

## II.1 Introduction

La tension de sortie d'un onduleur à commande pleine onde est une tension alternative en créneaux quasi rectangulaire riche en harmoniques, la qualité de la tension de sortie dépend fortement de la technique de commande utilisée.

De nombreuses stratégies de commande ont été proposées pour les onduleurs à niveaux multiples et la technique stratégie d'élimination d'harmoniques est l'une des techniques les plus répondues.

Afin d'améliorer la qualité et la performance de l'onde de sortie par élimination des harmoniques Dans notre sujet nous avons choisi la méthode de l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (OEP) et les algorithmes génétiques comme moyen de calcul des angles de commutation des interrupteurs.

## II.2 Les Algorithmes Génétiques

Récemment, une classe de méthodes est apparue, employant les principes d'évolution et d'hérédité de la nature et présentant une probabilité importante de convergence vers un optimum globale de la fonction à optimiser. Ce sont des méthodes pseudo-aléatoires appelées les algorithmes génétiques. Les AGs sont des algorithmes d'exploration fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle de la génétique. L'algorithme fait évoluer une population de dispositifs à l'aide de divers opérateurs: sélection, croisements, mutations. Ils agissent sur une population d'individus assujettis à une sélection darwinienne: les individus (ou parents) les mieux adaptés à leur environnement survivent et peuvent se reproduire. Ils sont alors soumis à des mécanismes de recombinaisons analogues à ceux de la génétique. Des échanges de gènes entre parents résultent en la création de nouveaux individus (ou enfants), qui permettent de tester d'autres configurations de l'espace de recherche. Dans leurs recherches du maximum, ces algorithmes ne nécessitent que la connaissance de la valeur de la fonction qu'on souhaite optimiser dite fonction coût (fonction qui est toujours positive). Le mécanisme d'adaptation est tel que les individus les plus forts vont survivre et produire d'autres individus qui ont de plus en plus de chances de suivre. Parmi ces algorithmes, on distingue les AGs qui utilisent un codage des paramètres sous forme de chaîne binaire et les AGs à codage réel [5][11][12].

### II.2.1 Algorithme génétique à codage binaire

Le principe des AGs à codage binaire est de coder la solution selon une chaîne de bits (qui peuvent prendre les valeurs '0' ou '1'). Dans ce type de codage les variables

(les gènes) dans le chromosome sont en binaires (une chaîne composée des ‘0’ et des ‘1’) ce qui nécessite à chaque fois de décoder ces chaînes pour calculer leurs valeurs en réel avant de calculer la fonction du coût, et ceci se fait pour chaque individu et à chaque itération. Un AG va alors faire évoluer une population créée aléatoirement et génère de nouveaux individus plus performant que leurs prédécesseurs en effectuant des opérations génétiques. Nous obtiendrons donc un ensemble de solutions pour un problème et pas une solution unique. Les solutions trouvées seront généralement différentes, mais seront d'une qualité équivalente. Le déroulement d'un algorithme génétique peut être découpé suivant les étapes suivantes[5][12]:

### **II.2.1.1 Création de la population initiale**

Pour démarrer un AG, il faut lui fournir une population à faire évoluer. Il suffit que tous les individus créés soient de la forme d'une solution potentielle, et il n'est nullement besoin de songer à créer des bons individus. Ils doivent juste fournir une réponse, même mauvaise, au problème posé. On pourrait prendre des individus régulièrement répartis dans l'espace. Néanmoins, une initialisation aléatoire est plus simple à réaliser: les valeurs des gènes sont tirées au hasard.

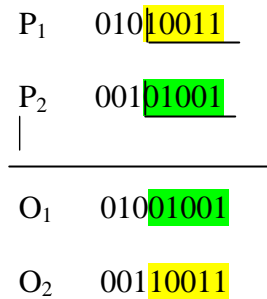
### **II.2.1.2 La reproduction (sélection des parents)**

La reproduction ou la sélection des parents est un mécanisme qui consiste à former une nouvelle génération par une sélection aléatoire des chaînes d'une population existante en fonction de leur performance (fonction coût). Lors de cette phase, les individus les plus forts sont généralement dupliqués et forment les parents de la génération en cours, alors que les faibles disparaissent sans avoir la possibilité de se reproduire. La méthode de sélection proportionnelle (roue de loterie biaisée), la méthode de sélection à reste stochastique et la méthode de sélection par tournoi stochastique peuvent être utilisées pour la reproduction des parents.

