

## Chapitre II : Généralités sur l'identification

### 1. Définition :

L'identification est l'opération de détermination du modèle dynamique d'un procédé (système) à partir des mesures entrées/sorties. La connaissance du modèle dynamique est nécessaire pour la conception et la mise en œuvre d'un système performant de régulation. Pratiquement, l'identification a généralement pour but la détermination de modèle de conduite, utilisables pour simuler, commander ou régler un processus. Ce modèle peut être physique (au sens de simulateur analogique ou numérique et de modèle réduit), ou bien un modèle abstrait (modèle mathématique, i.e. système d'équations algébriques ou différentielle).

L'identification constitue une phase importante dans la définition du modèle, c'est par elle que le choix de la classe de modèles à adapter puis les valeurs des paramètres qui le caractérisent vont se préciser.

Le plus souvent l'identification s'effectue en optimisant un critère de qualité qui caractérise l'écart entre le comportement du processus (repéré par un ensemble de mesures), et celui de son modèle (étudié par simulation) pour un ensemble de sollicitations données.

De nombreuses méthodes d'identification sont précisées dans la suite correspondant le plus souvent à l'un des schémas des figures (II.1) et (II.2).

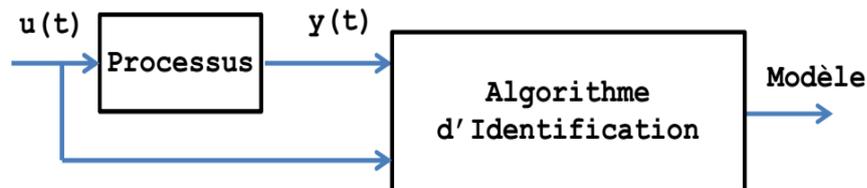


Figure (II.1) : Identification à partir du comportement entrée-sortie.

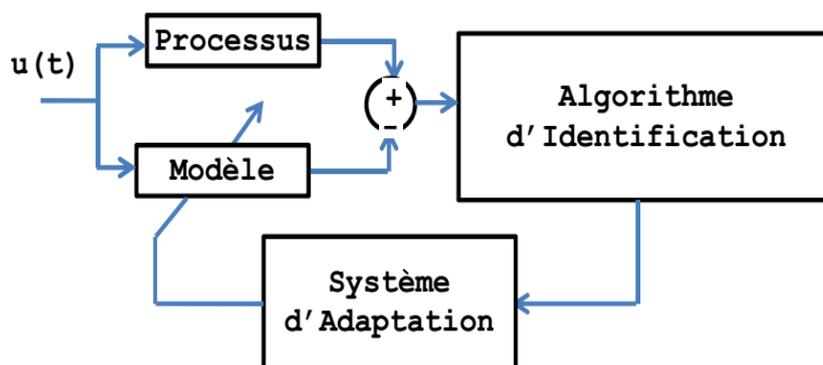


Figure (II.2) : Identification de type paramétrique.

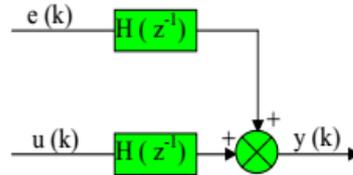
### 2. Choix de la complexité du modèle :

L'objectif de l'identification est de trouver les paramètres d'un modèle entrée-sortie. Mais, en pratique, la sortie mesurée des procédés est généralement bruitée. Cela est dû soit à l'effet des perturbations aléatoires agissant à différents endroits du procédé, soit à des bruits de mesure.

Ces perturbations à caractère aléatoire sont modélisées souvent par des modèles ARMA, le procédé plus la perturbation étant modélisés par un modèle ARMAX. En temps discret la forme générale de la sortie est donnée par :

$$y(k) = G(z)u(k) + H(z)e(k) \tag{II.1}$$

Avec :  $y(k)$  : les sorties,  $u(k)$  : les entrées et  $e(k)$  : les bruits.



Les hypothèses sur la structure sont effectuées à travers la forme des fonctions  $G(z)$  et  $H(z)$ . Ces modèles-hypothèses tiennent en considération l'ordre du système, le retard, etc... , et aussi l'effet et le type du bruit.

