

# وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE FERHAT ABBAS -SETIF

Faculté de Technologie

Département d'Electrotechnique



جامعة فرحات عباس سطيف

كلية التكنولوجيا

قسم : الإلكتروتقنية

## Mémoire de Master

No. Réf. : MAC/17/2014

Présenté au Département de l'Electrotechnique

**Domaine : Sciences et Technologie**

**Filière : Automatique**

**Spécialité : Commande des processus industriels**

Réalisé par :

**Melle. DOUADI FADILA**

Thème

**Méthodologie d'optimisation par les techniques intelligentes  
d'un contrôleur PID pour un système CSTR**

*Soutenu le /06/2014 devant la commission d'examen composée de :*

M. Lamamra Athmane	MCA	à l'Université de Sétif	Président
M. Mokaddem Diab	MCB	à l'Université de Sétif	Directeur du Mémoire
M. Bourouba Bachir	MAA	à l'Université de Sétif	Examinateur
Mme. Bensemra Yasmina	MAA	à l'Université de Sétif	Examinatrice

## *Dédicaces*

---

*Avant tout, je tiens à remercier 'ALLAH', l'unique qui m'offre le courage et la volonté nécessaire pour affronter les difficultés de la vie.*

*Je dédie ce modeste travail :*

*À mes parents*

*Mon père et Ma mère qui ont su me donner les ailes nécessaires pour réussir mon envol dans la vie, tout en sachant la peine qu'ils auraient le jour de me voir partir au loin.*

*En remerciement de ce beau geste, ce mémoire leur est dédié.*

*A mes frères :*

*A mes sœurs :*

*A toute ma famille surtout le petit SAIFO*

*Et A tous mes amies,*

*Et surtout Fatiha, Meriem, Samiha, Assia, Hanane, Wafa.*

*A tous les gens qui me connaissent et que je connais en particulier*

*Mouaz, A.elssamed, Oussama.*

*Fadila.*

---

## **Remerciements**

---

*Le plus grand merci revient tout d'abord à « Dieu » qui, lui seul, nous a guidé dans le bon chemin durant notre vie et qui nous a donné le courage, la volonté, et la force pour élaborer ce travail d'initiation à la recherche.*

*Je tiens à remercier, Dr. **Mokaddem Diab**, directeur de ce mémoire. Pour la qualité de l'encadrement et du soutien qu'il nous accorde durant notre formation. Ses qualités humaines ont largement contribué à l'aboutissement de ce travail.*

*Je remercie également tous les membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail :*

- *Dr. M. Lamamra Athmane*
- *M. Bourouba Bachir*
- *Mme. Bensemra Yasmina*

*Je remercie l'ensemble des enseignants du département d'électrotechnique.*

*Je remercie aussi tous ceux qui m'ont aidé aussi bien dans mes recherches et documentations que dans mon encadrement et suivi.*

*Enfin, je tiens à remercier ma famille pour leurs encouragements et leur soutien inconditionnel, et à tous mes amis qui m'ont apporté un grand soutien le long de ce travail.*

Sétif, le /06 /2014

*Merci!* 

*DOUADI FADILA*

# Sommaire

INTRODUCTION GENERALE .....	XI
<i>Chapitre1</i> .....	<i>1</i>
REGULATEUR PID.....	1
1.1. Introduction .....	1
1.2. L'objectif global de la régulation.....	2
1.3. Eléments constitutifs d'une boucle de régulation.....	2
1.3.1. Une boucle de régulation .....	2
1.3.2. Les types de boucles.....	3
1.4. Régulateur PID .....	4
1.4.1. Définition .....	4
1.4.2. Action proportionnelle (P).....	5
1.4.3. Action intégrale (I) .....	5
1.4.4. Action dérivée (D).....	6
1.5. Structure du régulateur proportionnelle intégrale dérivée (PID).....	7
1.6. Critères de performance.....	8
1.7. Conclusion.....	9
<i>Chapitre2</i> .....	<i>10</i>
OPTIMISATION PAR ESSAIM PARTICULAIRE.....	10
2.1. Introduction .....	10
2.2. Optimisation Par Essaims de Particule.....	10
2.3. Principe du PSO .....	11
2.4. Topologie du voisinage.....	15
2.5. Algorithme de PSO.....	15
2.6. Avantages et inconvénients de PSO .....	17
2.7. Conclusion.....	18
<i>Chapitre3</i> .....	<i>19</i>
ALGORITHME GENETIQUE .....	19
3.1. Introduction .....	19

---

3.2. Définition.....	20
3.3. Terminologie.....	20
3.4. Principe d'algorithme génétique.....	20
3.5. Les opérations d'algorithme génétique.....	21
3.5.1. Sélection .....	21
3.5.2. Le croisement .....	23
3.5.3. La mutation.....	23
3.5.4. Le codage .....	23
3.6. La fonction d'évaluation .....	24
3.7. Conclusion.....	25
<i>Chapitre4</i> .....	26
<b>APPLICATION SUR UN PROCEDE CHIMIQUE</b> .....	26
4.1. Introduction .....	26
4.2. Réacteur continu parfaitement agité (CSTR en anglais).....	26
4.2.1. Caractéristique de réacteur continu parfaitement agité.....	27
4.2.2. Description du processus CSTR.....	27
4.2.3. Linéarisation du modèle mathématique de CSTR .....	29
4.3. La fonction d'évaluation ou objective (fitness).....	32
4.4. Simulation et analyse des résultats.....	33
<b>CONCLUSION GENERALE</b> .....	38

## Liste des figures

Figure 1.1. Schéma de principe d'une boucle de régulation.....	2
Figure 1.2. Boucle ouverte.....	3
Figure 1.3. Boucle fermée.....	3
Figure 1.4. Régulateur PID.....	4
Figure 1.5. Action proportionnelle P.....	5
Figure 1.6. Action intégrale I.....	6
Figure 1.7. Action dérivée D.....	7
Figure 2.1. Schéma de principe du déplacement d'une particule.....	11
Figure 2.2. Concept de modification d'un point de recherche par PSO.....	14
Figure 2.3. Concept de recherche avec des agents dans l'espace de solution par PSO.....	14
Figure 2.4. (a) anneau (avec $n = 2$ ), (b) rayon, (c) étoile.....	15
Figure 2.5. Algorithme 1 - Algorithme de base PSO.....	16
Figure 2.6. Algorithme 2 - Algorithme avec un voisinage en étoile.....	17
Figure 3.1. Le principe de l'algorithme génétique.....	21
Figure 3.2. La roulette.....	22
Figure 3.3. Le tournoi entre deux individus avec rééligibilité.....	22
Figure 3.4. Croisement à un site.....	23
Figure 3.5. Illustration de la mutation.....	23
Figure 3.6. Les cinq niveaux d'organisation d'un algorithme génétique.....	24
Figure 4.1. Un système de contrôle d'un réacteur continu parfaitement agité (CSTR).....	29
Figure 4.2. Structure du chromosome d'un PID.....	32
Figure 4.3. Schéma illustre l'optimisation d'un régulateur PID par AG pour un système CSTR.....	33
Figure 4.4. Evolution des gains $K_p$ , $K_i$ et $K_d$ du régulateur PID en fonction du nombre de génération par les AGs.....	34
Figure 4.5. Réponses du système du second ordre pour le AG-ISE, le AG-IAE et le PID-PSO.....	35

Figure 4.6. Evolution des gains $K_p$ , $K_i$ et $K_d$ du régulateur PID en fonction du nombre de génération dans le cas du système chimique.....	36
Figure 4.7. Réponses du système CSTR pour le PID-PSO, GA-ISE et GA-IAE.....	37

---

## Liste des tableaux

---

Tableau 1.1. Caractéristiques du régulateur PID.....	7
Tableau 1.2. Structure du régulateur proportionnelle intégrale dérivée PID.....	8
Tableau 1.3. Fonction objective.....	9
Tableau 4.1. Paramètres du modèle mathématique de CSTR.....	28
Tableau 4.2. Les paramètres et ces valeurs.....	31
Tableau 4.3. Les paramètres de PSO et AG pour le système du 2 <sup>ème</sup> ordre (G(s)).....	33
Tableau 4.4. Paramètres optimisés de PID du système de second ordre.....	34
Tableau 4.5. Indices de performance de la réponse indicielle pour un système de second ordre.....	35
Tableau 4.6. Paramètres optimisés de PID du système CSTR.....	36
Tableau 4.7. Indices de performance de la réponse indicielle pour un système CSTR.....	37



---

## *Listes des Acronymes et Symboles*

---

### **Acronymes**

PID : Proportionnel Intégrale Dérivée  
AG : Algorithme génétique  
ISE : Integral of Square Error  
IAE : Integral of Absolute Error  
ITAE : Time multiplied by Absolute Error  
ITSE : Time multiplied by Square Error  
PSO : Particle Swarm Optimisation  
IWA : Inertia Weights Approach  
CSTR : Continuous Stirred Tank Reactor

### **Symboles**

$y_{c, c}$ : la consigne

$m$ : la mesure

$e$ : erreur

$u$ : la commande

$y, S$ : la sortie

$P$ : Proportionnel

$I$ : Intégrale

$D$ : Dérivée

$G_r, K, K_p$ : Action proportionnel

$BP, PB, XP\%, P\%$ : la bande passante

$K_i$ : Action Intégral

$t$ : le temps

$T_i$ : la constante de temps intégral

$T_d$ : la constante de temps dérivée

$K_d$ : action dérivée

$X$ : l'axe des abscisses

$Y$  : l'axe des ordonnées

$v_x$  : la vitesse suivant l'axe  $x$

$v_y$  : la vitesse suivant l'axe  $y$

$P_{best}$  : la meilleure position locale

$g_{best}$  : la meilleure position globale

$v_i^k$  : la vitesse de l'agent  $i$  à l'itération  $k$

$C_1, C_2$  : constantes d'accélération

$rand 1, rand 2$  : variables aléatoire

$x_i^k$  : la position courante de l'agent  $i$  à l'itération  $k$

$x_{pbest}$  : la meilleure position locale de l'agent  $i$

$x_{gbest}$  : la meilleure position globale identifiée dans le processus

$\omega$  : fonction de pondération

$\omega_{max}$  : poids initial

$\omega_{min}$  : poids final

$Iter_{max}$  : nombre maximum d'itération

$Iter$  : nbre courant d'itération

$x_i^{k+1}$  : position modifiée de l'agent

$v_i^{k+1}$  : vitesse modifiée de l'agent

$v_{pbesti}$  : vitesse de l'agent basé sur la position  $P_{best}$

$v_{gbesti}$  : vitesse de l'agent basé sur

la position  $g_{best}$

$\rho_1, \rho_2$  : valeurs aléatoires positives

$N$  : nombre de particule

---

$f$  : la fonction objective (fitness)

$D$  : dépassement

$T_m$  : le temps de montée

$T_r$  : le temps de réponse

$r_A$  : le taux cinétique

$C$  : concentration

$T$  : température de réacteur

$T_j$  : température de double enveloppe

$C_p$  : capacité thermique spécifique

$F$  : débit volumétrique

$m_0$  : la masse efficace globale du système

de chauffage / refroidissement

$V$  : volume de réacteur

$\rho$  : densité

$A_r$  : surface d'échange de chaleur

$C_w$  : capacité de chaleur de l'eau

$P$  : puissance fournie au réchauffeur

$T_{cw}$  : la température de l'eau

de refroidissement

$U$  : coefficient de transmission de chaleur

ou signal de commande

$C_{A.in}$  et  $T_{in}$  : la concentration et la

température de l'alimentation

# INTRODUCTION GENERALE

---

Le domaine de la théorie du contrôle a été considérablement développé au cours des dernières décennies, cependant l'importance du régulateur PID dans l'industrie reste inaltérée. A cause de sa structure simple qui peut être facilement comprise et mise en œuvre. La structure d'un tel dispositif de commande nécessite la spécification de trois paramètres proportionnelle, intégrale et dérivée.

Malheureusement, il a été très difficile de régler le gain de régulateur PID correctement parce que beaucoup d'installations industrielles sont souvent accablés par des problèmes tels que l'ordre supérieur, les retards et les non-linéarités. Il est difficile de déterminer le paramètre PID optimale ou presque optimale avec les méthodes de réglages classique. Pour toutes ces raisons, il est très souhaitable d'augmenter les capacités du contrôleur PID en ajoutant de nouvelles caractéristiques. Plusieurs approches ont été documentées dans la littérature pour déterminer les paramètres du PID, d'abord trouvés par Ziegler Nichols (ZN) réglage. Réseau de neurones, l'approche floue, et les techniques d'optimisation d'essaim de particules (PSO), algorithme génétique ne sont que quelques-uns parmi de nombreuses œuvres.

L'Algorithme Génétique (AG) a été introduite par Holland et popularisé par Goldberg. C'est un des algorithmes heuristiques modernes basés sur le principe de la théorie de Charles Darwin de l'évolution à la biologie naturelle. La technique AG peut générer une solution de haute qualité au un temps de calcul plus court et avec des caractéristiques de convergence stables. L'Algorithme Génétique AG est une excellente méthode pour résoudre les paramètres optimaux du régulateur PID. Par conséquent, cette étude développe le contrôleur AG- PID à la recherche paramètres optimaux du PID.