### **II.2.1.3 Le croisement**

Après avoir sélectionnés les chaînes les mieux adaptées dans le processus de reproduction, elles vont subir maintenant à l'opération du croisement qui consiste à échanger des matériels génétiques entre deux chaînes reproductrice (parents) pour produire deux nouvelles chaînes (enfants). Le croisement est un processus aléatoire de probabilité  $P_c$  appliquée à un couple de parents arbitrairement choisis dans la population. Un entier  $k$  représentant une position sur la chaîne est choisi aléatoirement entre 1 et la longueur de la chaîne moins 1 ( $k \in [1, L-1]$ ). Cet entier représentera donc la position où se produira le

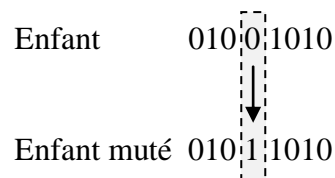
croisement, et enfin deux nouvelles chaînes sont créées en échangeant le matériel génétique (caractères) compris entre les positions  $k+1$  et  $L$  incluses des chaînes reproductrice. Ce processus est illustré dans la Figure (II.1) où  $P_1$  et  $P_2$  sont les parents et  $O_1$  et  $O_2$  sont les enfants résultants de l'opération du croisement par exemple au point  $k=3$ .



**Fig (II.1)** Croisement à un site ( $k=3$ )

#### II.2.1.4 La mutation

La mutation est la modification aléatoire occasionnelle (de faible probabilité) d'un gène d'un individu. L'opérateur de mutation consiste à compléter la valeur d'un bit du chromosome avec une probabilité  $P_m$ . Le processus est exécuté bit par bit (Voir Figure II.2).



**Fig (II.2)** Principe de la mutation

#### II.2.1.5 Sélection des individus d'une nouvelle génération:

A la suite de la recombinaison génétique (croisement et mutation), la population compte  $2N$  individus ( $N$  parents et  $N$  enfants) ;  $N$  étant la taille de la population. Il faut donc éliminer  $N$  individus pour constituer la génération suivante. C'est le rôle de la sélection finale qui agit sur les populations des parents et d'enfants d'une génération pour créer la nouvelle génération. La sélection par descendance, la sélection par compétition, la sélection "steady state" et la sélection "selective breeding" peuvent être utilisés dans cette transformation [5][12].

### II.2.1.6 Décodage des individus:

Chaque chaîne doit être décodée pour pouvoir calculer la valeur de la fonction coût qui lui est associée. Parmi les types de décodage possible, le décodage binaire est souvent le plus utilisé.

### II.2.1.7 Critère de convergence de l'AG

Le problème de convergence est généralement éludé en imposant un nombre suffisant de générations. On estime alors que l'algorithme a convergé et que l'individu de plus forte performance dans la population correspond à la solution recherchée. Nous pouvons aussi supposer que l'algorithme a convergé lorsque le meilleur individu de la population n'évolue plus. Ces critères ne sont pourtant absolument pas fiables dans la mesure où l'algorithme peut converger et se stabiliser autour d'une solution dans l'attente d'une mutation qui le dirigera vers une autre région plus intéressante. Le choix d'un critère d'arrêt idéal reste donc sans réponse.[5][12]

## II.2.2 Algorithme génétique à codage réel

La plupart des AGs utilisent les opérateurs génétiques binaires. Les AGs à codage binaire (ou à codage classique) sont moins efficaces dans le cas où ils seraient appliqués à des problèmes multidimensionnels de grande précision ou des problèmes continus. Dans ce type de codage les variables (les gènes) dans le chromosome sont en binaires (une chaîne composée des '0' et des '1') ce qui nécessite à chaque fois de décoder ces chaînes pour calculer leurs valeurs réelles avant de calculer les valeurs de la fonction coût. Cette conversion se fait alors pour chaque individu et à chaque génération menant un temps de calcul considérable. En effet, dans les AGs à codage réel, les variables réelles apparaissent directement dans le chromosome et sont exploitées par des opérateurs génétiques simples et spéciaux (expressions mathématiques). Dans ce type de codage, les opérateurs de la recombinaison génétique agissent d'une façon différente à celle de codage binaire [5][12].