**2.1 Modèle ARX :**

Le modèle ARX (AutoRégressif à variables eXogènes) est un modèle entrée-sortie de la forme générale :

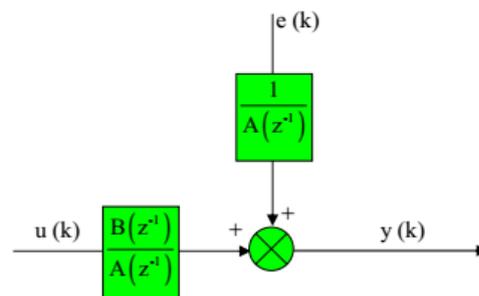
$$\hat{y}(k) + a_1y(k - 1) + \dots + a_{na}y(k - na) = b_1u(k - 1) + \dots + b_{nb}u(k - nb) + e(k)$$

Où  $y$  sont les sorties du système,  $u$  les entrées et  $e$  une séquence de nombres aléatoires indépendants d'espérance  $\mu$  nulle et de variance  $\sigma^2$  généralement appelé bruit de boucle ou bruit d'état dans le cas ARX. Ce modèle est généralement représenté sous la forme compacte :

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k) + e(k)$$

Avec :

$$\begin{cases} A(z) = 1 + a_1z^{-1} + \dots + a_{na}z^{-na} \\ B(z) = b_1z^{-1} + \dots + b_{nb}z^{-nb} \end{cases}$$



Ce modèle est le plus simple, donne souvent de bons résultats. Le seul problème est le traitement du bruit qui est soumis à la même dynamique que l'entrée.

**2.2 Modèle ARMAX :**

Le modèle ARMAX (AutoRégressif à Moyenne Ajusté et à variables eXogènes) est un modèle entrée-sortie de la forme générale :

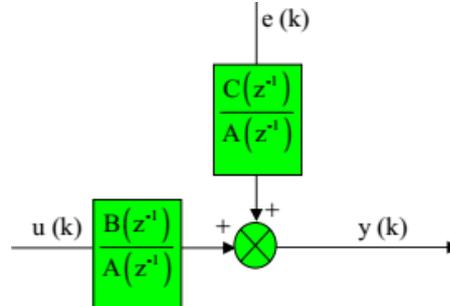
$$\hat{y}(k) + a_1y(k - 1) + \dots + a_{na}y(k - na) = b_1u(k - 1) + \dots + b_{nb}u(k - nb) + e(k) + c_1e(k - 1) + \dots + c_{nc}e(k - nc)$$

Sous la forme compacte :

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k) + C(z^{-1})e(k)$$

Avec :

$$\begin{cases} A(z) = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_{na} z^{-na} \\ B(z) = b_1 z^{-1} + \dots + b_{nb} z^{-nb} \\ C(z) = 1 + c_1 z^{-1} + \dots + c_{nc} z^{-nc} \end{cases}$$



Ce modèle est proche du modèle ARX, il s'utilise dans les mêmes cas. Il permet de créer un modèle de bruit un peu réaliste.

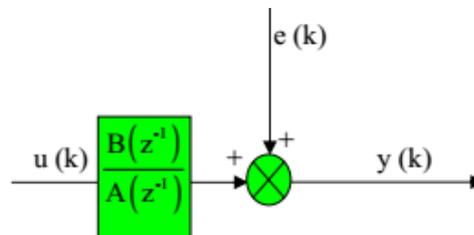
### 2.3 Modèle OE :

Le modèle OE (Output Error) calcule l'estimation de l'erreur de prédiction d'un modèle d'erreur de sortie. Sa forme générale est :

$$\hat{y}(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_{na} y(k-na) = b_1 u(k-1) + \dots + b_{nb} u(k-nb) + b_1 e(k-1) + \dots + b_{nb} e(k-nb)$$

Sous la forme compacte :

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k) + A(z^{-1})e(k)$$

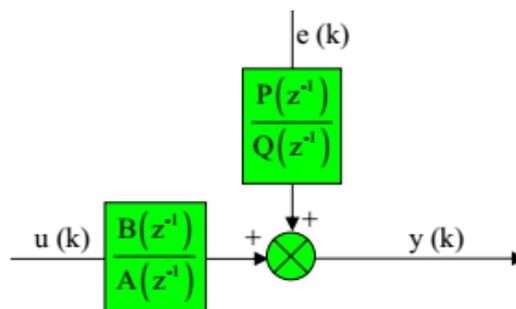


Il semble plus simple que les précédents, mais le calcul des paramètres est difficile. Parfait lorsque le bruit est un bruit de capteur c.-à-d. proche de la sortie.

### 2.4 Modèle de Box-Jenkins :

Le modèle de Box-Jenkins est le modèle complet par excellence, où la dynamique de l'entrée est différente à celle du bruit. Sa forme compacte :

$$A(z^{-1})Q(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})Q(z^{-1})u(k) + A(z^{-1})P(z^{-1})e(k)$$



### 3. Estimation des paramètres du modèle :

L'affectation des valeurs numériques se fait par choix d'un critère exprimant l'écart entre le système et le modèle qu'il faut minimiser. Ce critère peut s'exprimer de diverses façons. On distingue trois distances :

#### 3.1 Distance d'état (distance de sortie) :

Elle est basée sur la différence entre la sortie réelle du procédé et celle du modèle.