Le réacteur chimique agité continu (CSTR) est un sujet important dans le processus chimique et offrant un intervalle large de recherches dans le domaine de l'ingénierie et la chimie. Dans la littératures divers approches de contrôle ont été appliquées sur CSTR pour contrôler ses paramètres, mais dans ce travail on a proposé la notion de l'AG pour la conception et la mise en œuvre d'un contrôleur intelligents à un système CSTR en minimisant l'intégrale quadratique de l'erreur (ISE) et intégrale absolue de l'erreur (IAE), les résultats obtenus sont comparés par l'algorithme d'optimisation par essaim de particule (PSO). Ce travail est une continuité au travail de Master en automatique effectué l'année passé par l'étudiant Hadda.

Ce mémoire est organisé de la manière suivante:

- Dans le premier chapitre, on rappelle les définitions et les notions de la régulation,
- Le deuxième chapitre sera consacré à l'optimisation par l'essaim de particules (PSO). Au début nous allons donner une vue générale sur la méthode d'optimisation d'essaim de particules (PSO).
- Le troisième chapitre décrit le principe des algorithmes génétiques.
- L'optimisation des paramètres du régulateur PID pour le contrôle de la température d'un réacteur chimique continu parfaitement agité est abordée dans le quatrième chapitre. Les résultats obtenus par AG pour différentes fonctions objectives sont comparés avec la méthode de PSO.

Enfin, on termine ce mémoire par une conclusion générale.

# Chapitre 1

## REGULATEUR PID

---

### 1.1. Introduction

Le régulateur standard le plus utilisé dans l'industrie est le régulateur PID (proportionnel intégral dérivé), car il permet de régler à l'aide de ses trois paramètres les performances (amortissement, temps de réponse) d'une régulation d'un processus modélisé par un deuxième ordre. Nombreux sont les systèmes physiques qui, même en étant complexes, ont un comportement voisin de celui d'un deuxième ordre, dans une certaine échelle de temps. Par conséquent, le régulateur PID est bien adapté à la plupart des processus de type industriel et est relativement robuste par rapport aux variations des paramètres du procédé, quand on n'est pas trop exigeant pour les performances de la boucle fermée par rapport à celles de la boucle ouverte (par exemple, accélération très importante de la réponse ou augmentation très importante de l'amortissement en boucle fermée) [1].

Si la dynamique dominante du système est supérieure à un deuxième ordre, ou si le système contient un retard important ou plusieurs modes oscillants, le régulateur PID n'est plus adéquat et un régulateur plus complexe (avec plus de paramètres) doit être utilisé, aux dépens de la sensibilité aux variations des paramètres du procédé.

La réalisation d'une boucle d'asservissement par PID est un problème très important, car il influence : sur la qualité de la régulation sur un site industriel et le temps de mise en œuvre de la commande.

Cette réalisation comporte deux aspects essentiels :

- Le réglage du régulateur PID, pour lequel la connaissance d'un modèle dynamique du procédé d'une part et les performances désirées d'autre part déterminent le choix de la méthode de la synthèse.
- L'implantation du régulateur dans une version analogique ou numérique et dans une configuration série, parallèle ou mixte.

De plus en plus, les régulateurs PID commercialisés offrent la possibilité d'autoréglage, qui réalise le calcul automatique des paramètres, à la demande de l'utilisateur.

## 1.2. L'objectif global de la régulation

Peut se résumer par ces trois mots clefs : **mesurer, comparer, corriger**.

Cependant, chaque procédé possède ses exigences propres, chaque appareil possède ses propres conditions de fonctionnement. Il est donc indispensable que la régulation soit conçue pour satisfaire aux besoins particuliers liés à la sécurité, aux impératifs de production et aux matériels.

La régulation est l'action de régler automatiquement une grandeur de telle sorte que celle-ci garde constamment sa valeur ou reste proche de la valeur désirée, quelles que soient les perturbations qui peuvent survenir [4].

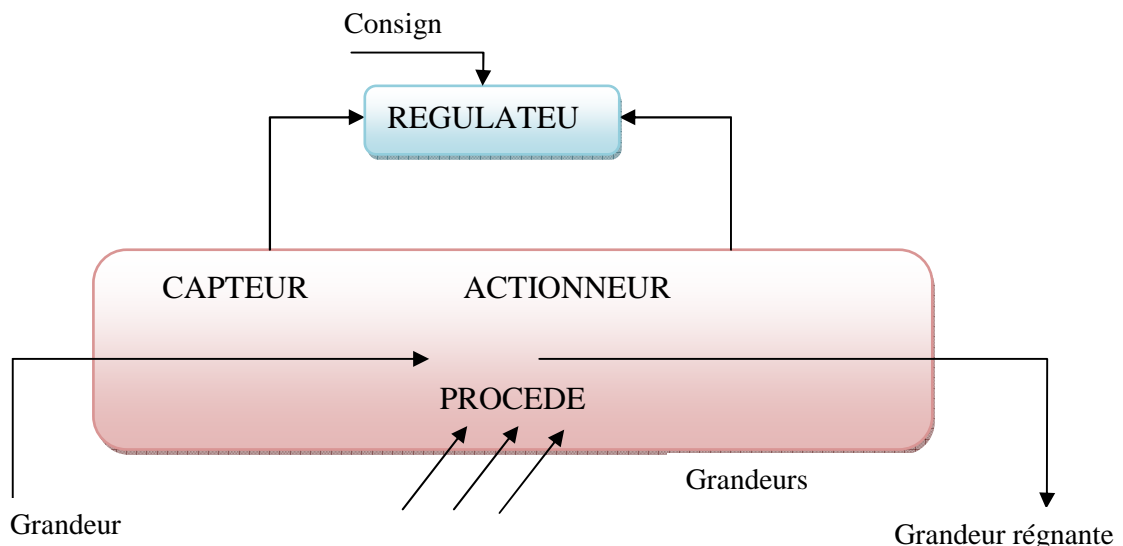
## 1.3. Eléments constitutifs d'une boucle de régulation

### 1.3.1. Une boucle de régulation

Doit comporter au minimum les éléments suivants

- un capteur de mesure ;
- un transmetteur souvent intégré au capteur ;
- un régulateur ; un actionneur.

Elle est souvent complétée par : un enregistreur, des convertisseurs, des sécurités.



**Figure 1.1.** Schéma de principe d'une boucle de régulation.

Le **régulateur** reçoit deux informations :

- Le signal de mesure provenant du capteur,
- la consigne (qui peut être locale ou externe),

En fonction de l'écart entre ces deux valeurs et de l'algorithme de calcul pour lequel il a été configuré, il délivre un signal de sortie dirigé vers l'actionneur afin d'annuler cet écart et de ramener la mesure vers la valeur de consigne [5].

### 1.3.2. Les types de boucles

#### 1.3.2.1. Boucle ouverte

La figure (I.2) présente une boucle ouverte. La grandeur de la correction est indépendante de la grandeur de la mesure. Le régulateur est en mode manuel consiste à laisser à l'utilisateur le choix de la valeur du signal de commande appliquée à l'actionneur.

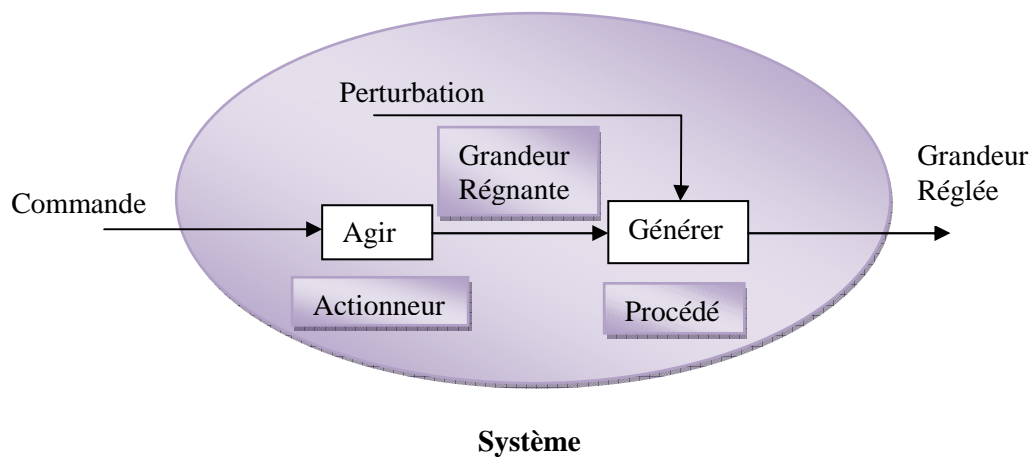


Figure 1.2. Boucle ouverte.

#### 1.3.2.2. Boucle fermée

Une boucle est dite fermée figure (1.3) si la grandeur de la mesure affecte la grandeur de la correction (grandeur manipulée).

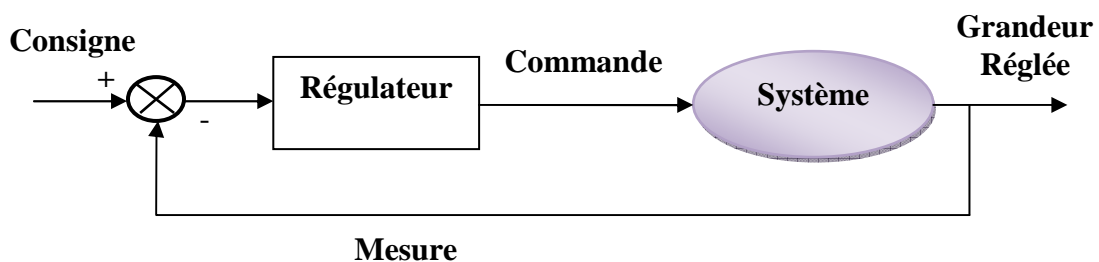


Figure 1.3. Boucle fermée.



## 1.4. Régulateur PID

### 1.4.1. Définition

Régulateur PID (Proportionnel, Intégral, Dérivé) C'est un système d'auto régulation (boucle fermée), qui cherche à réduire l'erreur entre la consigne et la mesure [4].

$$e = \text{consigne} - \text{mesure}$$

Le but de la régulation est de maintenir à une valeur désirée (GRANDEUR DE REFERENCE), une grandeur physique (GRANDEUR REGLEE) comme la température, l'humidité relative, la pression... soumise à des perturbations en mesurant sa valeur. Après comparaison entre grandeur réglée et grandeur de référence, il en résulte un écart de réglage. En fonction de cet écart, le régulateur forme un signal de commande (GRANDEUR DE REGLAGE) qui va faire varier la puissance de réglage par l'intermédiaire d'un actionneur (ORGANE DE REGLAGE).

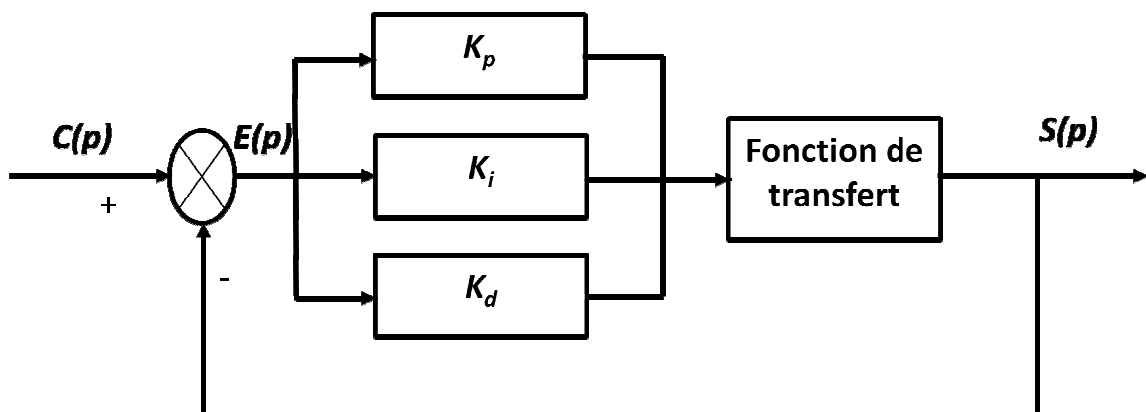


Figure 1.4. Régulateur PID.

Un régulateur PID est obtenu par l'association de ces trois actions et il remplit essentiellement les trois fonctions suivantes :

1. Il fournit un signal de commande en tenant compte de l'évolution du signal de sortie par rapport à la consigne.
2. Il élimine l'erreur statique grâce au terme intégrateur.
3. Il anticipe les variations de la sortie grâce au terme dérivateur.

### 1.4.2. Action proportionnelle (P)

L'action est dite proportionnelle lorsque le signal de commande est proportionnel au signal d'erreur. Elle corrige de manière instantanée, donc rapide, tout écart de la grandeur à régler, elle

permet de vaincre les grandes inerties du système. Afin de diminuer l'écart de réglage et rendre le système plus rapide, on augmente le gain (on diminue la bande proportionnelle) mais, on est limité par la stabilité du système. Le régulateur  $P$  est utilisé lorsqu'on désire régler un paramètre dont la précision n'est pas importante figure (1.5).