Soit :

$r \in [0,1]$  est un nombre aléatoire (suit la distribution uniforme),

$t=0,1,2,\dots,T_g$  est le numéro de la génération.

$S_w$  et  $S_v$  sont les chromosomes sélectionnés par l'opérateur génétique,

$k \in \{1,2,\dots,N\}$  est la position d'un élément dans le chromosome.

$v_k^{max}$  et  $v_k^{min}$  sont respectivement les limites inférieure et supérieure de l'élément dont la position dans le chromosome est  $k$ .

La description génétique d'un AG à codage réel peut être exécuter selon les fonction suivantes:

### II.2.2.1 L'opérateur du croisement

Dans cet opérateur, les chromosomes sont sélectionnés par pairs ( $S_w, S_v$ ). Trois types de croisement à codage réel sont possible [5][12].

(i) **Le croisement arithmétique simple:**  $S_v^t$  et  $S_w^t$  sont croisés au site  $k$ . Les enfants obtenus comme résultat de ce croisement sont:

$$S_v^{t+1} = (v_1, \dots, v_k, w_{k+1}, \dots, w_N) \quad (\text{II.1})$$

et

$$S_w^{t+1} = (w_1, \dots, w_k, v_{k+1}, \dots, v_N) \quad (\text{II.2})$$

où  $k$  est choisi aléatoirement de l'ensemble  $\{2, \dots, N-1\}$ .

(ii) **Le croisement arithmétique entier:** Une combinaison linéaire des deux parents  $S_v^t$  et  $S_w^t$  résultent les enfants  $S_v^{t+1}$  et  $S_w^{t+1}$  donnés par

$$S_v^{t+1} = r.(S_v^t) + (1-r).S_w^t \quad (\text{II.3})$$

et

$$S_w^{t+1} = r.(S_w^t) + (1-r).S_v^t \quad (\text{II.4})$$

(iii) **Le croisement heuristique:**  $S_v^t$  et  $S_w^t$  sont combinés tel que :

$$S_v^{t+1} = S_v^t + r(S_w^t - S_v^t) \quad (\text{II.5})$$

et

$$S_w^{t+1} = S_w^t + r(S_v^t - S_w^t) \quad (\text{II.6})$$

### II.2.2.2 L'opérateur de mutation

Dans l'opération de la mutation, un seul chromosome doit sélectionner [5][12]

(i) **La mutation uniforme:** L'élément sélectionné aléatoirement  $v_{k,k=\{1,2,...N\}}$  est remplacé par  $v'_k$  qui est une valeur aléatoire qui appartient à l'intervalle  $[v_K^{min}, v_K^{max}]$ . Le résultat est alors le chromosome

$$S_v^{t+1} = (v_1, ..., v'_k, ..., v_N). \quad (II.7)$$

(ii) **La mutation uniforme multiple :** Le même principe que la méthode précédente mais  $n$  variables du même chromosome sont sélectionnés aléatoirement, où  $n$  est aléatoirement choisi de l'ensemble  $\{1, 2, ..., N\}$ .

(iii) **La mutation Gaussienne :** Tout les éléments du chromosome sont mutés tel que :

$$S_v^{t+1} = (v'_1, ..., v'_k, ..., v'_N). \quad (II.8)$$

où

$$v'_k = v_k + f_k, \quad k=1, 2, ..., N \quad (II.9)$$

Où  $f_k$  est un nombre aléatoire tiré d'une distribution gaussienne de moyenne nulle et d'une variance adaptative telle que :