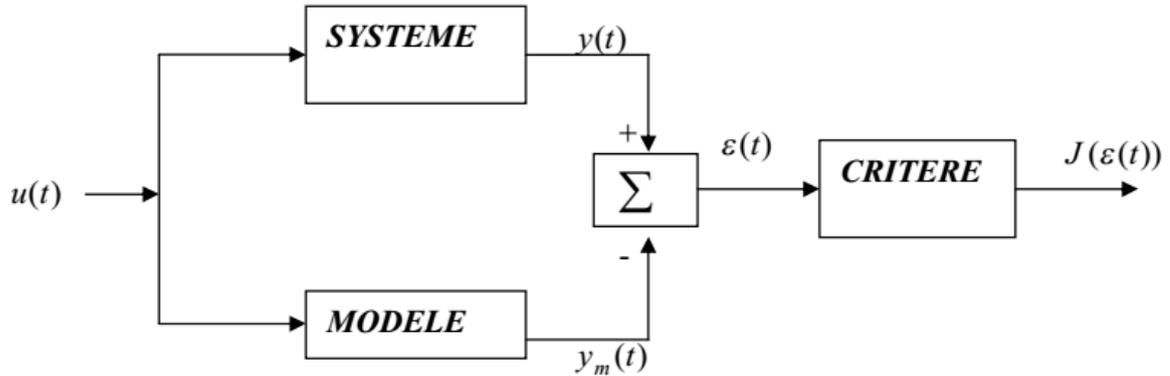


Figure (II.3) : Distance d'état.

Avec :

$y_m(t)$  : Sortie du modèle à l'instant  $t$  et  $y(t)$  : sortie réelle du système.

$$J = f(\varepsilon(t)) = \sum_{i=1}^t [y(i) - y_m(i)]^2$$

#### 3.2 Distance de prédiction :

C'est la différence entre la sortie du système à l'instant  $t$  et la sortie que prédit le modèle au même instant.

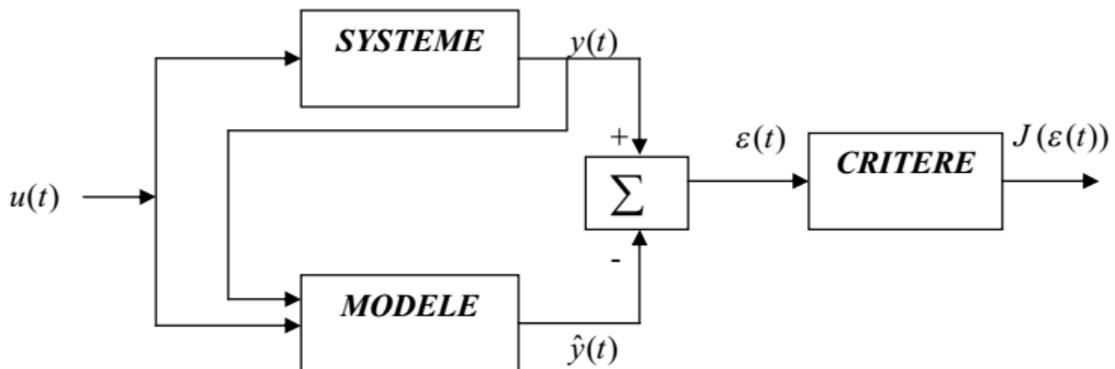


Figure (II.4) : Distance de prédiction.

$$J = f(\varepsilon(t)) = \sum_{i=1}^t [y(i) - \hat{y}(i)]^2$$

On note que  $\hat{y}(t)$  est la sortie prédite du modèle à l'instant  $t$ .

#### 3.3 Distance de structure :

Elle est en fonction de la différence entre les paramètres du système et ceux du modèle.