L'action proportionnelle du régulateur s'exprime soit par le gain  $G_r$  (on emploie aussi  $K$  et  $K_p$ ), soit par la bande proportionnelle  $BP$  (également appelée  $PB$ ,  $XP\%$  et  $P\%$ ). Cette dernière est définie comme étant la variation, en pourcentage, à appliquer à l'entrée du régulateur pour que la sortie varie de 100 % ; on a donc

$$BP\% = \frac{100}{G_r} \quad (1.1)$$

L'équation de la commande  $u$  de l'action proportionnelle  $P$  est comme suit :

$$u(t) = K_p e(t) = K_p (y_c(t) - y(t)) \quad (1.2)$$

Et la fonction de transfert de l'action proportionnelle  $P$  est :

$$C(s) = K_p \quad (1.3)$$

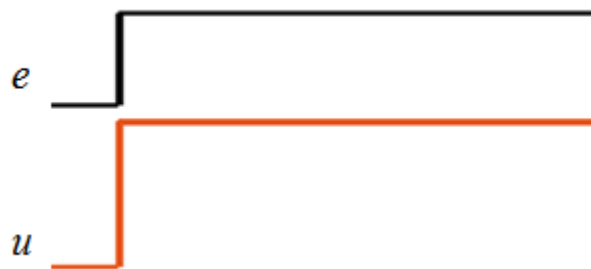


Figure 1.5. Action proportionnelle  $P$ .

### 1.4.3. Action intégrale (I)

L'action est dite intégrale lorsque le signal de commande est proportionnel à l'intégrale du signal d'erreur. Elle complète l'action proportionnelle et permet d'éliminer l'erreur résiduelle en régime permanent. Afin de rendre le système plus dynamique (diminuer le temps de réponse), on diminue l'action intégrale mais, ceci provoque l'augmentation du déphasage ce qui provoque l'instabilité en état fermé. L'action intégrale est utilisée lorsqu'on désire avoir en régime permanent, une précision parfaite, en outre, elle permet de filtrer la variable à régler d'où l'utilité pour le réglage des variables bruitées figure (1.6).

L'équation de la commande  $u$  de l'action intégrale  $I$  est comme suit :

$$u(t) = K_i \int_0^t (y_c(\tau) - y(\tau)) d\tau = \frac{K_p}{T_i} \int_0^t (y_c(\tau) - y(\tau)) d\tau \quad (1.4)$$

Et la fonction de transfert de l'action intégrale  $I$  est :

$$C(s) = \frac{K_p}{T_i s} = \frac{K_i}{s} \quad (1.5)$$

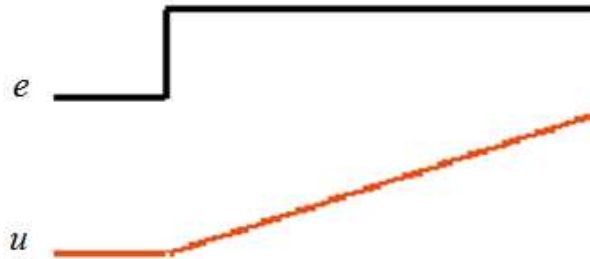


Figure 1.6. Action intégrale I.

#### 1.4.4. Action dérivée (D)

L'action est dite dérivée lorsque le signal de commande est proportionnel à la dérivée du signal d'erreur. L'action dérivée, en compensant les inerties dues au temps mort, accélère la réponse du système et améliore la stabilité de la boucle, en permettant notamment un amortissement rapide des oscillations dues à l'apparition d'une perturbation ou à une variation subite de la consigne figure (1.7).

Dans la pratique, l'action dérivée est appliquée aux variations de la grandeur à régler seule et non de l'écart mesure-consigne.

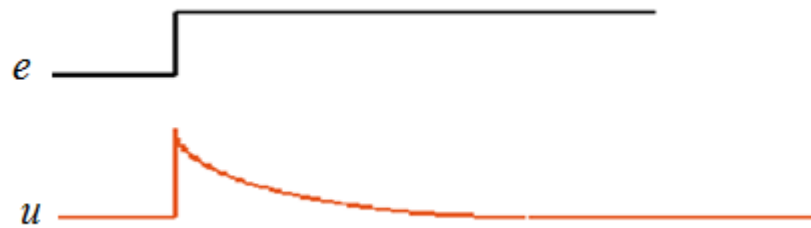
L'action  $D$  est utilisée dans l'industrie pour le réglage des variables lentes telles que la température, elle n'est pas recommandée pour le réglage d'une variable bruitée ou trop dynamique (la pression). En dérivant un bruit, son amplitude risque de devenir plus importante que celle du signal utile.

L'équation de la commande  $u$  de l'action dérivée  $D$  est comme suit :

$$u(t) = K_p T_d \frac{de(t)}{dt} \quad (1.6)$$

Et la fonction de transfert de l'action dérivée  $D$  est :

$$C(s) = K_p T_d s \quad (1.7)$$



**Figure1.7.** Action dérivée D.

**Tableau 1.1.** Caractéristiques du régulateur PID

Coefficient	Temps de montée	Temps de stabilisation	Dépassement	Erreur Statique
<b>Kp</b>	Diminue	Augmente	Augmente	Diminue
<b>Ki</b>	Diminue	Augmente	Augmente	Annule
<b>Kd</b>	–	Diminue	Diminue	–

### 1.5. Structure du régulateur proportionnelle intégrale dérivée (PID)

Les trois corrections, proportionnelle, intégrale et dérivée, permettent de définir trois structures de régulateur différentes [4]:

**Tableau 1.2.** Structure du régulateur proportionnelle intégrale dérivée PID

Structure	Symbole	Equation
Série		$u(t) = Kp * \left\{ \left( 1 + \frac{T_d}{T_i} \right) e + \frac{1}{T_i} \int_0^t e * dt + T_d * \frac{de}{dt} \right\}$
Parallèle		$u(t) = Kp * e + \frac{1}{T_i} \int_0^t e * dt + T_d * \frac{de}{dt}$
Mixte		$\{ u(t) = Kp * e + \frac{1}{T_i} \int_0^t e * dt + T_d * \frac{de}{dt} \}$

**1.6. Critères de performance**

Les critères d'intégrale d'erreur prennent en compte la totalité de la réponse des procédés. Le tableau (1.3) résume les indices de performances les plus utilisés [1]:

**Tableau 1.3.** Fonction objective intégrale commune

Étiquette	Légende	Formule
<b>ISE</b>	Intégrale de l'Erreur quadratique (Integral of Squared Error)	$f_{ISE} = \int_0^t e^2(t) dt$
<b>IAE</b>	Intégrale de la valeur absolue de l'erreur Integral of Absolute Error	$f_{IAE} = \int_0^t  e(t)  dt$
<b>ITSE</b>	Integral of Time Squared Error	$f_{ITSE} = \int_0^t t e^2(t) dt$
<b>ITAE</b>	Integral of Time Absolute Error	$f_{ITAE} = \int_0^t t  e(t)  dt$

## 1.7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté d'une façon générale le régulateur PID.

Le type de régulateur PID présente de sévères limitations en performance lorsque le système à régler possède des incertitudes paramétriques, des phénomènes non linéaires ou des perturbations externes. Il est aussi évident que le système à régler peut même devenir instable si la conception du contrôle en boucle fermée prend en compte seulement les valeurs nominales des paramètres mécaniques.

Cependant il faut très souvent procéder à un réglage fin des coefficients jusqu'à obtenir un système respectant le cahier des charges. Pour cela on utilise les règles suivantes :

- Si  $K_p$  augmente alors la montée sera plus rapide mais il y aura plus de dépassement.
- Si  $K_i$  augmente alors la montée sera plus rapide et l'erreur statique sera plus faible mais le régime stationnaire sera plus long à atteindre.
- Si  $K_d$  augmente alors le dépassement diminuera et le temps d'établissement du régime stationnaire aussi, mais la sensibilité au bruit augmentera.

# Chapitre 2

## OPTIMISATION PAR ESSAIM PARTICULAIRE

---

### 2.1. Introduction

L'optimisation par essaim particulaire (OEP), ou *particle Swarm Optimzation* (PSO) en anglais, est un algorithme évolutionnaire qui utilise une population de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème. Cet algorithme a été proposé par Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio-psychologue) en 1995 [6]. Il s'inspire à l'origine du monde du vivant, plus précisément du comportement social des animaux évoluant en essaim, tels que les bancs de poissons et les vols groupés d'oiseaux. En effet, on peut observer chez ces animaux des dynamiques de déplacement relativement complexes, alors qu'individuellement chaque individu a une « intelligence » limitée, et ne dispose que d'une connaissance locale de sa situation dans l'essaim.

L'essaim de particules correspond à une population d'agents simples, appelés particules. Chaque particule est considérée comme une solution du problème, où elle possède une position (le vecteur solution) et une vitesse.

Ce comportement social basé sur l'analyse de l'environnement et du voisinage constitue alors une méthode de recherche d'optimum par l'observation des tendances des individus voisins. Chaque individu cherche à optimiser ses chances en suivant une tendance qu'il modère par ses propres vécus.

### 2.2. Optimisation Par Essaims de Particule

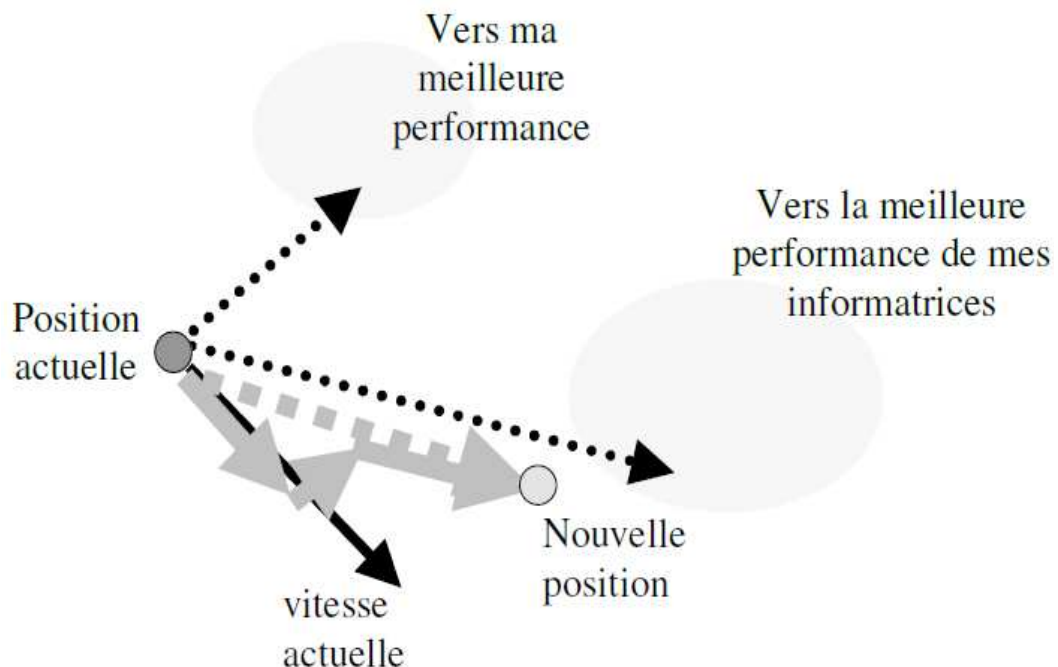
L'optimisation par Essaim de particule (OEP) ou bien (PSO) est une technique utilisée pour explorer l'espace de recherche d'un problème quelconque pour trouver l'ensemble des paramètres qui maximise/minimise un objectif particulier. L'objectif est d'avoir les particules converge sur l'optimum de la fonction [7]. Cet objectif est atteint en suivant un algorithme dédié que l'on verra par la suite.

### 2.3. Principe du PSO

Un essaim est disposé de façon aléatoire et homogène dans l'espace de recherche et chaque particule possède la capacité de se déplacer avec une vitesse aléatoire. Ainsi, à chaque pas de temps, chaque particule :

- Évalue la qualité de sa position et garde en mémoire sa meilleure performance, c'est-à-dire la meilleure position atteinte jusqu'ici (elle peut être la position courante) et sa qualité (la valeur de la fonction à optimiser en cette position).
- Interroge un certain nombre de particules pour obtenir de chacune d'entre elles sa propre meilleure performance.
- Choisit la meilleure des meilleures performances dont elle a connaissance, puis adapte sa vitesse en fonction de cette information et de ses propres données et se déplace en conséquence.

Le principe de la méthode d'essaim de particule est résumé par la figure (2.1). Pour réaliser son prochain mouvement, chaque particule combine trois tendance : suivre sa vitesse propre, revenir vers sa meilleure performance, aller vers la meilleure performance de ses informatrices.



**Figure 2.1.** Schéma de principe du déplacement d'une particule.

Le principe de PSO développé par Kennedy et Eberhart se base sur le comportement des nuées d'oiseaux. Ainsi, le PSO a été fondamentalement développé à travers la simulation du comportement des nuées d'oiseaux dans l'espace bidimensionnel. La position de chaque *agent*



(*individu* ou *particule*) est représentée par ses coordonnées suivant les *deux* axes *XY* auxquels on associe les vitesses exprimée par  $v_x$  (vitesse suivant l'axe *X*) et  $v_y$  (vitesse suivant l'axe *Y*). La modification du comportement de chaque agent se base sur les informations de position et de vitesse.

A chaque itération l'agent procède via une fonction objective à l'évaluation de sa meilleure valeur jusque là ( $p_{best}$ ) et sa position suivant les deux axes *XY*.