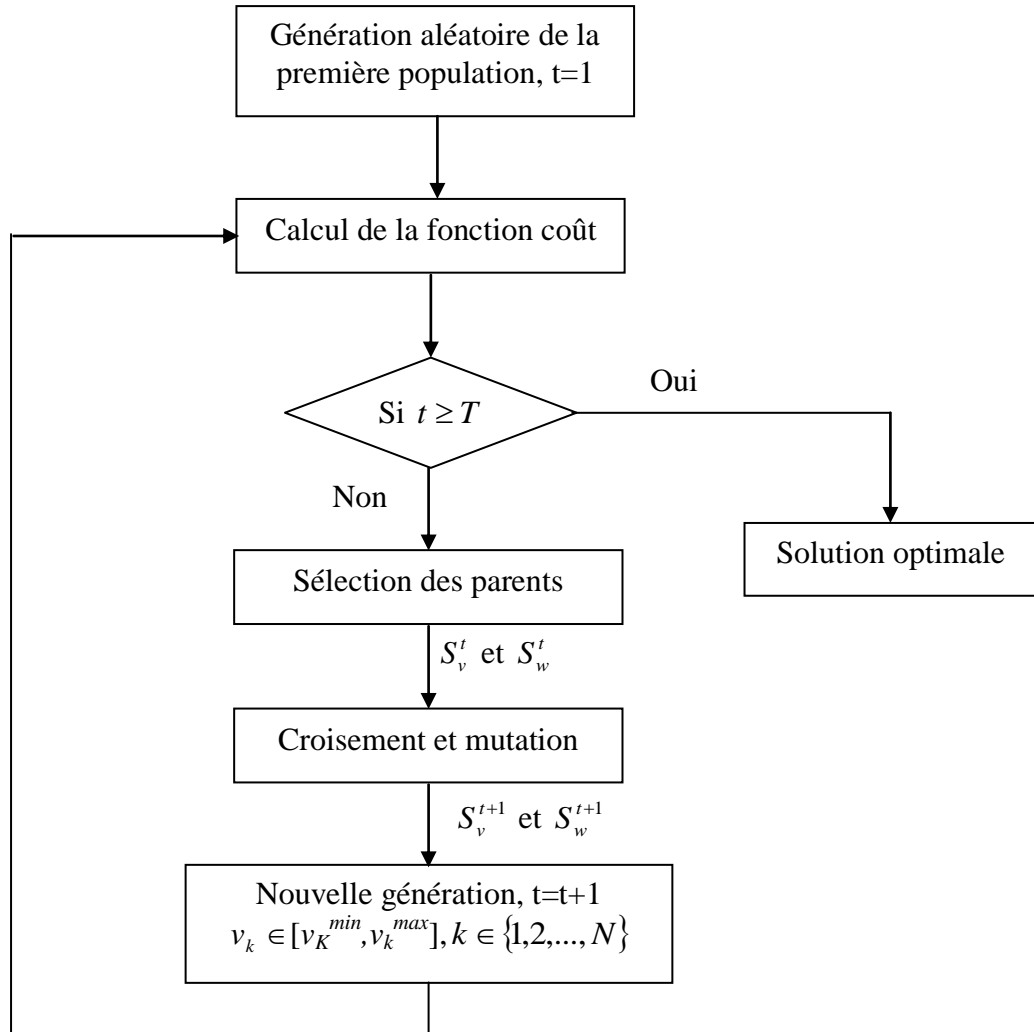
$$\sigma_k = \left( \frac{T_g - t}{T_g} \right) \left( \frac{(v_K^{max} - v_K^{min})}{3} \right) \quad (II.10)$$

Avant la reconstitution de la nouvelle population, une contrainte doit être appliquée aux variables du chromosome après chaque opération du croisement et de mutation.

$$v_k \in [v_K^{min}, v_K^{max}], \quad k \in \{1, 2, ..., N\} \quad (II.11)$$

### II.2.2.3 Organigramme de l'AG à codage réel

Un AG à codage réel procède selon l'organigramme suivant :



