces étapes peuvent être assurées par des algorithmes (machines) comme par un ou plusieurs opérateurs humains.

L'étape de la surveillance (ou *monitoring*) traite les données recueillies en ligne afin d'obtenir l'état de fonctionnement du processus. En présence des anomalies, le diagnostic consiste à estimer leurs causes afin que des actions de corrections soient prises (reconfiguration). Dans ce contexte, la figure 1.2 présente un schéma récapitulatif retraçant les principales étapes de la supervision d'un processus.

### 1.3 Théorie de la surveillance et du diagnostic

La thématique de la surveillance et du diagnostic des systèmes a fait l'objet de nombreux travaux de recherche depuis des années. La diversité dans les approches du diagnostic des systèmes semble être souvent le résultat de contextes différents notamment en ce qui concerne les applications visées et le cahier des charges qui en résulte. Les informations relatives au système et aux types de défauts à détecter peuvent conduire à la

mise en œuvre de méthodes spécifiques. Par exemple, si seules des données entrée/sortie sont disponibles sur le système, une méthode par apprentissage semblera naturellement adaptée, par contre si un modèle mathématique est disponible, les méthodes analytiques pourront être privilégiées.

### 1.3.1 La surveillance

La surveillance d'un système a pour objectif de déceler les comportements qui diffèrent d'un fonctionnement normal. De manière générale, les méthodes de surveillance peuvent être classées en deux catégories : celles pour qui seules les données acquises sur le processus considéré permettant de caractériser son mode de fonctionnement et celles basées sur un modèle décrivant le comportement du système à surveiller. Face à la complexité plus particulièrement des grands systèmes, la surveillance se doit être robuste vis-à-vis des incertitudes et erreurs qui entachent tant les modèles que les données.

Le rôle de la surveillance est de veiller sur les évolutions du comportement du système et de collecter des informations pertinentes pour la prise de décisions dans le cas d'une défaillance. Elle joue donc un rôle clef dans la phase d'exploitation des systèmes en regroupant ainsi deux principales fonctions. Le suivi du système a pour objectif l'acquisition de ses données. Ces dernières sont utilisées pour la reconstitution de l'état réel du système. A partir de l'analyse en temps réel de données recueillies en ligne, la surveillance nécessite donc une prise de décision rapide et implique, de ce fait, une prise en compte impérative du facteur temps. La fonction du suivi maintient en permanence un historique des traitements effectués ainsi qu'une trace des événements observés par la supervision.

En plus de l'acquisition de données, la deuxième fonction qui est la détection consiste essentiellement à révéler la présence d'un défaut. Ceci implique qu'une telle fonction permet de déterminer la normalité ou l'anormalité du fonctionnement de processus. En outre, elle peut être également révélatrice du moment de l'apparition de l'événement défectueux (Isermann et Ballé, 1997; Fortuna et al., 2006).

### 1.3.2 Diagnostic de défauts

Un diagnostic est le raisonnement menant à l'identification de la cause (origine) d'une anomalie (défaut, défaillance, panne) à partir des informations révélées par les observations (mesure, signe, symptôme). Le diagnostic établit un lien de cause à effet entre un symptôme observé et la défaillance survenue, ses causes et ses conséquences. Dans ce cadre, l'implantation d'une démarche du diagnostic doit apporter des réponses aux questions suivantes en ce qui concerne ses objectifs, ses principes de mises en œuvre et ses critères d'évaluation :

- Objectifs : que veut-on surveiller ? Quels types de défauts doit-on détecter ?
- Principes : Quel est le principe du diagnostic à mettre en œuvre ?
- Critères : quelles sont les performances attendues ? Quels sont les indices d'évaluation de ces performances ?

### 1.3.2.1 Caractéristiques des défauts

La première question que l'on se pose, lorsque l'on conçoit une démarche du diagnostic, est de savoir ce que l'on veut détecter, c'est-à-dire de définir le type de dysfonctionnement que l'on veut diagnostiquer et donc les défauts susceptibles d'altérer le bon fonctionnement du système. Un défaut est défini comme une déviation non autorisée d'au moins une propriété caractéristique d'une variable de son comportement acceptable. Par conséquent, le défaut est un événement qui peut mener au dysfonctionnement du système. Dans ce cadre, l'étude des caractéristiques des défauts a abouti à une distinction entre leurs classes, types et formes (Isermann, 1997, 2005; Fortuna et al., 2006).

Pour le diagnostic, la façon dont les défauts agissent sur le système (défauts additifs ou multiplicatifs) revêt un intérêt particulier. Ces classes de défauts sont aussi désignées dans la littérature de la surveillance par les termes de défauts paramétriques (pour les défauts multiplicatifs) et non paramétriques (pour les défauts additifs) :

- Défauts additifs : ce sont représentés par des signaux d'entrées du système. Ces entrées sont inconnues et non contrôlées ;
- Défauts multiplicatifs : désignent un changement de la valeur d'un paramètre du système (constante de temps d'un capteur par exemple).

Les défauts sont des événements qui apparaissent à différents endroits du système. Cela a fait l'objet d'une distinction des types de défauts en fonction de leur localisation ou de leurs sources :

- Défauts capteurs : ce type des défauts est la cause d'une mauvaise image de l'état physique du système. Un défaut capteur partiel produit un signal avec plus ou moins d'adéquation avec la valeur vraie de la variable à mesurer. Ceci peut se traduire par une réduction de la valeur affichée par rapport à la valeur vraie, ou de la présence d'un biais ou de bruit accru empêchant une bonne lecture. Un défaut capteur total produit une valeur qui n'est pas en rapport avec la grandeur à mesurer ;
- Défauts actionneurs : ces défauts agissent au niveau de la partie opérative et détériorent le signal d'entrée du système. Ils représentent une perte totale (défaillance) ou partielle d'un actionneur agissant sur le système. Un exemple de perte totale d'un actionneur est un actionneur qui est resté bloqué sur une position entraînant une incapacité à commander le système par le biais de cet actionneur. Les défauts actionneurs partiels sont des actionneurs réagissant de manière similaire au régime nominal mais en partie seulement, c'est-à-dire avec une certaine dégradation dans leur action sur le système (perte de puissance d'un moteur, fuite dans un vérin, etc.) ;
- Défauts composants ou systèmes : ce type des défauts provient du système lui-même ; bien souvent les défauts n'appartenant pas à un défaut capteur ou actionneur sont classés de manière arbitraire dans cette catégorie. Néanmoins, un défaut composant résulte de la casse ou de l'altération d'un composant du système réduisant les capacités de celui-ci à effectuer une tâche. En pratique, ceci revient à considérer une modification des caractéristiques du système proprement dit (une chaufferie est cassée, un roulement est altéré, etc.).