Cette information est obtenue à partir de l'analyse des expériences personnelles de chaque agent. En plus, chaque agent connaît la meilleure valeur globale du groupe ( $g_{best}$ ) parmi les  $p_{bests}$ . Cette information représente la valeur autour de laquelle d'autres agents sont performants. Ainsi, chaque agent essaye de modifier sa position en se basant sur les informations suivantes :

- ✓ Position courante ( $x, y$ ),
- ✓ Vitesse courante ( $v_x, v_y$ ),
- ✓ Distance entre la position courante et  $p_{best}$ ,
- ✓ Distance entre la position courante et  $g_{best}$ .

Cette modification peut être représentée par le concept de vitesse. La vitesse modifiée de chaque agent s'écrira de la manière suivante :

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^k + C_1 \cdot rand1 \cdot (X_{p_{besti}} - X_i^k) + C_2 \cdot rand2 \cdot (X_{g_{besti}} - X_i^k) \quad (2.1)$$

Où :

- $V_i^k$ : Vitesse de l'agent  $i$  à l'itération  $k$ .
- $C_1$  et  $C_2$ : sont deux constantes d'accélération régulant les vitesses relatives par rapport aux meilleurs positions locales et globales. Ces paramètres sont considérés comme des facteurs d'échelle utilisés pour déterminer les mouvements relatifs de la meilleure position de la particule ainsi que de la meilleure position globale. Ce sont des facteurs qui déterminent le degré d'influence des positions passées de la particule elle mêmes et celles des autres particules dans le swarm.
- $rand\ 1$  et  $rand\ 2$ : sont des variables aléatoires générés d'une distribution uniforme dans l'intervalle  $[0,1]$  afin de fournir un poids stochastique aux différentes composantes participant dans la définition de la vitesse de la particule.
- $X_i^k$ : Position courante de l'agent  $i$  à l'itération  $k$  qui réfère à une solution candidate pour le problème d'optimisation considéré à l'itération  $k$ .

- $X_{pbesti}$  : La meilleure position locale de l'agent  $i$ .
- $X_{gbesti}$  : la meilleure position globale identifiée dans le processus de recherche pour toutes les particules dans le swarm. La position optimal est mesurée avec une fonction dit fitness définit suivant le problème d'optimisation. Durant l'optimisation, les particules se déplacent suivant les équations (2.1) et (2.3).
- $\omega$  : Fonction de pondération, elle est utilisée comme un compromis entre l'exploration locale et globale du swarm. Des valeurs élevées de ce paramètre permettent une bonne exploration globale, tandis que pour des valeurs minimales une recherche fine est réalisée.

La fonction de pondération habituellement utilisée dans l'équation (2.1) est la suivante :

$$\omega = \omega_{max} - \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{iter_{max}} \times iter \quad (2.2)$$

Où:

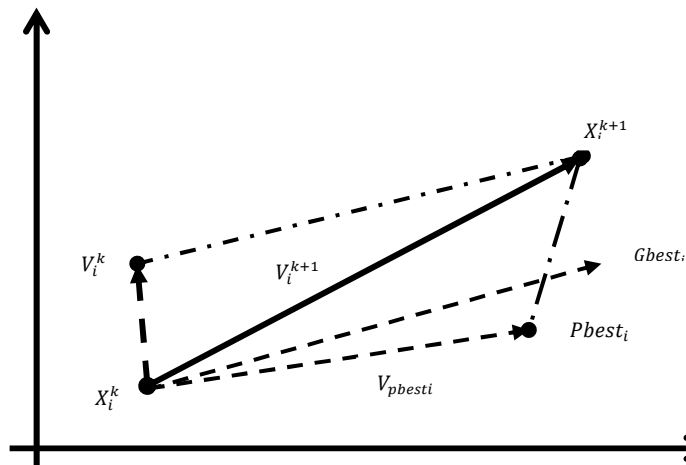
- $\omega_{max}$  : Poids initial,
- $\omega_{min}$  : Poids final,
- $iter_{max}$  : Nombre maximum d'itération,
- $iter$  : Nombre courant d'itération

La partie de droite de l'équation (2.1) comprend *trois* termes (*vecteurs*). Le *premier terme* représente la vitesse précédente de l'agent. Le *second terme* ainsi que le *troisième* sont utilisés pour modifier la vitesse de l'agent.

Le modèle utilisé dans l'équation (2.2) est appelé *approche poids inertie* « *Inertia Weights Approach (IWA)* ». La position courante est modifiée suivant l'équation ci-dessous :

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (2.3)$$

La figure (2.2) montre le concept de modification d'un point de recherche par le PSO alors que la figure (2.3) illustre un concept de recherche avec des agents dans un espace de solution. Chaque agent change sa position courante en moyennant l'intégration des vecteurs comme présentés dans la figure (2.3).

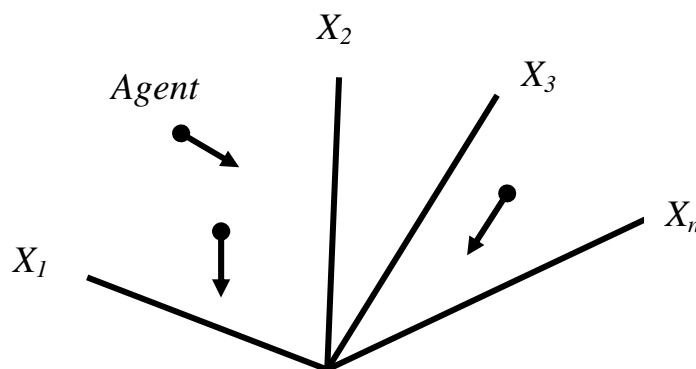


**Figure 2.2.** Concept de modification d'un point de recherche par PSO.

Où :

- $X_i^k$  : Position courante de l'agent.
- $X_i^{k+1}$  : Position modifiée de l'agent.
- $V_i^k$  : Vitesse courante de l'agent.
- $V_i^{k+1}$  : Vitesse modifiée de l'agent.
- $V_{pbest_i}$  : Vitesse de l'agent basée sur la position pbest.

$V_{gbesti}$  : Vitesse de l'agent basée sur la position gbest choisi parmi toutes les meilleures positions des agents de la population.

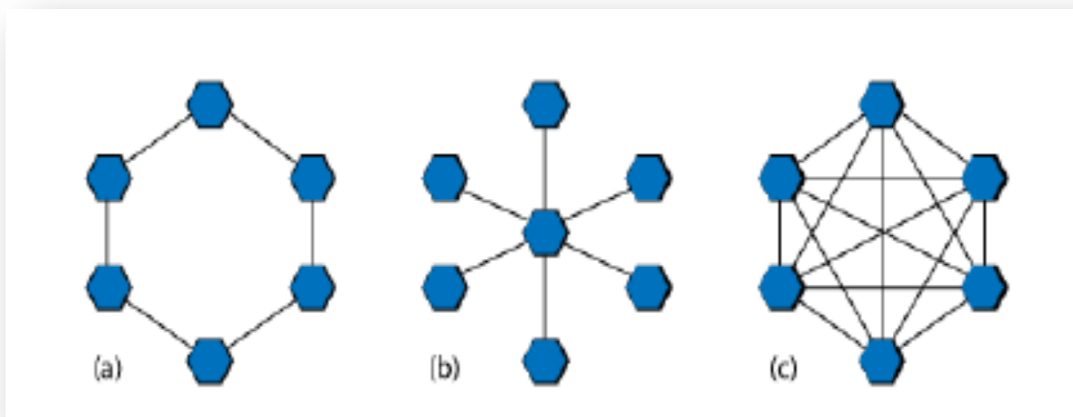


**Figure 2.3.** Concept de recherche avec des agents dans l'espace de solution par PSO.

## 2.4. Topologie du voisinage

La topologie du voisinage défini avec qui chacune des particules va pouvoir communiquer. Il existe de nombreuses combinaisons dont les suivantes sont les plus utilisées [3] :

- a) topologie en étoile : le réseau sociale est complet, chaque particule est attirée vers la meilleure particule et communique avec les autres;
- b) topologie en anneau : chaque particule est reliée à n particules (en général, n = 3), c'est la topologie la plus utilisée ;
- c) topologie en rayon : les particules ne communiquent qu'avec une seule particule centrale ;



**Figure 2.4.** (a) anneau (avec n = 2), (b) rayon, (c) étoile.

Le voisinage géographique auquel nous sommes amenés à penser en premier lieu n'est pas nécessairement pertinent car, d'une part, il s'agirait d'un voisinage trop local, et d'autre part car la sociabilité des particules tend à rendre tout voisinage social en voisinage géographique.

Enfin, c'est un voisinage très lourd en terme de calculs car nécessitant de recalculer le voisinage de chaque particule à chaque itération.

## 2.5. Algorithme de PSO

Chaque particule représente une solution potentielle dans l'espace de recherche. La nouvelle position d'une particule est déterminée en fonction de sa propre valeur et celle de ses voisines. Soit  $X_i(t)$  la position de la particule  $P_i$  au temps t, sa position est modifiée en ajoutant une vitesse  $V_i(t)$  à sa position courante :

$$X_i(t) = X_i(t - 1) + V_i(t) \quad (2.4)$$

C'est le vecteur vitesse qui dirige le processus de recherche reflète la 'sociabilité' des particules. Si l'on considère  $N$  particules et que chaque particule compare sa nouvelle position à sa meilleure position obtenue, cela donne l'algorithme 1,  $f$  étant la fonction de fitness.

[Les variables et paramètres de l'algorithme]

$N$  : nombre de particules

$X_i$  : Position de la particule  $P_i$

$V_i$  : vitesse de la particule  $P_i$

$pbest_i$  : Meilleur fitness obtenue pour la particule  $P_i$

$X_{pbest_i}$  : Position de la particule  $P_i$  pour la meilleur fitness

$P$  : valeur aléatoire positive

Initialiser aléatoirement la population

Répéter

Pour  $i$  de 1 à  $N$  faire

Si  $f(X_i) > pbest_i$  Alors

$pbest_i = f(X_i)$

$X_{pbest_i} = X_i$

Fin Si

$V_i = V_i + (X_{pbest_i} - X_i)$

$X_i = X_i + V_i$

Fin Pour

Jusqu'à ce que (le processus converge)

**Figure 2.5.** Algorithme1-Algorithme de base PSO.

Ce premier algorithme ne prend pas en compte le voisinage, puisqu'on utilise uniquement l'amélioration obtenue sur la particule elle-même. En considérant un voisinage en étoile l'algorithme précédent devient la figure (2.6).

Plus une particule est éloignée de la meilleur solution globale et de sa meilleure solution, plus sera importante la variation de sa vitesse afin de faire la particule vers les meilleures solutions.

Les variables aléatoires  $p1$ ,  $p2$  peuvent être définie de la façon suivante :

$$p1 = r1 \cdot c1,$$

$$p2 = r2 \cdot c2.$$

$r_1, r_2$  suivent une loi uniforme sur  $[0,1]$  et  $c_1, c_2$  sont constantes et représentent une accélération positive avec  $c_1+c_2 \leq 4$ .

```

p1, p2 : valeurs aléatoires positives
Initialiser aléatoirement la population
Répéter
  Pour i de 1 à N faire
    Si  $f(x_i) > pbest_i$  Alors
       $pbest_i = f(X_i)$ 
       $X_{pbest_i} = X_i$ 
    Fin Si
    Si  $f(X_i) > gbest_i$  Alors
       $gbest_i = f(X_i)$ 
       $X_{gbest} = X_i$ 
    Fin Si
  Fin Pour
  Pour i de 1 à N faire
     $V_i = V_i + p1(X_{pbest_i} - X_i) + p2(X_{gbest} - X_i)$ 
     $X_i = X_i + V_i$ 
  Fin Pour
Jusqu'à ce que le processus converge

```

**Figure 2.6.** Algorithme2-Algorithme avec un voisinage en étoile.

## 2.6. Avantages et inconvénients de PSO

L'algorithme du PSO présente un **avantage** certain sur les méthodes classiques dans le sens où il permet une exploration aléatoire de l'espace de solution. De plus de sa simplicité à mettre en œuvre et son exécution conduit à l'obtention de très bon résultat, rapidement et facilement avec peu de paramètre à ajuster.

Bien que le PSO trouve de bonnes solutions dans un temps beaucoup plus court que d'autres algorithmes évolutionnaires, l'amélioration de la qualité des solutions ne peut être garantie en augmentant le nombre d'itération.

L'algorithme de PSO a deux **inconvénients** principaux :

- Le premier inconvénient est que l'essaim peut prématurément converger.
- Le deuxième inconvénient est que les approches stochastiques ont un problème de dépendance tout changement d'un de leurs paramètres peut avoir un effet sur le fonctionnement de l'algorithme tout comme sur la solution obtenue.

## 2.7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté l'optimisation par essaim particulaire. L'essaim de particules vu comme un système dynamique: convergence et choix des paramètres.

Les utilisateurs de l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO) savent bien que le choix des paramètres a une influence directe sur les performances. Les positions et les vitesses des particules constituant l'état du système, pour l'essaim déterministe, la théorie des systèmes dynamiques permet de construire facilement, dans l'espace des paramètres, des cartes bidimensionnelles, où apparaissent le domaine de convergence, et certains domaines de comportement dynamique des particules (mouvement asymptotique, oscillations harmoniques, zigzags).