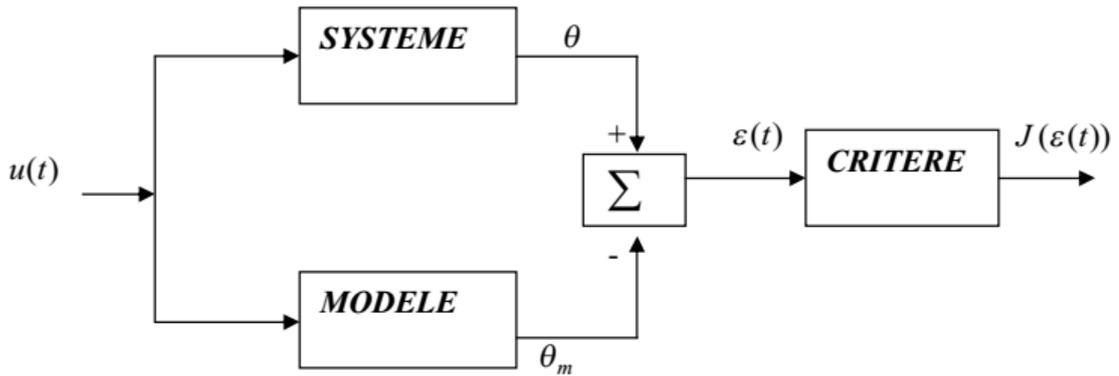


Figure (II.5) : Distance de structure

$$\varepsilon = \theta - \theta_m$$

$$J = f(\varepsilon(t)) = (\theta - \theta_m)^T A (\theta - \theta_m) = \varepsilon^T A \varepsilon$$

Avec :

$A$  : Matrice de pondération définie positive.

$\theta$  : Vecteur de paramètres du système.

$\theta_m$  : Vecteur de paramètres du modèle.

#### 4. Les étapes d'identification :

L'identification est une approche expérimentale pour la détermination du modèle dynamique d'un système. Cette approche peut être décomposée en quatre étapes selon la figure ci-après.

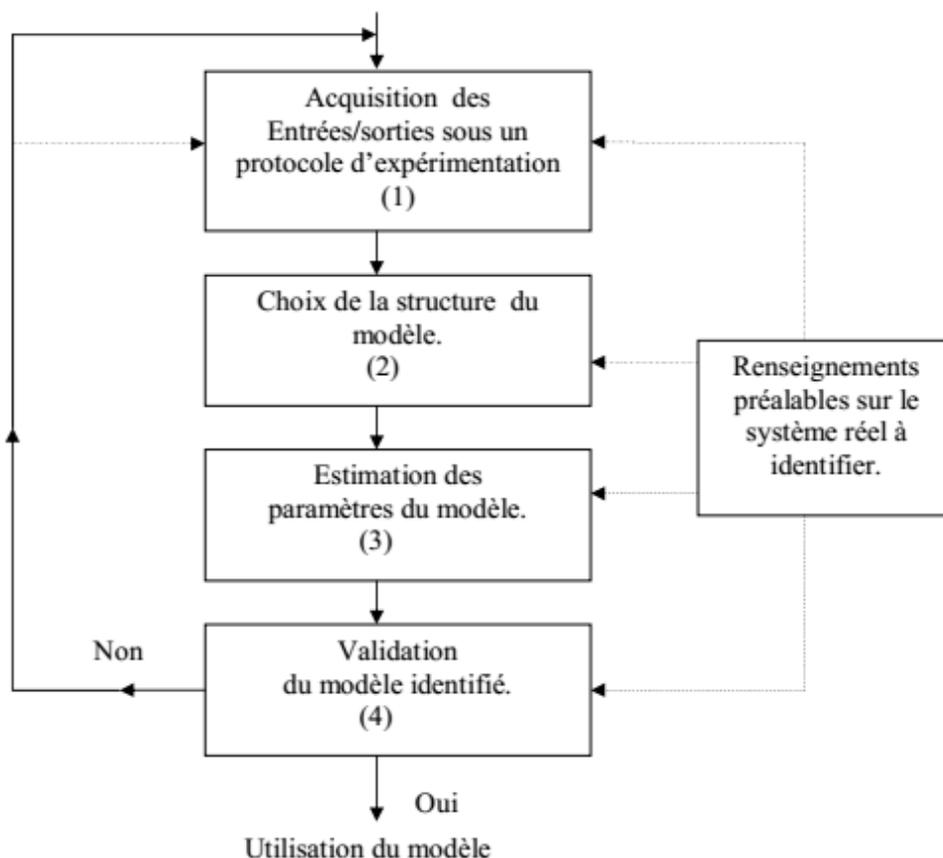


Figure (II.6) : Procédure d'identification d'un modèle de système.

#### 4.1 La 1<sup>ère</sup> étape :

La première étape fournit les données entrées/sorties susceptibles de permettre l'extraction d'un modèle de procédé significatif. Le protocole d'acquisition est un problème-clé car il conditionne en grande partie le succès d'une opération d'identification. Il doit tenir compte d'une part des contraintes pratiques, ce qui requiert en général l'utilisation de signaux d'excitation de faible amplitude et d'autre part de la nécessité d'exciter le système à identifier dans une bande de fréquences suffisamment large afin d'obtenir un modèle significatif pour le calcul de la commande.