On peut également citer d'autres types de défauts comme les défauts de l'unité de traitement ou de commande et les défauts qui sont dus à l'opérateur humain. Qu'il s'agisse

des défauts inhérents aux capteurs, aux actionneurs ou aux composants du système, ils se manifestent tous par une altération des signaux associés.

L'évolution temporelle des défauts mène à la distinction entre quatre formes tels que les biais, les dégradations, les dérives et les points aberrants. Généralement, un biais correspond à un saut brutal (brusque) du signal. Cependant, une dérive se manifeste par une évolution anormale lente et continue du signal donc un éloignement progressif de sa valeur nominale. Ainsi, les phénomènes de dérive sont plus longs à détecter du fait de leur faible amplitude à l'origine et de leur lente évolution. En revanche, les dégradations prennent souvent des valeurs aléatoires et n'obéissent à aucune loi de distribution. Les valeurs aberrantes sont des défauts dits fugitifs. Ces derniers affectent le système de manière instantanée et leur cause est souvent due à un parasite, par exemple une perturbation électromagnétique. Les valeurs aberrantes correspondent à un écart important par rapport à la valeur nominale du signal.

### 1.3.2.2 Principe du diagnostic

Selon, le contexte et le domaine d'application, le mot diagnostic peut avoir plusieurs interprétations. Le diagnostic des systèmes a pour objectif de trouver la cause d'une défaillance ou d'un défaut. Il peut être défini comme étant un processus d'identification de la cause probable des défaillances à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test.

Dans un sens plus proche de la notion communément admise, un diagnostic peut être vu comme une tentative pour expliquer un mauvais comportement du système en analysant ses caractéristiques pertinentes qui sont souvent appelées symptômes ou parfois indicateurs de défauts. Généralement, le diagnostic est toujours lié à l'observation des symptômes. On note qu'un diagnostic est mieux connu et établi dans les cas des maladies humaines plutôt que dans les défauts des systèmes (Fortuna et al., 2006).

Afin d'établir un diagnostic, il faut être capable de décrire une situation, de l'analyser puis de l'interpréter. Cette démarche peut s'évoquer en trois étapes. La première consiste à définir les caractéristiques ou les symptômes du processus. D'une manière générale, la description d'une situation consiste en l'acquisition d'informations renseignant sur l'état du système. Ces informations correspondent à des données recueillies par des capteurs dans le cas des systèmes instrumentés ou de la description formelle d'un expert dans le cas empirique. La deuxième étape représente une description des situations types. Ces situations sont les états ou les modes que peut avoir un système tels que les modes normaux, anormaux ou évolutifs. La dernière étape consiste à établir des liens entre les symptômes et les situations types.

Plus généralement, un diagnostic est une exploitation de toute la connaissance accessible et existante sur le système. Ainsi, et dans une première vue, une telle exploitation peut s'articuler autour de trois fonctions principales (Isermann et Ballé, 1997; Gerlter, 1998; Fortuna et al., 2006) :

- La détection est une fonction alternative qui peut être attribuée à l'étape de surveillance comme à celle du diagnostic ;
- L'identification a pour rôle de déterminer les caractéristiques de chacun des défauts ;
- La localisation, également appelée isolation, a pour but de remonter à l'origine

du défaut. Cette fonction devrait déterminer l'endroit de la panne (le composant défectueux).

L'ensemble de ces trois fonctions forme souvent l'étape du diagnostic de défauts. Néanmoins, certains auteurs se réfèrent plutôt au terme détection et diagnostic de défauts (en anglais : *Fault Detection and Diagnosis* (FDD)), en considérant ainsi la détection comme étant une fonction séparée, et notamment l'isolation et l'identification dans l'étape du diagnostic de défauts (Isermann et Ballé, 1997; Gerlter, 1998; Fortuna et al., 2006).

Puisque les fonctions de détection et d'isolation sont absolument impératives dans toute démarche ayant pour objectif le diagnostic d'un système, l'identification de défauts (si utile) ne peut pas justifier la même importance qu'aux autres fonctions. Par conséquent, les démarches du diagnostic les plus pratiques ne contiennent que les fonctions de détection et d'isolation de défauts d'où l'appellation en anglais : *Fault Detection and Isolation* (FDI). Ainsi, le mot "diagnostic" est utilisé comme un simple synonyme du terme "isolation" (Gerlter, 1998).

### 1.3.3 Critères de performance pour la détection et le diagnostic

Les performances d'un diagnostic sont caractérisées par un certain nombre de critères importants et quantifiables tels que la détectabilité, la robustesse, la rapidité des réponses, la sensibilité aux erreurs de modélisation, le taux de fausses alarmes ou de non-détection, l'isolabilité ainsi que des contraintes d'ordre économique et de mise en œuvre pratique (Gerlter, 1998; Ripoll, 1999). De manière générale, on révèle :

- La détectabilité est l'aptitude de la méthode de détection à pouvoir déceler la présence d'une défaillance sur le processus. Elle est fortement liée aux indicateurs de défauts qui doivent d'une certaine manière être sensibles à la défaillance que l'on souhaite détecter ;

La sensibilité, la rapidité des réponses et la robustesse aux défauts résultent d'une interaction entre les défauts d'une part et les bruits, les perturbations et les erreurs de modélisation d'autre part. Dans la plupart des cas, il faudra se fixer un compromis entre ces différentes propriétés (Gerlter, 1998).

- La sensibilité caractérise l'aptitude de la méthode de détection à détecter des défauts d'une certaine amplitude. Elle dépend non seulement de la structure des résidus mais aussi du rapport de l'amplitude du bruit de mesures et celle du défaut ;
- La rapidité des réponses représente la capacité de l'indice de détection à détecter la présence des défauts en un minimum de retard de temps ;
- La robustesse détermine la capacité d'une telle méthode à détecter des défauts avec peu de fausses alarmes en présence des bruits, des perturbations et des erreurs de modélisation.