# Chapitre3

## ALGORITHME GENETIQUE

---

### 3.1. Introduction

Les algorithmes génétiques (AG's) sont des méthodes utilisées dans les problèmes d'optimisation. Les AG's tirent leur nom de l'évolution biologique des êtres vivants dans le monde réel. Ces algorithmes cherchent à simuler le processus de la sélection naturelle dans un environnement défavorable en s'inspirant de la théorie de l'évolution proposée par C. Darwin [2]. Dans un environnement, « les individus » les mieux adaptés tendent à vivre assez longtemps pour se reproduire alors que les plus faibles ont tendance à disparaître.

Par analogie avec l'évolution naturelle, les AG's font évoluer un ensemble de solutions candidates, appelé une « population d'individus ». Un « individu » n'est autre qu'une solution possible du problème à résoudre. Chaque individu de cette population se voit attribuer une fonction appelée fonction d'adaptation (fitness) qui permet de mesurer sa qualité ou son poids; cette fonction d'adaptation peut représenter la fonction objective à optimiser. Ensuite, les meilleurs individus de cette population sont sélectionnés, subissent des croisements et des mutations et une nouvelle population de solutions est produite pour la génération suivante.

Ce processus se poursuit, génération après génération, jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit atteint, comme par exemple le nombre maximal de générations [2].

En se basant sur le principe de fonctionnement des AG's, on peut identifier quelques différences avec les méthodes classiques d'optimisation. Ces différences sont:

1. Les AG's possèdent une représentation codée et cherchent une représentation dans l'espace des solutions et non pas directement dans le domaine original.
2. Les AG's utilisent une population de solutions a la place d'une seule solution (un espace de recherche plus vaste, limite par la taille de la population).
3. Les AG's utilisent des règles de transition probabilistes et non déterministes (pseudo-aléatoire) comme outils pour guider l'exploration a travers les régions de l'espace de recherche (une procédure pseudo-aléatoire n'implique pas nécessairement une exploration sans direction).
4. Les AG's n'utilisent que les valeurs de la fonction a optimiser, pas sa dérivée ou une autre connaissance auxiliaire (ils utilisent une information globale a partir de l'espace entier).



### 3.2. Définition

Les algorithmes génétiques sont une méthode d'optimisation basée sur les mécanismes de la sélection naturelle. La solution optimale est cherchée à partir d'une population de solutions en utilisant des processus aléatoires. La recherche de la meilleure solution est effectuée en créant une nouvelle génération de solutions par application successive, à la population courante, de trois opérateurs : la sélection, le croisement et la mutation. Ces opérations sont répétées jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint [9].

### 3.3. Terminologie

Afin de comprendre c'est quoi un algorithme génétique, on doit se familiariser avec leur vocabulaire.

**Environnement** : L'espace de recherche caractérisé en termes de performance correspond à chaque individu possible.

**Population** : L'ensemble de tous les individus (nombres, dispositifs, points,...) dans la recherche.

**Une génération**: ensemble d'individus tirés aléatoirement ou sélectionnés parmi la population.

**Un individu**: entité contenant des gènes, pour des problèmes d'optimisation numériques. Ils sont des nombres réels convertis en binaire.

**Les gènes** : contiennent les paramètres permettent d'évaluer une fonction (un ou plusieurs bits dans le cas d'un codage binaire par exemple).

**La fonction d'évaluation**: s'appelle la fitness. Les AG's génèrent une recherche de maximum ou de minimum sur cette fonction. La pertinence des paramètres (des gènes) est donc proportionnelle à la fonction.

**Les chromosomes**: sont les éléments à partir desquels sont élaborées les solutions (croisement génétique, mutation) dans le cas le plus simple, l'individu est représenté par un seul chromosome qui contient plusieurs gènes.

### 3.4. Principe d'algorithme génétique

Un algorithme génétique recherche le ou les extrêmes d'une fonction définie sur un espace de données. Pour l'utiliser, on doit disposer des cinq éléments suivants :

- 1) Un principe de codage de l'élément de population. Il faut choisir un bon codage qui aide à obtenir l'objectif.
- 2) Génération de la population initiale avec une taille fixe, formée d'un ensemble fini de solutions.

- 3) Une fonction à optimiser. Celle-ci retourne une valeur appelée fitness ou fonction d'évaluation de l'individu.
- 4) Des opérateurs permettant de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace d'état.
- 5) Des paramètres de dimensionnement : taille de la population, nombre total de générations, ou critère d'arrêt, probabilités d'application des opérateurs de croisement et de mutation.

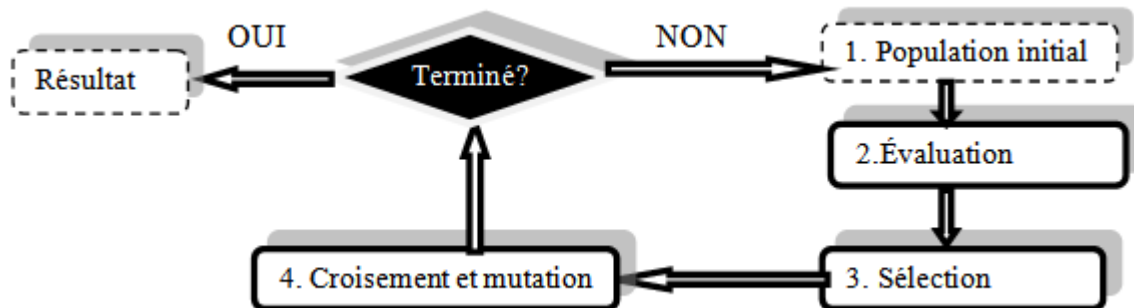


Figure 3.1. Le principe de l'algorithme génétique.

### 3.5. Les opérations d'algorithme génétique

#### 3.5.1. Sélection

La sélection permet d'identifier statistiquement les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais. On trouve dans la littérature un nombre important de principes de sélection plus ou moins adaptés aux problèmes qu'ils traitent. Les deux principes de sélection suivants sont les plus couramment utilisés.

##### 3.5.1.1. La roulette

Cette méthode exploite la métaphore d'une roulette de casino. La roue est divisée en autant de secteurs que d'individus dans la population. La taille de ces secteurs est proportionnelle à l'adaptation de chaque individu. En faisant tourner la roue, l'individu pointé à l'arrêt de la boule est sélectionné. Les individus les mieux adaptés ont donc plus de chance d'être tirés au sort lors du déroulement du jeu [2].

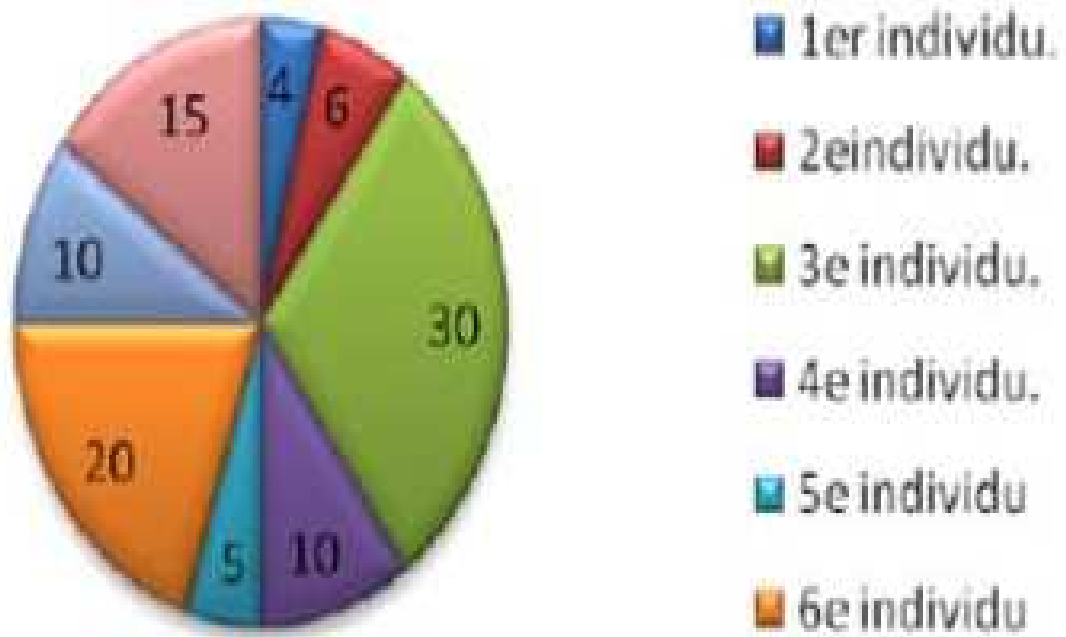


Figure 3.2. La roulette.

### 3.5.1.2. Le tournoi

Cette méthode ressemble plus à ce qui se passe dans la réalité. Comme son nom l'indique, elle fait s'affronter deux ou plusieurs individus afin que le meilleur gagne. Plusieurs variantes existent. On peut par exemple faire varier le nombre d'individus qui doivent s'affronter au départ, ou encore permettre ou non que le même individu soit éligible plusieurs fois lors d'un même tournoi.

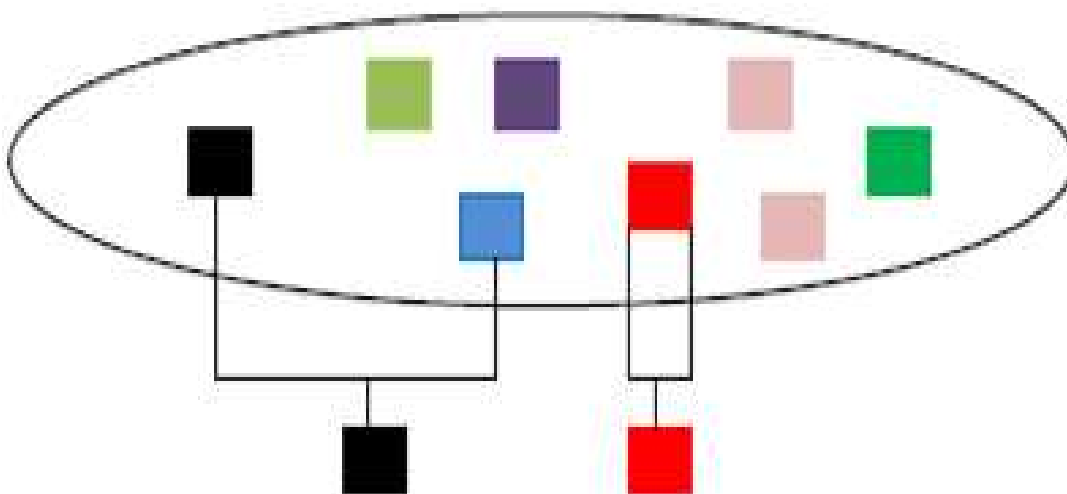


Figure 3.3. Le tournoi entre deux individus avec rééligibilité.

### 3.5.2. Le croisement

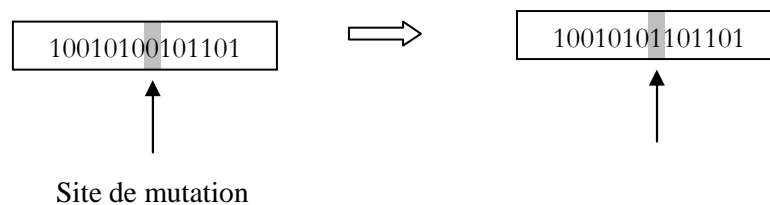
L'opérateur de croisement a pour objectif de recombinaison les chromosomes d'une paire d'individus sélectionnés (parents), afin de créer une nouvelle paire d'individus (enfants) qui héritent de certaines caractéristiques de leurs parents. Le croisement est mis en place pour que les nouveaux chromosomes gardent la meilleure partie des chromosomes anciens. Ceci dans le but d'obtenir de meilleurs chromosomes. Le croisement à un site est illustré par figure (3.4).



**Figure 3.4.** Croisement à un site.

### 3.5.3. La mutation

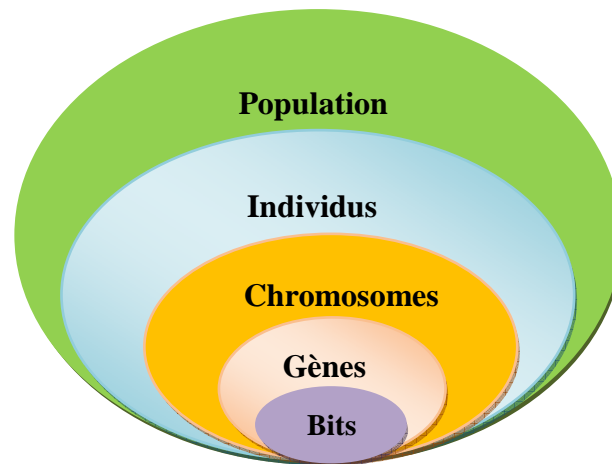
La mutation permet de transformer au hasard le codage d'un individu afin d'apporter une certaine diversité dans la population et empêcher que celle-ci converge trop vite vers un seul type d'individu parfait, incapable de sortir d'un minimum local. La mutation est réalisée en modifiant un gène d'un individu pris au hasard figure (3.5). Dans les Algorithmes Génétiques, la mutation est considérée comme un opérateur secondaire par rapport au croisement.