#### 4.2 La 2<sup>ème</sup> étape :

Le choix d'une structure non convenable conduit souvent à une mauvaise estimation, malgré toutes les précautions prises aux niveaux de la période d'échantillonnage, de la méthode d'identification paramétrique, du signal d'excitation, du gain d'adaptation et du nombre d'observations effectuées.

#### 4.3 La 3<sup>ème</sup> étape :

Elle consiste à trouver les valeurs numériques des coefficients qui interviennent dans la structure du modèle. Ces valeurs numériques sont déterminées pour que le comportement du modèle soit le plus proche de celui du procédé. Cette proximité se mesure à l'aide d'un critère qui devra être minimisé.

#### 4.4 La 4<sup>ème</sup> étape :

Une fois l'algorithme d'identification appliqué et le modèle obtenu, il reste à examiner celui-ci. Selon la qualité du modèle obtenu on remet en cause l'une ou l'autre des étapes (signal d'excitation, structure du modèle,...) et on recommence jusqu'à obtenir un modèle satisfaisant. Dans la pratique, on essaie un certain nombre de modèles avant de choisir le meilleur.

### 5. Quelques problèmes posés par l'identification :

#### 5.1 Choix de la période d'échantillonnage :

Afin de pouvoir restituer un signal continu à partir de sa séquence discrétisée, il faut que sa fréquence d'échantillonnage  $F_e$  vérifie le théorème de Shannon :

$$F_e \geq 2F_{max}$$

Où :

$F_e$  : est la fréquence d'échantillonnage

$F_{max}$  : est la fréquence maximale contenue dans le signal à transmettre.

$F_e = 2F_{max}$  est une limite théorique ; en pratique, il faut choisir une fréquence d'échantillonnage plus grande avec une marge de sécurité, ce qui nous donne :

$$F_{max} < F_e < 25F_{max}$$

## 5.2 Choix du signal d'excitation :

Le choix du signal d'excitation a une grande influence sur la qualité de l'estimation paramétrique. On doit exciter le système dans toute sa gamme de fréquences sans pour autant perturber son point de fonctionnement. L'entrée idéale sur le plan fréquentiel est un bruit blanc. Comme ce dernier est difficile à réaliser alors, on considère une entrée avec les propriétés suivantes :

- Valeur moyenne nulle.
- Faible influence sur la sortie.
- Spectre riche.

Le signal répondant aux exigences citées ci-dessus existe et s'appelle séquence binaire pseudo-aléatoire (S.B.P.A). C'est une succession d'impulsions rectangulaires modulées en largeur.

### Exemple : Génération de la SBPA par Matlab

```

N=3;      % nombre de bit du registre à décalage
Te=1;    % Te = periode d'échantillonnage
p=2;     % p = diviseur de fréquence (d'échantillonnage)
a=1;     % a = niveau (la SBPA varie entre -a et +a)
n=1;     % n = nombre de périodes de la SBPA
L=2^N-1; % La longueur résultante est L'=n*p*L où L=2^N-1
ROT=[zeros(N-1,1);1],[eye(N,N-1)]; %matrice de rotation
R=ones(1,N); %matrice des registres
SBPA=zeros(n*p*L,1); %matrice contenant la séquence
SBPA(1)=R(N); %sortie initiale
for i=1:L %calcul de la SBPA
    for ij=1:n
        for j=1:p
            SBPA((i-1)*p+j+(ij-1)*p*L)=a*R(N);
            t((i-1)*p+j+(ij-1)*p*L)=((i-1)*p+j+(ij-1)*p*L-1)*Te;
        end;
    end;
R=R*ROT;
if N==3
    R(1)=-R(1)*R(2);
elseif N==4 R(1)=-R(3)*R(2);
elseif N==5 R(1)=-R(4)*R(2);
elseif N==6 R(1)=-R(5)*R(4);
elseif N==7 R(1)=-R(6)*R(5);
elseif N==8 R(1)=-R(1)*R(2)*R(3)*R(7);
elseif N==9 R(1)=-R(8)*R(4);
elseif N== 10 R(1)=-R(9)*R(6);
else R(1)=-R(1)*R(N);
end
end

```

On peut utiliser aussi l'instruction  $a*\text{sign}(\text{rand}-0.5)$ .

## 5.3 Effets des perturbations sur l'identification :

La sortie mesurée des procédés est en générale bruitée. Cela est dû soit à l'effet des perturbations agissant à différents endroits du procédé, soit à des bruits de mesure. Ces perturbations introduisent des erreurs dans l'estimation des paramètres des modèles du procédé.