La performance de l'isolation de défauts dépend des propriétés physiques de l'installation à diagnostiquer, à savoir : l'amplitude des défauts, les bruits, les perturbations et les erreurs de modélisation ainsi que la méthode du diagnostic elle-même. Les défauts multiples sont en général plus difficiles à isoler que les défauts simples. En outre, l'interaction entre les défauts et les perturbations, les bruits et les erreurs de modélisation peut conduire à des décisions incertaines ou incorrectes. Certains défauts peuvent être non isolables les uns des autres parce qu'ils agissent sur les installations physiques d'une

manière indiscernable. En s'appuyant sur tous ces facteurs, l'isolabilité peut être définie comme suit :

- L'isolabilité est la capacité du diagnostic à remonter directement à l'origine de la défaillance. Cette dernière engendre souvent une cascade d'alarmes et il peut être difficile de remonter au composant défaillant. Par conséquent, le degré d'isolabilité des défaillances est lié à la structure des résidus rendus disponibles et à la méthode mise en œuvre.

D'autres critères sont également à prendre en considération. Les coûts économiques contraignent généralement la démarche adoptée pour un diagnostic. Les contraintes posées ont pour objectif d'apporter des réponses à quelques interrogations comme : le diagnostic nécessite-t-il des composants trop chers pour sa réalisation, le temps de développement est-il trop important ? En effet, autant de points à vérifier afin de satisfaire le cahier des charges.

## 1.4 Techniques statistiques pour la détection et le diagnostic

De nombreuses techniques statistiques performantes qui ont été conçues pour le suivi des processus peuvent fournir des moyens algorithmiques peu coûteux afin d'assurer et maintenir la qualité des produits et la sécurité des processus sans avoir besoin de lourds investissements dans le matériel. Ces techniques permettent également d'optimiser l'utilisation et l'efficacité du matériel.

Le pilotage du processus pour le contrôle en cours de production augmente la rapidité de correction d'un dérèglement et contribue à diminuer la quantité de produits non conformes, il est donc un facteur d'amélioration de la qualité et de la productivité.

Du point de vue historique, le contrôle statistique de la qualité est devenu un élément essentiel des efforts de l'assurance qualité dans l'industrie avec l'introduction des cartes de contrôle univariées par [Shewhart \(1931\)](#). Le contrôle statistique de la qualité recouvre plusieurs aspects de la statistique industrielle en particulier le contrôle statistique de processus qui regroupe toute méthode statistique conçue pour détecter des changements dans un processus ([Tiplica, 2002](#)).

L'objectif d'un contrôle statistique de processus est de détecter l'apparition des changements opérationnels poussant le processus à dévier d'une cible souhaitée. Dans ce cadre, la détection des changements est fondée sur des techniques statistiques qui se basent sur la collecte, la classification, l'analyse et l'interprétation des données. Ces actions se suivent par un diagnostic qui vise à localiser les causes profondes de ces changements en permettant aux opérateurs de prendre les précautions nécessaires pour corriger la situation et ramener le processus à son fonctionnement normal.

### 1.4.1 Cartes de contrôle univariées

Les approches traditionnelles d'évaluation des performances des processus s'appuient sur les caractéristiques et les tendances temporelles des variables critiques (contrôlées ou manipulées) de tels processus ([Cinar et al., 2007](#)). Les méthodes statistiques utilisées

pour le contrôle d'un processus font appel à la théorie de l'échantillonnage afin de savoir si le processus a probablement dérivé en moyenne ou en dispersion. Dans ce contexte, il convient tout d'abord de choisir une ou plusieurs caractéristiques représentant la qualité du produit à contrôler. Pour chacune des caractéristiques retenues, un échantillon doit être constitué périodiquement dans des conditions fixées à l'avance. Les résultats obtenus sur ces échantillons sont résumés par une ou plusieurs valeurs appelées statistiques d'échantillon pouvant être par exemple la moyenne, l'écart type ou l'étendue. Ces statistiques peuvent alors être portées sur un tracé, appelé carte de contrôle, où l'on reporte généralement les statistiques d'échantillon par rapport à des limites de contrôle. La carte de contrôle a été largement utilisée pour distinguer les causes des variations. Ainsi, un point sur cette carte représente l'état du processus à un moment donné.

#### 1.4.1.1 Définitions des cartes de contrôle

En essayant de définir une carte de contrôle, la littérature a révélé plusieurs définitions. Dans ce contexte, [Shewhart \(1931\)](#) a considéré qu'une carte de contrôle peut servir d'abord, pour définir l'objectif dont la gestion s'efforce d'atteindre par le processus. Ensuite, elle peut être utilisée comme un instrument pour atteindre cet objectif. Enfin, elle peut servir comme un moyen pour juger si l'objectif a été atteint. D'après [Duncan \(1956\)](#), les cartes de contrôle peuvent être considérées comme un outil statistique. Cependant, [Feigenbaum \(1983\)](#) a défini la carte de contrôle comme un outil graphique pour la comparaison des caractéristiques du produit actuel avec celles de son passé.

D'après ces définitions, une carte de contrôle constitue à la fois un outil statistique et graphique, qui permet de suivre dans le temps l'évolution des valeurs individuelles d'une variable (caractéristique d'un produit ou paramètre d'un procédé), ou de la moyenne d'un échantillon prélevé régulièrement, et de décider du temps d'intervention pour modifier ou arrêter une évolution non désirée. Une carte de contrôle est généralement constituée d'un axe horizontal correspond à une valeur cible de la variable surveillée ainsi que deux limites de contrôle supérieure et inférieure. Ces limites ne sont pas déterminées de façon arbitraire ni liées à des limites de spécification, mais plutôt par des critères statistiques. Ainsi, les deux limites de contrôle forment ce qu'on appelle la zone de contrôle.

#### 1.4.1.2 Rôle et critères de performance des cartes univariées

L'aspect préventif des cartes de contrôle consiste à anticiper une tendance à la dérive, et à corriger en conséquence le processus à temps avant que des défauts ne soient produits. Les cartes de contrôle ne doivent être introduites que si toutes les causes spéciales de variation ont été éliminées, sinon, toute prédiction du comportement du processus serait impossible.