**Figure 3.5.** Illustration de la mutation.

### 3.5.4. Le codage

Le premier pas dans l'implantation des algorithmes génétiques est de créer une population d'individus initiaux. En effet, les algorithmes génétiques agissent sur une population d'individus, et non pas sur un individu isolé. Par analogie avec la biologie, chaque individu de la population est codé par un chromosome ou génotype. Une population est donc un ensemble de chromosomes. Chaque chromosome code un point de l'espace de recherche. L'efficacité de l'algorithme génétique va donc dépendre du choix du codage d'un chromosome [2].



**Figure 3.6.** Les cinq niveaux d'organisation d'un algorithme génétique.

Il y a trois principaux types de codage utilisables, et on peut passer de l'un à l'autre relativement facilement:

#### **3.5.4.1. Le codage binaire**

C'est le plus utilisé. Chaque gène dispose du même alphabet binaire  $\{0,1\}$ . Si un gène est représenté par un entier long (par exemple 32 bits), les chromosomes qui sont des suites de gènes sont représentés par des tableaux de gènes et les individus de notre espace de recherche sont représentés par des tableaux de chromosomes.

#### **3.5.4.2. Le codage réel**

Il a le mérite d'être simple. Chaque chromosome est en fait un vecteur dont les composantes sont les paramètres du processus d'optimisation. Par exemple, si on recherche l'optimum d'une fonction de  $n$  variables  $f(x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n)$ , on peut utiliser tout simplement un chromosome contenant les  $n$  variables:  $(x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n)$ , avec ce type de codage, la procédure d'évaluation des chromosomes est plus rapide vu l'absence de l'étape de transcodage (du binaire vers le réel).

### **3.6. La fonction d'évaluation**

L'évaluation des individus s'effectue à l'aide d'une fonction, la fitness ou valeur sélective, qui permet d'associer une valeur à chaque individu. Ces valeurs serviront au processus de sélection des candidats aptes à la reproduction.

### **3.7. Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons représenté les algorithmes génétiques. Les algorithmes génétiques appartiennent à la famille des algorithmes évolutionnistes. Leur but est d'obtenir une solution approchée à un problème d'optimisation, lorsqu'il n'existe pas de méthode exacte (ou que la solution est inconnue) pour le résoudre en un temps raisonnable. Les algorithmes génétiques utilisent la notion de sélection naturelle et l'appliquent à une population de solutions potentielles au problème donné.

# Chapitre 4

## APPLICATION SUR UN PROCÉDE CHIMIQUE

---

### 4.1. Introduction

Le réacteur chimique, à l'intérieur duquel s'effectue la transformation chimique, est le cœur de tout procédé chimique. Ses performances contrôlent les coûts et modes d'opération des unités de séparation en amont et en aval de celui-ci, et donc l'économie globale du procédé. Des améliorations du réacteur ont généralement un impact considérable sur le procédé séparation.

Les réacteurs chimiques occupent une place centrale dans les entreprises du secteur de la chimie et des sciences de la vie. Par la mise en présence de réactifs dans des conditions adaptées, ils permettent de combiner et de transformer par réaction(s) chimique(s) les matières premières en produits utiles. Leur rôle prépondérant est à la hauteur des besoins énergétiques nécessaires pour permettre aux réactions d'avoir effectivement lieu et ce, de manière efficace. Les importantes consommations d'électricité, de chaleur et de froid qui en découlent, représentent naturellement un poids important sur la facture énergétique et l'impact environnemental de chaque entreprise du secteur [8]. Dès lors, il s'avère utile pour chacune d'entre elles de s'interroger sur les optimisations énergétiques éventuelles qui pourraient être mises en place au niveau de leurs réacteurs chimiques.

### 4.2. Réacteur continu parfaitement agité (CSTR en anglais)

Un type courant de réacteur utilisé dans le traitement industriel est le réacteur continu agité (*CSTR*), qui est utilisé principalement pour la réaction en phase liquide. Il est normalement utilisé à l'état d'équilibre et supposé être parfaitement mélangés. Généralement il n'est pas en fonction du temps ou la dépendance de la position de la température, de la concentration ou de la vitesse de réaction à l'intérieur du réservoir. Cela signifie que chaque variable est la même à l'intérieur du réacteur. Parce que les compositions de mélanges dans un *CSTR* sont ceux au sein du réacteur, les forces motrices de réaction, habituellement les concentrations de réactifs, sont nécessairement faibles. Par conséquent, sauf pour les commandes de réaction zéro et négatives, un *CSTR* nécessite le plus grand volume des types de réacteurs pour obtenir des conversions désirées. Cependant, la force motrice faible permet un meilleur contrôle des réactions exothermiques et endothermiques rapides.

Lorsque des conversions élevées de réactifs sont nécessaires, plusieurs *CSTR* en série peuvent être utilisés [7].

#### 4.2.1. Caractéristique de réacteur continu parfaitement agité

- ✓ Mélange homogène au niveau moléculaire.
- ✓ Température homogène du milieu.
- ✓ Volume et densité constants (débit d'entrée = débit de sortie).
- ✓ Concentrations et température du flux de sortie sont les mêmes que celles dans le réacteur.

#### 4.2.2. Description du processus *CSTR*

Les réacteurs continus parfaitement agités sont des équipements très importants dans l'industrie chimique et biochimique, offrant une gamme diversifiée de recherches dans le domaine de chimie et l'ingénierie de contrôle. Le système *CSTR* a les caractéristiques de temps variable, non linéaire et le retard de temps. En *CSTR*, les réactions chimiques sont soit exothermique (libération d'énergie) ou endothermique (nécessite un apport ou une entrée d'énergie) et, par conséquent, exige que l'énergie soit retirée ou ajoutée dans le réacteur pour que la température constante doit être maintenue. Le problème de commande d'un système de double enveloppe *CSTR* idéal figure (4.1) est considéré, où l'exothermique suivant et la réaction du premier ordre irréversible se déroule [9]:



Avec une loi de taux cinétique :

$$-r_A = k(T) c_A = k_0 \exp\left(-\frac{E}{RT}\right) c_A \quad (4.2)$$

Une étape importante lors de la conception d'un schéma de contrôle de tout système est le développement d'un modèle mathématique du procédé. La modélisation du comportement dynamique d'un réacteur chimique consiste en l'établissement d'équations de bilan d'énergie et de matière. Ainsi l'évolution dynamique de ces systèmes est décrite par des équations différentielles ordinaires (*EDO*), des équations algèbro-différentielles ou encore des équations aux dérivées partielles (*EDP*), suivant la géométrie du réacteur. Nous allons nous intéresser aux réacteurs continus parfaitement agités qui appartiennent à la classe des réacteurs décrits par des *EDO*.

L'exemple retenu est classique du point de vue des bilans de matière et d'énergie décrivant le comportement dynamique d'un réacteur chimique. Il concerne un réacteur continu dans lequel se



déroule une réaction :  $A \longrightarrow B$ . Le modèle non linéaire dans l'espace d'état comporte trois équations différentielles décrivant l'évolution des trois états ( $C_A$  concentration en A,  $T$  température du réacteur,  $T_j$  température de la double enveloppe) dont un seul est mesuré (la température du réacteur).

$$\frac{dc_A}{dt} = \frac{F}{V} (c_{A,in} - c_A) - k(T)c_A \quad (4.3)$$

$$\frac{dT}{dt} = \frac{F}{V} (T_{in} - T) - \frac{h_r}{\rho c_p} k(T)c_A - \frac{UA_r}{V\rho c_p} (T - T_j) \quad (4.4)$$

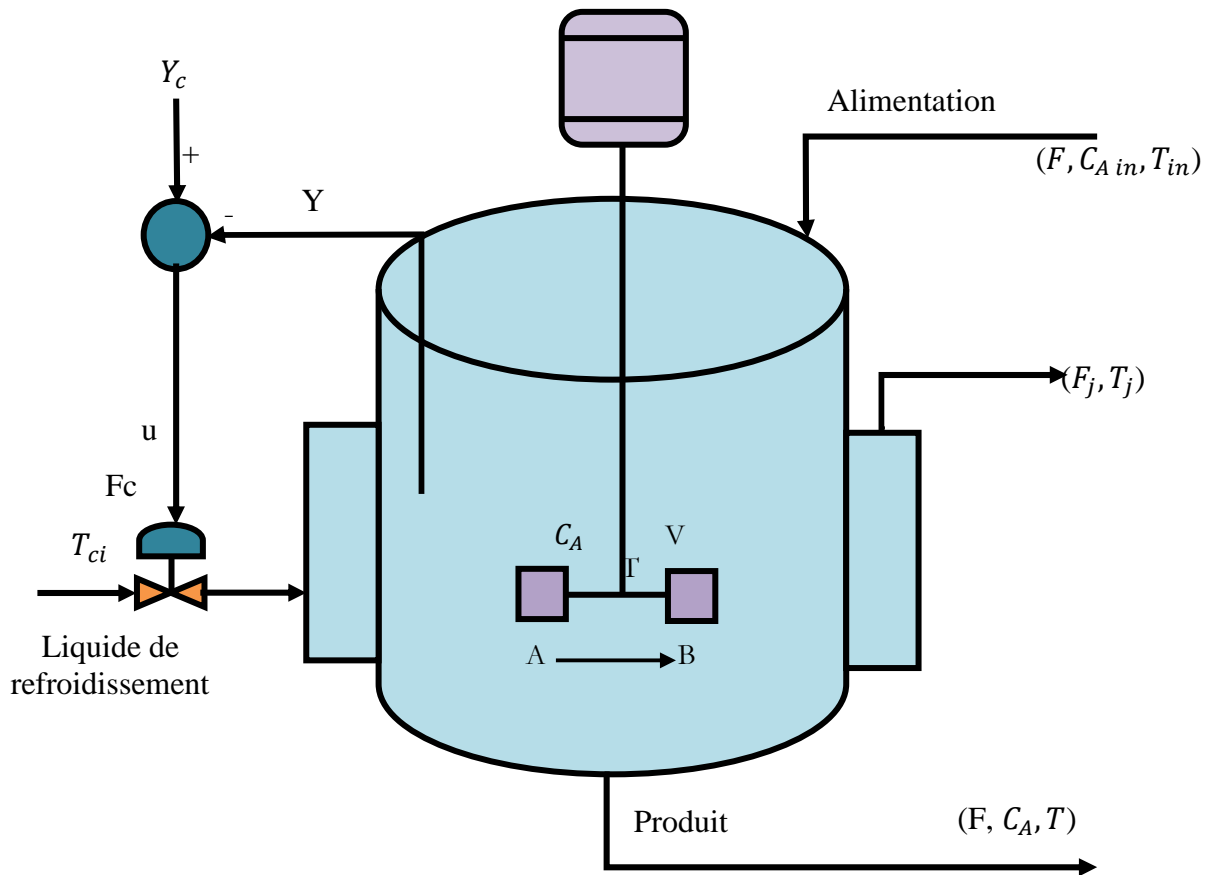
$$\frac{T_j}{dt} = F_{cw} \frac{\rho_w}{m_0} (T_{cw} - T_j) + \frac{p}{c_w m_0} + \frac{UA_r}{c_w m_0} (T - T_j) \quad (4.5)$$

Où les variables sont données par le tableau 4.1 suivant:

**Tableau 4.1.** Paramètres du modèle mathématique de CSTR

Variables	Sens	Unité
$T$	Temps	Seconde
$C$	Concentration	Mole/liter
$T$	Température	Kelvin(K)
$T_j$	température de double enveloppe	Kelvin (K)
$C_p$	Capacités thermiques spécifiques	J/ (g.K)
$F$	Débit volumétrique	Liter/min
$m_0$	La masse efficace globale du système de chauffage / refroidissement	G
$V$	Volume de réacteur	L
$\rho$	Densités	g/L
$A_r$	Surface d'échange de chaleur	$m^2$
$C_w$	Capacité de chaleur de l'eau	J/ (g.K)
$P$	Puissance fournie au réchauffeur	$Kg/m^3$
$T_{cw}$	La température de l'eau de refroidissement	Kelvin (K)
$U$	Coefficient de transmission de chaleur	$W/m^2.K$

L'objectif est de contrôler la composition du réacteur en manipulant le taux froid à travers le signal de commande  $U$  et maintenir la température du mélange de réaction  $T$ , constante à la valeur désirée.



**Figure 4.1.** Un système de contrôle d'un réacteur continu parfaitement agité (CSTR).

Une des caractéristiques des réacteurs chimiques qui pose un problème pour leur contrôle est la non-linéarité inhérente de leurs modèles. En dépit de cette non-linéarité, de tels procédés ont souvent été contrôlés avec des outils basés sur l'analyse des systèmes linéaires. L'approche commune est de négliger les effets des non linéarités par une linéarisation autour d'un point de fonctionnement en régime permanent (état stationnaire). La linéarisation sera l'égard de produit ( $C_A$  et  $T$ ), alimentation ( $C_{A.in}$  et  $T_{in}$ ).

### 4.2.3. Linéarisation du modèle mathématique de CSTR

Une difficulté majeure dans l'analyse de la réponse dynamique de nombreux processus, c'est qu'ils ne sont pas linéaires, c'est-à-dire, ils ne peuvent être représentés par des équations différentielles linéaires.