Chaque carte comporte une ligne centrale, une limite inférieure et une limite supérieure de contrôle et parfois des limites de surveillance. Les limites de contrôle jouent le rôle d'alarmes (figure 1.3). En effet, lorsqu'un point se situe à l'intérieur des limites de contrôle, le processus est dit sous contrôle ou libre de toutes causes assignables. Par contre, lorsque celui-ci se situe à l'extérieur, alors il est probable que le processus est hors contrôle, à savoir, des causes assignables sont probablement présentes. Dans ce cas, une action

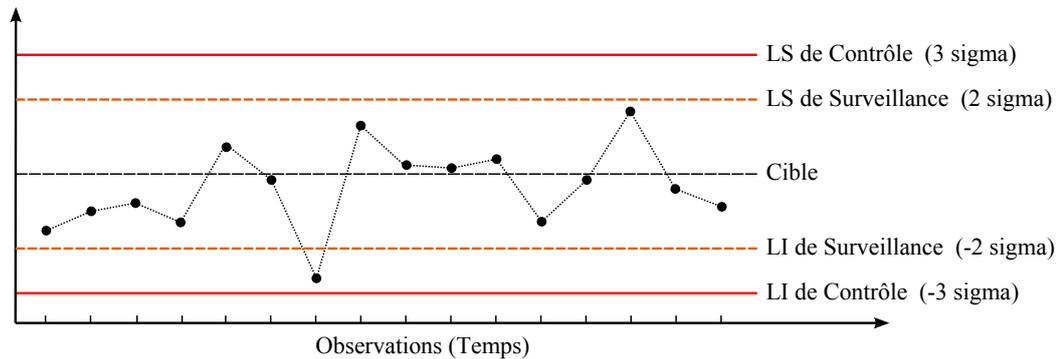


FIGURE 1.3 – Carte de contrôle typique

corrective doit être entreprise pour l'identification et la suppression ou l'isolation de ces causes. Sinon, les pièces produites ultérieurement auront probablement des défauts. Les causes assignables également appelées des causes spéciales, sont une partie de la variabilité dans un ensemble d'observations. Elles peuvent être attribuées à des causes spécifiques tels que les opérateurs, les matériels ou les équipements. Les causes communes aussi appelées causes de chance sont une partie d'une variabilité due uniquement à des forces aléatoires qui ne peuvent pas être attribuées à des sources spécifiques.

Les limites de contrôle des cartes de Shewhart sont calculées de telle sorte que la probabilité qu'un point tombe en dehors des limites alors que le processus est stable, reste très faible. La carte de Shewhart habituellement utilisée est celle dont les limites sont à une distance égale à plus ou moins  $3\sigma$  de la moyenne de la statistique utilisée. Ce qui correspond entre autres à une probabilité de 0.0027 (0.00135 sur chaque coté) d'être en dehors des limites lorsque le processus est stable et ce sous l'hypothèse que la variable observée suit une loi Gaussienne. Les limites de surveillance permettent d'attirer l'attention sur un comportement qui n'est pas encore hors contrôle mais qui nécessite une attention accrue et une surveillance particulière.

Les conclusions que l'on peut tirer de la position d'un point par rapport aux limites de contrôle sont soumises aux incertitudes inhérentes aux fluctuations d'échantillonnages. Dans ce cadre, deux sortes d'erreur sont alors possibles (dont les risques s'expriment par des probabilités). La première est dite risque  $\alpha$  consiste à conclure qu'un dérèglement a eu lieu alors qu'aucune cause n'est venue perturber le processus. Ce cas est également désigné sous le nom de fausse alarme. La deuxième erreur représente le risque  $\beta$  qui consiste à conclure que le processus est resté stable alors qu'une cause perturbatrice est venue effectivement le dérégler.

Les cartes de contrôle se différencient non seulement par les méthodes de calcul des limites et les statistiques utilisées, mais également par la rapidité avec laquelle un dérèglement est détecté. Cette rapidité se mesure en terme de période opérationnelle moyenne (*Average Run Length* : ARL) qui est le nombre moyen d'échantillons successifs nécessaires pour s'apercevoir du dérèglement ou autrement dit, le temps moyen d'attente entre le moment où le dérèglement se produit et l'instant où la carte le signale. Cette rapidité dépend évidemment du dérèglement et elle est notée  $ARL(\delta)$  où  $\delta$  est le dérèglement maximal toléré de la statistique

étudiée, exprimé en nombre d'écart types.

Ainsi, une carte de contrôle est dite efficace pour la détection d'un dérèglement  $\delta$  si  $ARL(\delta)$  est faible. Cependant, il arrive que la carte signale une sortie des limites sans qu'il ait eu un dérèglement, l' $ARL(0)$  correspondante est alors le nombre moyen de contrôle avant une fausse alerte qui conduit à des efforts inutiles pour la recherche de causes spéciales inexistantes. L'efficacité d'une carte de contrôle se mesure avec les deux  $ARL$ . Une bonne carte doit réaliser un compromis entre la période opérationnelle moyenne en cas de dérèglement  $ARL(\delta)$  et l' $ARL(0)$ . Souvent, on souhaite détecter un dérèglement  $\delta$  le plus rapidement possible (la  $ARL$  correspond à  $\delta$  doit être faible) en ayant le moins de fausses alertes possible (l' $ARL(0)$  doit être grande). De même, cette efficacité peut être exprimée par la probabilité d'acceptation ( $Pa$ ) de conclure à la stabilité d'un processus en fonction du dérèglement de celui-ci, autrement dit, la probabilité de se trouver entre les limites de contrôle ou la probabilité de ne pas déceler un dérèglement (risque  $\beta$ ).

### 1.4.1.3 Aperçu sur les cartes univariées

De manière générale, les méthodes les plus classiques conçues pour un contrôle de processus fournissent un groupe de tests statistiques univariées afin d'assurer qu'une variable de qualité d'un processus est constamment sur sa cible. Dans ce cadre, le principe de base dans la construction de la plupart des cartes univariées repose sur la notion de test d'hypothèse. En considérant que le modèle théorique du processus suit une certaine distribution de probabilité, l'hypothèse nulle (ou sous-contrôle) pour ses paramètres est spécifiée. Lorsque les paramètres représentent la moyenne ou la variance du processus, l'hypothèse alternative consistera dans le changement de tels paramètres (Tiplica, 2002).

De nombreuses cartes de contrôle qui reposent sur un test d'hypothèse comme celles de Shewhart (Shewhart, 1931), les cartes à somme cumulée (*cumulative sum* : CUSUM) (Page, 1954; Woodward et Goldsmith, 1964), les cartes de moyennes mobiles équipondérées (*moving average* : MA) et les cartes à moyennes mobiles avec pondération exponentielle (*exponentially weighted moving average* : EWMA) (Roberts, 1959; Hunter, 1986) ont eu une contribution remarquable à l'amélioration de la qualité des processus.

Les premières cartes de contrôle utilisées sont dites cartes aux mesures de Shewhart. Elles visent à définir le niveau de la qualité à atteindre et auquel la direction doit se référer, à apporter une aide pour obtenir ce standard ou cible et à fournir un élément de jugement pour décider si cette cible a été atteinte. Les cartes de Shewhart s'attachent aux variables quantitatives (mesurables). Elles réunissent le contrôle du paramètre de centrage et celui de la dispersion (étalement des valeurs de la distribution de la variable autour d'une valeur centrale). Les cartes de Shewhart comprennent celles sur la moyenne  $\bar{X}$ , sur l'étendue  $R$  ou sur l'écart type  $S$ . D'après la figure 1.3, ces cartes traditionnelles aux mesures utilisent à chaque instant  $t$  les seules mesures relatives à  $t$ . Elles détectent uniquement les dérives rapides et les grands écarts de variation du processus. Par conséquent, elles ne sont pas satisfaisantes lorsque les changements dans l'évolution des caractéristiques représentatives d'un processus sont de faibles amplitudes.

Pour remédier au problème lié à la détection de faibles écarts de dérèglement ainsi que les lentes dérives, on utilise des cartes d'applications spécifiques. Ces cartes permettent l'accumulation de l'information dans le temps en utilisant les observations à l'instant  $t$  et

l'ensemble ou une partie des observations à des instants antérieurs à  $t$  comme le cas des cartes CUSUM, MA et EWMA.

Les cartes CUSUM ont été initialement introduites par [Page \(1954\)](#). Elles sont parmi les méthodes les plus efficaces, en accord avec les propriétés de leurs ARL, dans la détection d'un changement d'ampleur connue dans la moyenne ([Basseville et Nikiforov, 1993](#)). En effet, elles utilisent toutes les observations considérées durant l'échantillonnage. La carte CUSUM consiste à représenter pour chaque variable la somme cumulée suivante :

$$\sum_{k=1}^t (x_i(k) - \mu_i) \quad (1.1)$$

où  $x_i(k)$  est la mesure de la variable  $i$  au moment de l'échantillonnage  $k$  et  $\mu_i$  représente la moyenne de cette variable.

Bien que l'on ait cru pendant de nombreuses décennies que la carte de Shewhart n'est plus efficace dans la détection des faibles et moyennes variations dans un processus, des travaux récents ont confirmé que la différence entre une telle carte et celle de CUSUM n'est pas significative. En effet, [Nenes et Tagaras \(2007\)](#) ont comparé la performance économique réalisée par ces deux cartes pour le suivi d'un processus. Ainsi, les résultats de leur étude ont montré que l'avantage économique dans leurs utilisations est important uniquement lorsque la taille d'un échantillon est contrainte à des faibles valeurs.

Les cartes MA n'utilisent que les  $w$  observations les plus récentes. A l'instant  $t$ , on supprime la plus ancienne des moyennes des échantillons et on ajoute la plus récente moyenne à l'ensemble. Ainsi, on calcule :

$$\begin{cases} w^{-1} \sum_{k=1}^w x_i(t - k + 1) & \text{si } t \geq w \\ t^{-1} \sum_{k=1}^t x_i(k) & \text{si } t < w \end{cases} \quad (1.2)$$

Dans le cas particulier où  $w = 1$ , on retrouve les cartes de Shewhart. Intuitivement, plus le dérèglement est petit, plus l'ordre  $w$  de la MA doit être élevé pour une bonne détection. [Niang et Saporta \(1995\)](#) ont constaté d'après une étude comparative que les cartes MA remplacent avantageusement celles de Shewhart. D'après les mêmes auteurs, les cartes MA sont moins utilisées que les cartes CUSUM et EWMA malgré qu'elles sont d'efficacité comparable en étant d'utilisation aussi simple.

Les cartes EWMA utilisent un coefficient de pondération compris dans l'intervalle  $[0, 1]$  ayant pour objectif l'oubli progressive des mesures antérieures. Dans le cas particulier où un tel coefficient est égal à l'unité, la carte EWMA est identique à celle de Shewhart. Plus la valeur du coefficient de pondération est faible, plus les petites dérives sont mieux décelées par la carte EWMA. En s'appuyant sur l'idée que les mesures récentes observées sur le processus peuvent contenir plus d'informations sur les anomalies que les anciennes mesures, de différents poids peuvent être affectés aux données en fonction de leurs temps d'acquisition. La carte EWMA permet d'augmenter le poids de façon exponentielle au fur et à mesure que les observations sont plus récentes. Pour chaque variable, on fixe la valeur

de démarrage  $y_i(0) = \mu_i$  et on affiche sur la carte la statistique suivante :

$$y_i(t) = \mathbf{r}x_i(t) + (1 - \mathbf{r})y_i(t - 1) \quad (1.3)$$

où  $\mathbf{r}$  représente le paramètre de pondération.

En comparant la performance de la carte EWMA à celle de CUSUM dans la détection des faibles dérives de la moyenne d'un processus, Vargas et al. (2004) ont observé suite à une étude de simulation que la carte CUSUM ne détecte pratiquement pas des points ayant des niveaux de variation particulière. Les points en question correspondent à des situations hors contrôle. Cela a permis ces auteurs de conclure que la carte de contrôle EWMA est mieux efficace que la carte CUSUM.

### 1.4.2 Limitations des cartes univariées

L'acquisition de données en considérant un grand nombre de variables sert à extraire des informations sur tout régime efficace pour une surveillance et un diagnostic opérationnels et fiables du processus. En revanche, la plupart des méthodes classiques de contrôle statistique de processus fournissent des cartes de contrôle interprétables uniquement pour un nombre réduit de variables. En outre, ces cartes présentent une explication des tendances des variables les unes indépendamment des autres. Par conséquent, les cartes univariées fournissent des informations quantitatives en ignorant l'effet de la corrélation entre les variables.

Le problème rencontré avec une utilisation séparée des cartes de contrôle univariées peut être illustré en se référant à la figure 1.4 (Kourti et MacGregor, 1995). Dans ce cas, seulement deux variables corrélées  $x_1$  et  $x_2$  ont été considérées pour faciliter l'illustration. Supposons que si le processus est dans un état sous contrôle où seules les variations des causes communes sont présentes,  $x_1$  et  $x_2$  suivent une distribution multivariée normale. L'ellipse représente alors le périmètre de la zone de confiance pour le processus multivarié. Les points qui sont à l'intérieur de l'ellipse représentent un ensemble d'observations en considérant une carte multivariée. Les mêmes observations sont également tracées en considérant pour chaque variable sa propre carte univariée de Shewhart.