Une équation différentielle linéaire se compose d'une somme de termes dont chacun ne contient pas plus d'une variable ou un dérivé, qui doit apparaître à la première puissance. Nous avons appris que la méthode des transformées de Laplace nous permet de relier les caractéristiques de réponse

d'une grande variété de systèmes physiques aux paramètres de leurs fonctions de transfert. Malheureusement, seuls les systèmes linéaires peuvent être analysés par la transformée de Laplace.

Pour déterminer un modèle linéaire global de cette exemple on doit passer par trois étapes [3] :

- **Etape 1 : déterminer le point de fonctionnement ou l'état de l'équilibre**

Avant de linéariser le modèle non linéaire pour trouver le forme de l'espace d'état, nous devons trouver les valeurs des variables d'état à l'état stationnaire. L'état d'équilibre est obtenu en résolvant

les équations dynamiques pour : 
$$\frac{dX}{dt} = 0 \quad (4.6)$$

Donc : 
$$\frac{dCA}{dt} = 0, \frac{dT}{dt} = 0, \frac{dT_j}{dt} = 0. \quad (4.7)$$

Où

$$F1(CA, T, T_j) = \frac{dCA}{dt} = 0 = F/V (CAf - CA) - K_0 \exp(-E/RT) CA \quad (4.8)$$

$$F2(CA, T, T_j) = \frac{dT}{dt} = 0 = F/V(Tf - T) + \left(-\frac{\Delta H}{\rho C_p}\right) K_0 \exp(-E_a/RT) CA - UA(T - T_j)/V_\rho C_p \quad (4.9)$$

- **Etape 2 : Modèle d'espace d'état**

On obtient le modèle sous forme d'espace d'état après linéarisation du modèle non linéaire :

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + BU \\ Y = CX \end{cases} \quad (4.10)$$

Maintenant si on considère l'ensemble des bilans de matière CA, d'énergie du réacteur T et de la double enveloppe Tj décrit par (4.3), (4.4), (4.5) respectivement du réacteur de la figure (4.1). Après linéarisation autour de point de fonctionnement ou d'équilibre et on trouve les matrices A, B, C, D :

$$A = \begin{bmatrix} \frac{\partial F_1}{\partial x_1} & \frac{\partial F_1}{\partial x_2} \\ \frac{\partial F_2}{\partial x_1} & \frac{\partial F_2}{\partial x_2} \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{\partial F_1}{\partial U_1} \\ \frac{\partial F_2}{\partial U_1} \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

$$C = [0 \quad 1] \quad (4.13)$$

$$D = [0] \quad (4.14)$$

**Tableau 4.2.** Les paramètres et ces valeurs

Paramètres	Valeurs
$F_s$	$1 \frac{\text{ft}^3}{\text{min}}$
$\rho c_p$	$61.3 \frac{\text{Btu}}{^\circ\text{Fft}^3}$
$\rho_j c_{pj}$	$61.3 \frac{\text{Btu}}{^\circ\text{Fft}^3}$
$T_{is}$	<b>50F</b>
$T_s$	<b>125° F</b>
$V$	<b>10 ft<sup>3</sup></b>
$T_{jis}$	<b>200° F</b>
$T_{js}$	<b>150° F</b>
$V_j$	<b>1ft<sup>3</sup></b>

On utilisant les valeurs numériques des paramètres du processus chimique donnés par le tableau (4.2) on trouve :

$$A = \begin{bmatrix} -7.9909 & -0.013674 \\ 2922.9 & 4.5564 \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

$$B = [0; 1.4582] \quad (4.16)$$

$$C = [0 \ 1] \quad (4.17)$$

$$D = [0] \quad (4.18)$$

On étudie la stabilité du système par le calcul des valeurs propres de la matrice  $A$  (par l'instruction de Matlab :  $\text{eig}(A)$ ):

$$\det(\lambda I - A) = 0 \Rightarrow \begin{cases} \lambda_1 = -1.7172 \\ \lambda_2 = -1.7172 \end{cases} \quad (4.19)$$

Les deux valeurs propres sont négatives ou appartiennent au demi-plan gauche, ce qui signifie que notre système est stable.

- **Etape 3 : le modèle dans le domaine de Laplace**

Rappelons que la matrice de fonction de transfert qui lie les entrées et les sorties est :

$$Y(s) = G(s).U(s) \quad (4.20)$$

d'où:

$$G(s) = C(SI - A)^{-1}B \quad (4.21)$$

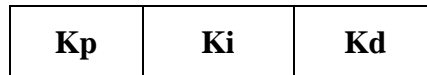
Donc la fonction de transfert est :

$$G(s) = \frac{1.4582s+11.65}{s^2+3.434s+3.557} \quad (4.22)$$

### 4.3. La fonction d'évaluation ou objective (fitness)

L'évaluation consiste à mesurer la performance de chaque particule de l'essaim. On utilise pour cela une fonction directement liée à la fonction objective (fonction à optimiser) appelée fonction fitness.

La fonction objective est nécessaire pour évaluer le meilleur régulateur PID pour le système. Une fonction objective pourrait être créée pour trouver un régulateur PID qui donne un dépassement le plus petit, un temps de montée ou un temps de stabilisation le plus rapide. Cependant, afin de combiner l'ensemble de ces objectifs, il a été décidé de concevoir une fonction objective qui permettra de minimiser l'erreur du système commandé. Chaque chromosome de la population sera évalué par la fonction objective une seule fois. Les chromosomes sont formés par trois valeurs qui correspondent aux trois gains à ajuster pour avoir un comportement satisfaisant du régulateur PID, comme le montre la figure (4.2). Les gains  $K_p$ ,  $K_i$  et  $K_d$  sont des nombres réels qui caractérisent l'individu à évaluer [9].



**Figure 4.2.** Structure du chromosome d'un PID.

Le contrôleur PID nouvellement formé est placé en cascade avec la fonction de transfert du système CSTR dans une boucle à retour unitaire donné par le bloc de diagramme de la figure (4.3).

Les AG's sont des procédures qui cherche le maximum, ce qui rend le problème de minimisation de l'indice de performance en un problème de maximisation de la fonction objective donnée par :

$$\text{Fonction objective} = \frac{1}{1+\text{critère ou indice de performance}} \quad (4.23)$$

Les indices de performances utilisés dans ce travail sont l'intégrale de l'erreur quadratique (ISE) et l'intégrale de la valeur absolue de l'erreur (IAE) définis dans le chapitre 1.

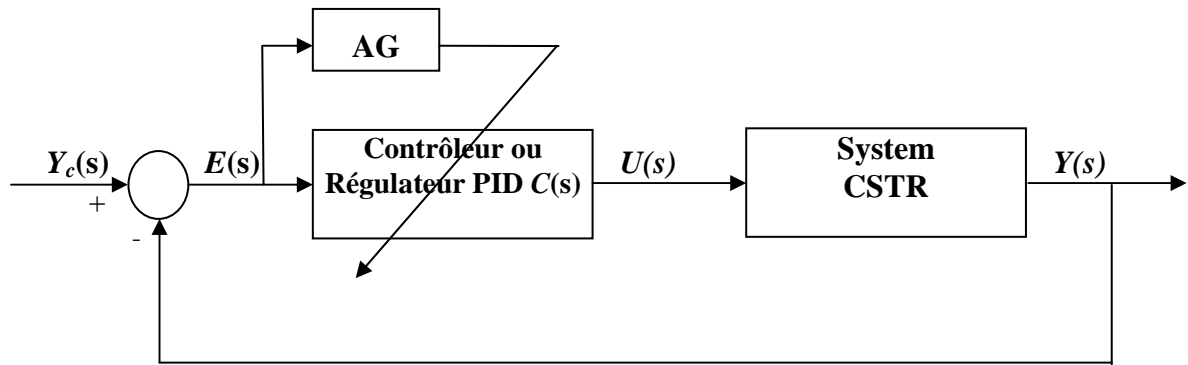


Figure.4.3. Schéma illustre l'optimisation d'un régulateur PID par AG pour un système CSTR.

#### 4.4. Simulation et analyse des résultats

L'objectif de cette partie est d'appliquer les deux stratégies d'optimisation (Algorithmes génétiques et essaim de particule), dont le but est de calculer les coefficients du régulateur PID pour avoir une meilleure réponse indicielle.

Avant de passer au procédé chimique nous avons testé les performances des deux algorithmes sur un système défini par une fonction de transfert de deuxième ordre.

Soit :

$$G(s) = \frac{1,6}{s^2 + 2,584s + 1,6} \quad (4.24)$$

Les paramètres utilisés pour les deux algorithmes sont donnés par le tableau (4.3).

Tableau 4.3. Les paramètres de PSO et AG pour le système du 2<sup>ème</sup> ordre ( $G(s)$ )

Paramètre PSO	Valeur	Paramètre GA	Valeur
Taille de la population	50	Taille de la population	200
Nombre d'itération	100	Nombre de génération	60
$\omega_{min}, \omega_{max}$	0.1, 0.6	Probabilité de croisement	0.5
$C_1 = C_2$	1.5	Probabilité de mutation	0.01

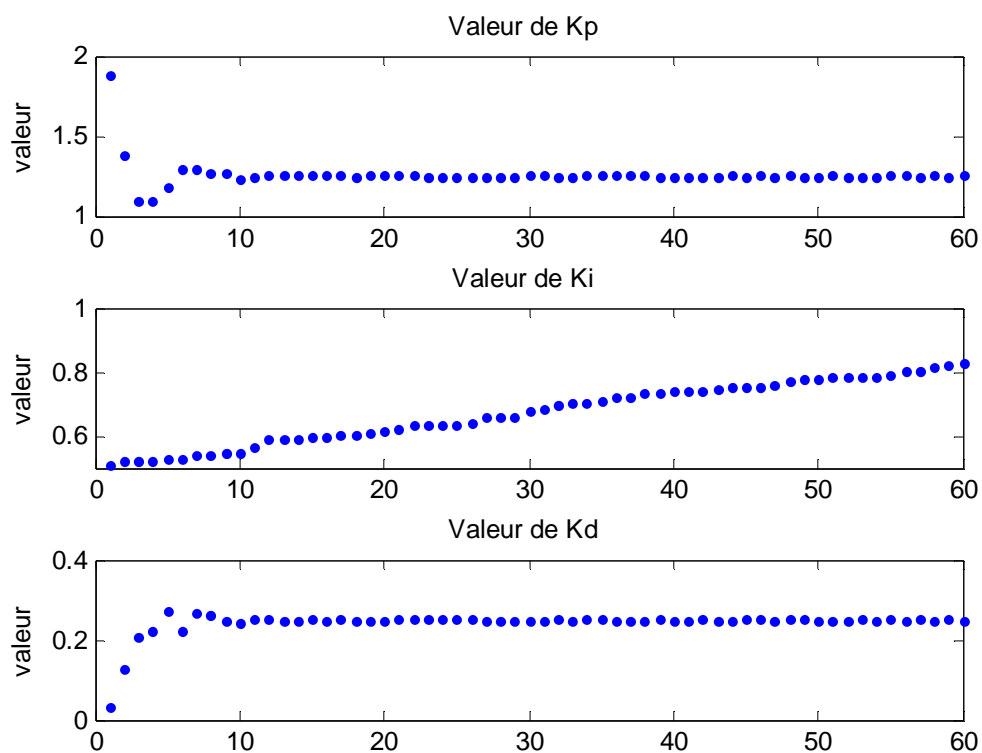
Les paramètres du régulateur PID obtenus par les méthodes de PSO et AG sont donnés par le tableau (4.4). La figure (4.4) présente un exemple de l'évolution des paramètres  $K_p$ ,  $K_i$ , et  $K_d$  du régulateur PID en fonction du nombre de génération en utilisant les algorithmes génétiques.

Les réponses indicielles du système pour chaque régulateur PID sont présentées sur la figure (4.5),

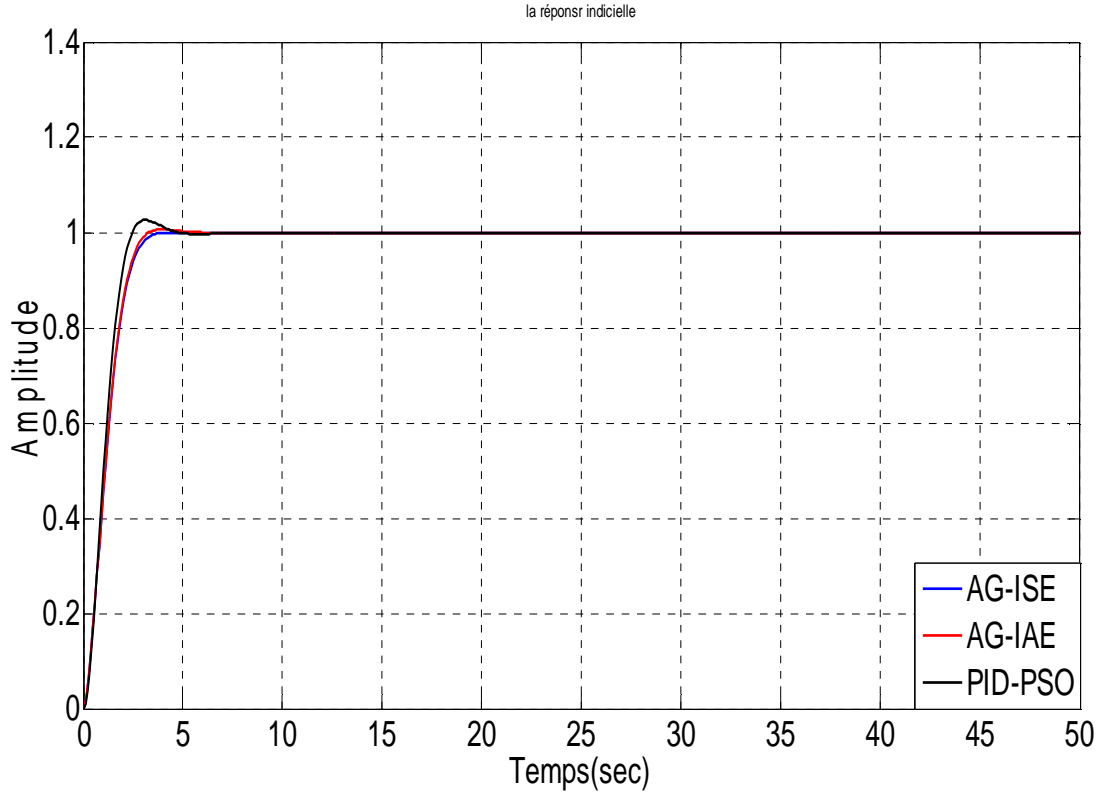
on observe aisément que le régulateur PID-AG-IAE et PID-AG-ISE ont les meilleures performances coté dépassement, par ailleurs le régulateur PID-PSO a un meilleur temps de montée et de réponse que les deux régulateurs obtenue par AG tableau (4.5).