L'observation indiquée par le symbole  $\diamond$  est en dehors de la zone de confiance de la carte multivariée. Le lot correspondant est clairement différent de la population normale "sous contrôle" du produit. Toutefois, aucune des deux cartes univariées n'a indiqué la présence d'un problème dans l'observation  $\diamond$  puisqu'elle se trouve dans leurs zones de confiance situées entre leurs limites UCL et LCL. En effet, la véritable situation ne se révèle qu'à travers le tracé multivarié des deux variables. D'après la figure 1.4, l'utilisation des cartes univariées risque d'accepter un mauvais produit (lot  $\diamond$ ), mais aussi risque de refuser un bon produit (lot  $\star$ ). Dans le cas de variables corrélées, les résultats obtenus en considérant uniquement les cartes univariées sont erronés car la probabilité associée à l'erreur de type I (l'erreur de première espèce ou le risque  $\alpha$ ) est plus grande.

Malgré les limitations des cartes de contrôle univariées, celles-ci continuent d'être presque le seul outil de surveillance encore utilisé dans certaines industries (MacGregor et Kourti, 1995). Alors que plusieurs extensions multivariées des cartes de Shewhart, CUSUM et EWMA basées sur la statistique  $T^2$  de Hotelling ont été proposées dans la littérature.

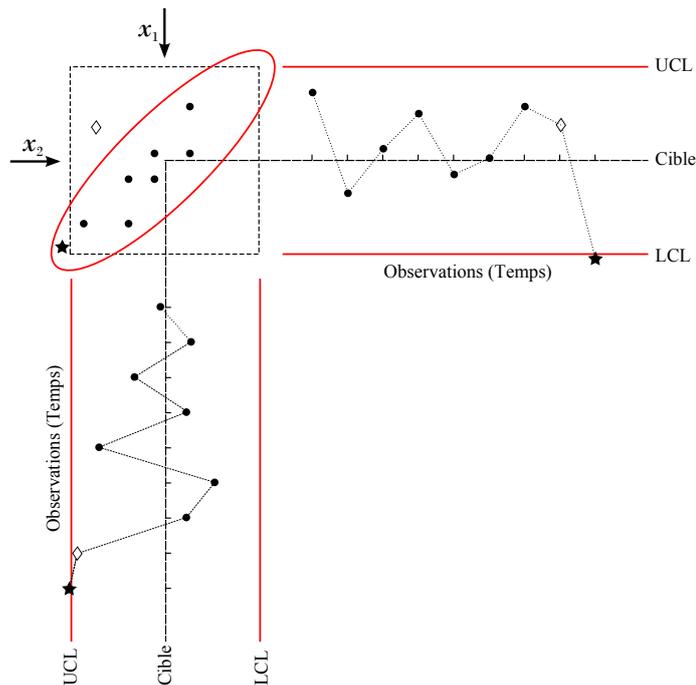


FIGURE 1.4 – Illustration de l'inconvénient de l'utilisation des cartes univariées

### 1.4.3 Extensions multivariées des cartes univariées

Actuellement, suite à l'évolution remarquable de l'électronique et de l'informatique, on a le moyen de faire mieux car, il faut être conscient, que le processus de fabrication n'est jamais univarié (Tiplica, 2002). En effet, le processus de fabrication est régi par un grand nombre de variables ou des facteurs qu'il faut maîtriser simultanément afin de s'assurer le succès de la démarche mise en œuvre et l'obtention des bons résultats. Un contrôle de processus dont plusieurs variables sont simultanément considérées est appelé contrôle multivarié.

Le contrôle des processus multivariés bénéficie de l'utilisation inhérente des méthodes multivariées plutôt que d'une collection des méthodes univariées appliquées à des variables séparées. Notamment, certaines techniques déployées pour assurer le contrôle de processus multivarié sont des extensions multivariées des approches univariées. La première étude originale abordant le contrôle de qualité multivariée a été introduite par Hotelling (1933, 1947). Ainsi, les extensions vers une représentation multivariée ont été découlées principalement du principe classique de la carte de Shewhart. Les premières cartes multivariées qui ont été développées représentent la carte  $\chi^2$  et la carte  $T^2$  de Hotelling. En effet, ces deux cartes de contrôle utilisent seulement les observations à l'instant présent pour déterminer l'état du processus. Elles sont donc moins performantes pour la détection des faibles dérèglages du processus (Jackson, 1991; Kourti et MacGregor, 1995; Tiplica, 2002).

Notamment, une détection mieux efficace de ce type de changements nécessite un contrôle statistique basé sur l'accumulation de l'information des observations antérieures. Pour cette raison, les cartes de contrôle MEWMA (Multivariate EWMA) et MCUSUM (Multivariate CUSUM) ont été développées en analogie avec le cas univarié (Woodall et

Ncube, 1985; Healy, 1987; Lowry et al., 1992).

La carte MEWMA est parmi les cartes multivariées qui ont été conçues pour une détection fiable des faibles changements, cependant, elle s'adresse généralement à des changements dans le vecteur des moyennes. Dans l'objectif d'élaborer des procédures de suivi de la variance au lieu de la moyenne du processus, Hawkins et Maboudou-Tchao (2008) ont développé une approche dite MEWMA-CM, afin de surveiller la stabilité de la matrice de covariance de processus.

Généralement, la moyenne et la variance de processus peuvent changer simultanément durant la surveillance. Leur considération simultanée, pour des faibles changements et dans un contexte multivarié, a reçu peu d'intérêt dans la littérature. Cheng et Thaga (2006) ont fourni un aperçu sur les cartes de contrôle univariées dans un effort de construire une carte permettant la surveillance simultanée de la moyenne et de la variance du processus dans un contexte univarié. En raison de la complexité des distributions multivariées, cette idée n'a pas pu être facilement étendue aux cas multivariés.

Bien que la littérature a fourni des preuves en faveur de l'intérêt de l'application du contrôle statistique multivariée de processus, un certain nombre de limitations ont été quand même inévitables. Lors de l'application des cartes de contrôle de Shewhart, l'utilisation des moyennes des sous-groupes améliore sensiblement leur performance. Cependant, ce n'est pas toujours le cas lors de l'utilisation de la carte MCUSUM. En outre, les procédures de conception des cartes de contrôle multivariées présentent des calculs intensifs (Montgomery, 2001). Ainsi, ces cartes sont efficaces lorsque le nombre des variables du processus n'est pas grand. Les cartes de contrôle multivariées perdent de leur efficacité en terme de détection des changements en augmentant le nombre des variables. En plus, l'interprétation directe de ces cartes ne fournit pas les informations dont un opérateur a besoin quand une anomalie est détectée.

Dans ce cadre, Jackson et Mudholkar (1979), Jackson (1980) et Kourti (2005) et plusieurs autres auteurs ont recommandé les méthodes de projection qui sont révélatrices d'informations cachées par la transformation de la corrélation entre les variables en un ensemble de nouvelles variables indépendantes.

#### 1.4.4 Méthodes de projection

Les méthodes d'analyse de données multivariées peuvent aider à la visualisation ainsi que l'interprétation d'un ensemble d'observations qui décrivent un phénomène naturel ou physique. La difficulté confrontée se manifeste souvent dans les phénomènes complexes qui produisent ainsi une masse de données à analyser. Dans ce cadre, un ensemble particulier de techniques permettant efficacement de surmonter une telle difficulté sont les méthodes de projection. Leur objectif consiste à compresser les données afin d'extraire un résumé de l'information que contiennent. Les techniques les plus connues sont l'analyse factorielle (AF), l'analyse en composantes principales (ACP), l'analyse canonique (AC), la régression sur composantes principales (RCP) et la projection dans les structures latentes (PSL), également connue sous la dénomination de moindres carrés partiels.

#### 1.4.4.1 Intérêt de la projection

La réduction de la dimension d'un problème en supprimant certaines variables peut conduire à une réduction de l'information utile et par conséquent à une interprétation erronée ou incomplète. Cependant, l'objectif de la réduction pour une analyse statistique multivariée est d'assurer la simplicité pour la visualisation, tout en conservant suffisamment d'informations pour une interprétation appropriée et pertinente. Les méthodes utilisées pour réduire la dimension d'un espace multivarié s'appuient sur le concept des variables latentes ou cachées. Ces dernières représentent des variables virtuelles construites dans le but de comprendre un intérêt caractéristique qui ne peut pas être mesuré directement. Bien que les variables latentes ne soient pas observables, elles ont un certain impact sur les variables mesurées ou originelles et, par conséquent, sont soumises à une analyse. Les variables latentes sont généralement définies comme une combinaison linéaire des variables originelles.

En essayant de surmonter les difficultés décrites auparavant, les méthodes multivariées comme l'ACP et la PLS ont été appliquées. Elles sont particulièrement adaptées à des données corrélées qui sont projetées sur des sous-espaces de dimensions réduites afin d'extraire toutes informations pertinentes sur le processus. L'ACP est une méthode utilisée pour expliquer la variabilité d'un ensemble de données en définissant un ensemble de vecteurs latents décrivant des directions principales non corrélées. Cette méthode sera étudiée avec plus de détail dans le chapitre suivant. La PLS est similaire à l'ACP, sauf qu'elle réduit simultanément la dimension de l'espace des variables de processus et celles de la qualité pour trouver les vecteurs latents. L'application type de l'utilisation de la PLS est de définir deux matrices de données. La première est notée  $\mathbf{Y}$  contenant uniquement les caractéristiques qualité de la production, alors que la deuxième matrice  $\mathbf{X}$  contient toutes les autres variables du processus. Ainsi, la PLS permet la maximisation de la covariance entre la matrice de prédicteurs  $\mathbf{X}$  et la matrice prédite  $\mathbf{Y}$ . L'objectif est alors de trouver les espaces de projection pour  $\mathbf{X}$  et  $\mathbf{Y}$  pour lesquels la corrélation entre les vecteurs directeurs de chaque espace est la plus importante. Il existe de nombreux algorithmes de calcul des espaces réduits pour la PLS.

Vu l'intérêt qu'a connu l'ACP, cette dernière constituera l'intérêt de nos travaux de recherche menés par la présente thèse. Cette approche sera expliquée en détail de point de vue théorique dans le chapitre suivant. Néanmoins, et pour illustrer l'importance de l'ACP, nous présentons dans la suite un panorama non exhaustif de différentes extensions qu'a connu cette méthode dans la littérature.

#### 1.4.4.2 Différentes extensions de l'ACP

L'analyse en composantes principales est une étape clé pour une surveillance multivariée de processus. Son efficacité dépend du modèle statistique généré qui dépend également des données collectées. L'approche classique de l'ACP utilise un calcul préliminaire de la moyenne des données et de leur matrice de covariance. La moyenne et la variance sont sensibles à la présence de valeurs aberrantes. Ainsi, les résultats obtenus s'avèrent souvent inexploitable car trop biaisés par l'influence de ces valeurs aberrantes. Pour tolérer la présence de ces dernières, une ACP robuste peut être conduite en calculant une matrice

de covariance des données robuste (Chen et al., 1996; Hubert et al., 2005; Tharrault et al., 2008).

Une autre extension possible de l'ACP est la prise en compte de la production par lots (procédé batch). En effet, l'ACP classique fait la supposition que le procédé est strictement continu. Or, dans l'industrie, il est fréquent de trouver des procédés de fabrication fonctionnant par lots. La technique la plus étudiée pour traiter ce genre de problème est l'ACP multiéchelle (multiway PCA) (Nomikos et MacGregor, 1994; Nomikos, 1996; Smilde et al., 2004). L'ACP multiéchelle est une extension à trois dimensions de l'ACP classique. Les trois dimensions représentent respectivement les observations, les instants d'observations et les lots (le raisonnement pour l'ACP classique n'est fait que sur deux dimensions : les observations et les instants d'observations).

Le suivi de la performance des processus continus en utilisant des méthodes de projection multivariées comme l'ACP est étendu à des situations où les processus peuvent être naturellement subdivisés en des sous-blocs. En effet, l'ACP multi-bloc (Kourti et al., 1995; Qin et al., 2001; Cherry et Qin, 2006) permet d'établir des cartes de suivi pour chacun des blocs ainsi que pour l'ensemble du processus. Quand un événement ou un défaut se produit, l'utilisation de l'ACP multi-bloc peut détecter l'événement plus tôt en révélant le bloc dans lequel l'événement est produit. Dans la même optique, l'ACP offre une autre possibilité par l'utilisation des modèles partiels. On sous entend par ACP partielle, une ACP effectuée sur des données collectées en écartant quelques variables. Les résidus générés pour la détection de défauts sont donc sensibles uniquement aux défauts associés aux variables utilisées (Huang et al., 2000).

L'ACP classique est une méthode de projection linéaire où seules les dépendances linéaires ou quasi-linéaires entre les variables peuvent être révélées. Si les données traitées présentent des comportements fortement non linéaires, l'ACP linéaire est incapable de trouver une représentation compacte décrivant ces données. Par conséquent, l'extension de l'ACP aux problèmes non linéaires a été abordée dans la littérature. Les réseaux neuronaux ainsi que les fonctions noyaux peuvent bien être adaptés pour résoudre ce type de problèmes.