**Tableau 4.4.** Paramètres optimisés de PID du système de second ordre

	$K_p$	$K_i$	$K_d$
<b>PID-PSO</b>	1.2828	0.9626	0.12
<b>GA-ISE</b>	1.250	0.825	0.250
<b>GA-IAE</b>	1.250	0.853	0.250



**Figure 4.4.** Evolution des gains  $K_p$ ,  $K_i$  et  $K_d$  du régulateur PID en fonction du nombre de génération par les AGs.



**Figure 4.5.** Réponses du système du second ordre pour le AG-ISE, le AG-IAE et le PID-PSO.

Nous présentons dans un tableau (4.5) les indices de performance : dépassement ( $D$ ), temps de montée ( $T_m$ ) et temps de réponse ( $T_r$ ) calculé.

**Tableau 4.5.** Indices de performance de la réponse indicielle pour un système de second ordre

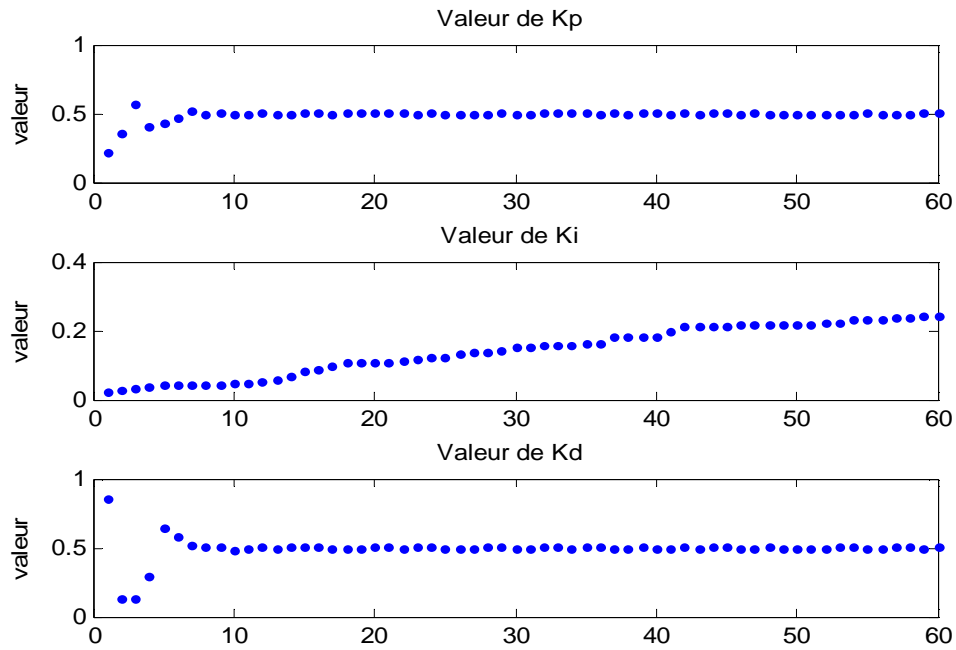
	$D(\%)$	$T_m(sec)$	$T_r(sec)$
<b><i>PID-PSO</i></b>	0.94	1.65	2.43
<b><i>AG-ISE</i></b>	0	2.19	4.32
<b><i>AG-IAE</i></b>	0	3.74	2.11

Passant au procédé chimique où le modèle mathématique est donné par la fonction de transfert (4.22) et avec les mêmes paramètres de PSO et AG tableau (4.3) utilisés dans l'exemple précédent.

La figure (4.6) présente l'évolution des paramètres du régulateur PID en fonction du nombre de génération, les valeurs optimales de ces paramètres sont donnés par le tableau (4.6).

Les réponses indicielles du système pour chaque régulateurs PID sont présentées sur la figure (4.7), on observe aisément que le régulateur PID-AG-ISE a les meilleures performances coté dépassement temps de montée et temps de réponse que le régulateur obtenue par AG-IAE et PSO tableau (4.7).

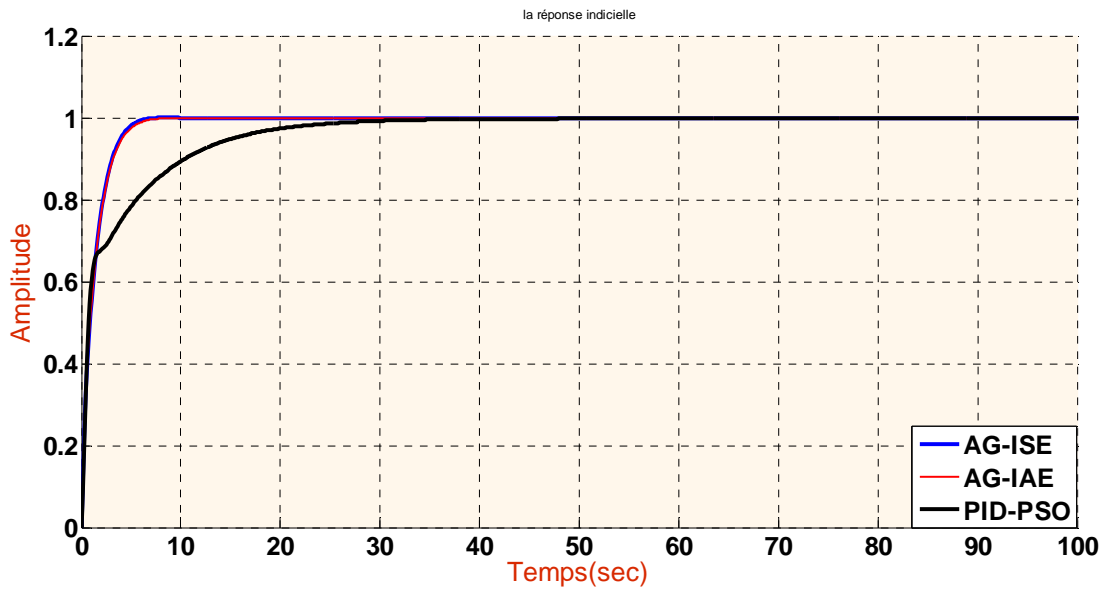




**Figure 4.6.** Evolution des gains  $K_p$ ,  $K_i$  et  $K_d$  du régulateur PID en fonction du nombre de génération dans le cas du système chimique.

**Tableau 4.6.** Paramètres optimisés de PID du système CSTR

	$K_p$	$K_i$	$K_d$
<b><i>PID-PSO</i></b>	0.3663	0.0931	0
<b>AG-ISE</b>	0.500	0.242	0.500
<b>AG-IAE</b>	0.500	0.234	0.500



**Figure 4.7.** Réponses du système CSTR pour le PID-PSO, GA-ISE et GA-IAE.

Les meilleures valeurs des paramètres sont obtenus selon le tableau (4.7), où la performance de la réponse indicielle est évaluée sur la base du dépassement, temps de montée et le temps de réponse.

**Tableau 4.7.** Indices de performance de la réponse indicielle pour un système CSTR

	$D(\%)$	$T_m(sec)$	$T_r(sec)$
<b>PID-PSO</b>	0	10.1	21.2
<b>AG-ISE</b>	0	5.66	8.74
<b>AG-IAE</b>	0	5.86	9.15

# CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVE

---

Ce travail a proposé la notion de l'AG pour la conception et la mise en œuvre de contrôleur intelligent pour le système CSTR. Les résultats de simulation ont montré que la méthode proposée est une façon intelligente pour déterminer les paramètres optimaux du régulateur PID en utilisant l'AG pour le système CSTR. En outre, il a confirmé que le contrôleur proposé peut effectuer une recherche efficace des paramètres optimaux du régulateur PID tout en minimisant la fonction objective comme IAE et ISE. La comparaison avec la méthode PSO montre que ce procédé peut améliorer la performance dynamique du système dans une meilleure façon par la sélection d'une fonction objectif approprié.

En perspective à court terme, il nous semble pertinent d'ajouter une phase d'identification pour le schéma de contrôle du mini-réacteur continu afin d'améliorer sa robustesse face aux perturbations non mesurables et aux incertitudes de modélisation.

---

## *Références Bibliographiques*

---

- [1] O.Aidan, « handbook of PI and PID controller tuning rules 1 », published by Imperial College Press, 2006.
  
- [2] Goldberg, D.E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. *Addison-Wesley*, 1989.
  
- [3] A. Hadad, optimization des coefficients du régulateur PID par Essaim de particule d'un processus chimique, Mémoire de master, département d'électrotechnique, université de Sétif, 2013.
  
- [4] J. Silva, « PID controllers for Time-Delay Systems», Springer, 2005.
  
- [5] C. Barrios, S. Niculescu, C. Morarescu, and K.Gu, «On the Fragility of PI Controllers for Time-Delay SISO Systems», 16th Mediterranean Conference on Control and Automation, pp.529- 534, 2008.
  
- [6] J. Kennedy and R. Eberhart, «Particle Swarm Optimization», in Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, Vol.4, pp1942-1948, 1995.
  
- [7] M. A. Nekoui, M. A. Khameneh and M. Kazemi, «Optimal design of PID controller for a CSTR system using particle swarm optimization», 14th International Power Electronics and Motion Control Conference EPE-PEMC, Tehran-Iran, pp.63-66, 2010.
  
- [8] C. Armando, A. Smith and B. Corripio, « Principles and practice of automatic process control », second edition, New York, 1997.
  
- [9] Y.Chaudhari, « Design and implementation of intelligent controller for a continuous stirred tank reactor system using genetic algorithm », International Journal of Advances in Engineering and Technology, India, pp.325-335, Mars, 2013.

## ملخص:

إن مشروع التخرج يهدف إلى تطبيق الخوارزميات الجينية التي تقوم بتحسين معاملات تشغيل المنظم من النوع النسبي التكاملي المشتق . ويتم تطبيق هذا المنهج على مفاعل مستمر نشط .  
النموذج الرياضي لنظام يقترَب من نقطة التشغيل للخوارزمية الجينية ويعمل على ضبط المعلمات (المنظم) عن طريق التقليل من الخطأ المربع و المطلق التكاملي .  
المبدأ الرئيسي هو الحصول على نظام مستقر ،وبالمقارنة مع خوارزمية تحسين سرب الجسيمات أظهرت الخوارزمية الجينية كفاءتها من حيث زمن الوقت وزمن الارتفاع وزمن الاستجابة والتجاوز .  
**كلمات مفتاحية:** الخوارزمية الجينية ،أثار مفاعل الخزان المستمر ،المنظم النسبي التكاملي المشتق.

## Résumé :

L'objectif de ce travail est l'optimisation des paramètres d'un régulateur PID par les algorithmes génétiques. Cette approche est appliquée sur un réacteur continu parfaitement agitée (CSTR) ;  
Le modèle mathématique du système a été approché près d'un point de fonctionnement pour que l'algorithme génétique ajuste les paramètres du PID en minimisant l'intégrale absolue de l'erreur (IAE) et l'intégrale quadratique de l'erreur (ISE). L'objectif principal est d'obtenir un système stable, robuste. La comparaison de la méthode proposée avec celle de l'optimisation par essaim de particules (PSO) a montré aisément son efficacité, les caractéristiques de la réponse indicielle cotée temps de montée, temps de réponses et dépassement sont améliorées.

**Mots Clés :** Algorithme génétique ; Système CSTR ; Régulateur PID.

## Abstract:

The objective of this work is the optimization of the parameters of a PID controller by genetic algorithm. This approach is applied on continuous stirred tank reactor.

The mathematical model of the system had been approximated near the operating point for the GA algorithm to adjust PID parameter for the minimum integral of absolute magnitude of error (IAE) and minimum integral of square of error (ISE). The main objective is to obtain a stable, robust and controlled system using GA.

The comparison of the proposed method with that of Particle swarm optimization (PSO) method Shows easily its efficiency, in improving the step response characteristics such as, reducing the steady-states error, rise time, settling time and maximum overshoot of a CSTR system.

**Key words:** Genetic algorithm; CSTR system; PID controller.