Une nouvelle méthode d'ACP non linéaire basée sur une couche d'entrée de réseau de neurones a été proposée par Jia et al. (1998), conjointement avec des cartes de contrôle non paramétriques. Un autre algorithme d'ACP non linéaire utilisant les réseaux neuronaux et les ondelettes a été proposé par Shao et al. (1999) pour le suivi des performances de processus. En effet, la plupart des approches utilisent les réseaux de neurones MLP pour l'obtention du modèle ACP non linéaire. Néanmoins, on rencontre souvent des problèmes d'optimisation non linéaires telles que la convergence et l'initiation de ce type de réseaux. Pour cette raison, Harkat (2003) et Harkat et al. (2007) ont proposé une approche d'ACP non linéaire où le problème d'apprentissage se ramène à un problème de régression linéaire, ainsi qu'un algorithme permettant de déterminer le nombre de composantes non linéaires à retenir dans le modèle.

Une ACP à noyaux non linéaires à été initialement proposée par Schölkopf et al. (1998). On peut calculer les composantes principales de manière efficace dans un espace de dimension plus élevée lié à l'espace d'entrée par certaines fonctions noyaux. Une ACP linéaire est ensuite appliquée sur les données projetées dans le nouvel espace (Lee et al., 2004; Choi et al., 2005; Sun et al., 2007). L'ACP à noyaux peut être considérée comme

une généralisation de l'ACP linéaire et particulièrement adaptée pour extraire des caractéristiques non linéaires de données. Néanmoins, un problème persistant dans le cadre de l'ACP à noyaux réside dans le choix de la fonction noyau.

### 1.4.5 Interprétations des situations hors contrôle

Lorsqu'une carte de contrôle univariée signale une situation hors contrôle, l'opérateur peut facilement envisager une solution au problème puisqu'une telle carte est liée uniquement à une seule variable. En revanche, et dans le cas multivarié, une telle interprétation n'est plus valable par l'intermédiaire d'une carte univariée puisqu'en présence de la corrélation, un certain nombre de variables peuvent être généralement impliquées. Comme il a été mentionné précédemment, les cartes multivariées de Shewhart, MCUSUM et MEWMA, ainsi que les méthodes de projection comme l'ACP ont été utilisées principalement pour la surveillance de processus. Ces méthodes sont en mesure seulement de détecter une situation hors contrôle en signalant l'existence probable d'un défaut dans le processus. Pour cela, l'identification de la (ou les) variable(s) responsable(s) de défauts a été un sujet intéressant pour de nombreux chercheurs au cours des dernières années. Dans cette section, quelques méthodes d'isolation de défauts ou d'interprétation d'une situation hors contrôle sont présentées.

L'utilisation des cartes de contrôle univariées pour l'identification pose quelques problèmes liés à la probabilité globale des fausses alarmes qui n'est pas contrôlée ainsi qu'à l'ignorance de la corrélation entre les variables. Pour contrôler la probabilité globale, [Alt \(1982\)](#) a suggéré d'utiliser les cartes de contrôle univariées avec des limites ajustées de type Bonferroni. Ainsi, [Hayter et Tsui \(1994\)](#) ont étendu cette idée en proposant une procédure de construction précise et simultanée d'intervalles de confiance pour chaque variable. Ceci a pour but d'offrir une identification plus aisée des variables probablement responsables du problème.

Dans le contexte multivarié, [Mason et al. \(1995\)](#) ont proposé une idée basée sur la décomposition de la statistique  $T^2$  en des parties indépendantes, dont chacune reflète la contribution d'une variable individuelle. Le problème de cette approche se résume dans la non unicité d'une telle décomposition. Pour cela, [Mason et al. \(1996\)](#) ont présenté également une procédure de contrôle alternative basée sur une double décomposition de la statistique  $T^2$ .

[Kourti et MacGregor \(1996\)](#) ont développé différentes approches basées sur l'ACP. Lorsqu'une situation hors contrôle est détectée, des contributions sont calculées pour identifier les variables responsables. La contribution indique la valeur impliquée par chaque variable dans le calcul de l'indice ou la statistique utilisée pour la détection. En effet, le principe de la contribution des variables évite les problèmes d'interprétations physiques des composantes principales. Les approches des contributions sont également investiguées par [Westerhuis et al. \(2000a\)](#) et [Alcala et Qin \(2009, 2011\)](#).

Une approche de localisation de défauts basée sur le principe de la reconstruction à été proposée dans la littérature ([Dunia et Qin, 1998b](#); [Qin, 2003](#)). Cette méthode repose sur l'estimation de l'amplitude du défaut en considérant la corrélation entre les variables.

Nous notons que les approches dédiées au diagnostic de défauts, comme les contributions et la reconstruction, seront détaillées lors du dernier chapitre.

## 1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents concepts et définitions sur lesquels se basent généralement la surveillance et le diagnostic de défauts d'un système. Parmi les approches existantes dans la littérature, nous sommes plus particulièrement intéressés à celles basées sur une analyse de données. Nous avons présenté des notions, très générales, concernant les cartes de contrôle. Ainsi, nous avons évoqué la nécessité de l'application des techniques relevant du contrôle statistique multivarié afin d'assurer le contrôle des processus qui ne disposent pas d'un modèle mathématique qui soit complet. Nous avons présenté, d'une manière non exhaustive, quelques unes des cartes de contrôle multivariées les plus utilisées. Malgré leurs avantages par rapport aux cartes de contrôle univariées, un problème très important qui reste à résoudre est la manière d'identifier la variable ou les variables responsable(s) d'un fonctionnement anormal de processus.

Le nombre de variables surveillées dans un système ainsi que la corrélation limitent le choix des méthodes utilisées pour l'obtention d'un diagnostic fiable. Dans ce cas, les méthodes de projection peuvent être utilisées, en particulier l'ACP qui a l'avantage d'élaborer un nombre réduit de cartes de contrôle ce qui peut faciliter l'analyse. Pour l'identification des variables responsables de défauts, les méthodes de contributions ainsi que celle de reconstruction sont liées aux paramètres de modèle ACP. Par conséquent, la fiabilité de la détection et du diagnostic de défauts en s'appuyant sur l'ACP est principalement basée sur l'optimalité de tel modèle. Dans le chapitre suivant, nous allons décrire plus en détail l'approche d'ACP ainsi que la problématique liée au choix de modèle.