**Fig. (II.3)** Organigramme de l'AG à codage réel

## II.3 Optimisation Par Essaim Particulaire

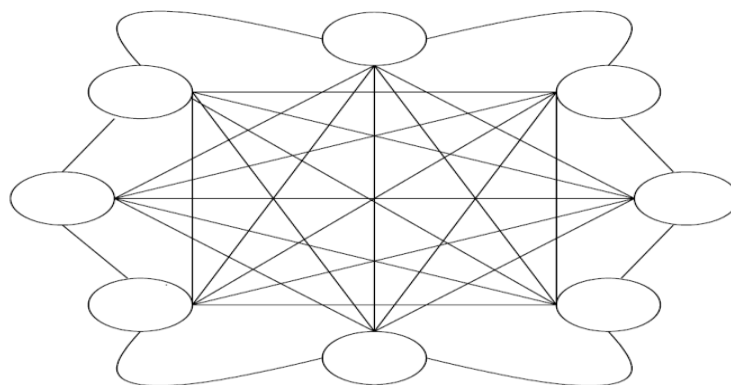
La bio-inspiration est un changement de paradigme qui amène les ingénieurs à s'inspirer de la nature pour développer de nouveaux systèmes artificiels. Depuis son apparition, L'optimisation par essaim particulaire a gagné la popularité croissante parmi des chercheurs et des praticiens comme une technique robuste et efficace pour résoudre des problèmes d'optimisation difficiles [13].

L'optimisation par essaim particulaire (OEP) est classée dans les techniques d'optimisation stochastiques à population introduite en 1995 par *James Kennedy* (psychologue social et statisticien) et *Russel Eberhart* (ingénieur) sous le nom Particle Swarm Optimization (PSO) [3],[13],[14]. PSO est inspiré par le comportement social des animaux, comme les essaims d'abeilles, les vols d'oiseaux et les bancs de poissons [3],[13],[15]. En effet, tout comme ces animaux se déplacent en groupe pour trouver de la nourriture, ou émigrent, Si un membre voit un chemin souhaitable pour l'exploration, le reste de cet essaim suivra rapidement. Raison pour laquelle, cette technique est fondée sur la notion de coopération et l'échange d'information entre les particules. Les individus de l'algorithme sont appelés particules et la population est appelée essaim.

### II.3.1 Les différents types du PSO

#### II.3.1.1 PSO de l'optimum global

Dans cette version le voisinage pour chaque particule est l'essaim entier. Le réseau social utilisé par ce type d'algorithme est la topologie d'étoile illustré dans la figure (II.4). Pour la topologie de voisinage d'étoile, le composant social de la mise à jour de vitesse de particules reflète l'information obtenue à partir de toutes les particules dans l'essaim. Dans ce cas-ci, l'information sociale est la meilleure position trouvée par l'essaim, désigné sous le nom *deg*.



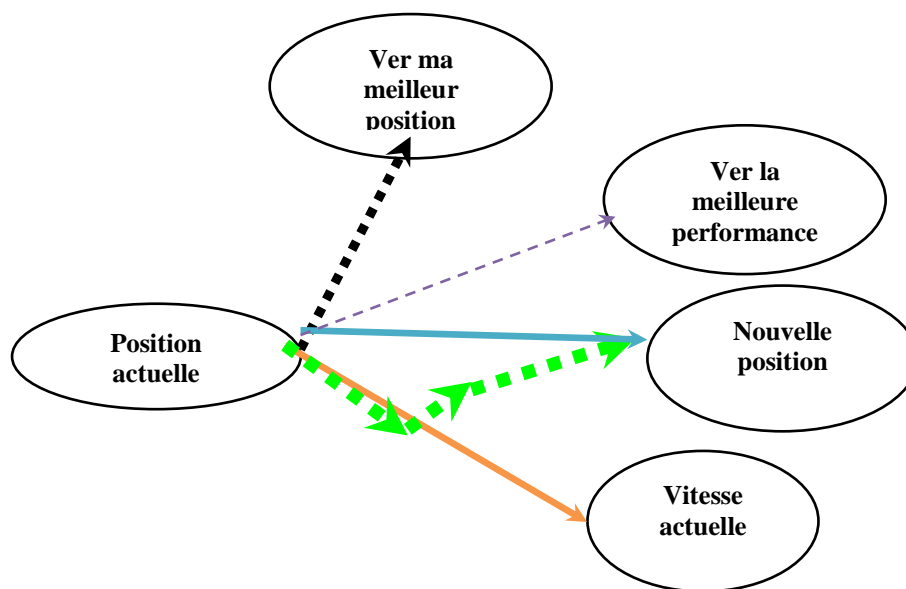
**Fig (II.4)** :L'étoile topologie de voisinage



### III.3.1.1.1 Principe de déplacement d'une particule dans PSO de l'optimum global

L'algorithme PSO dans sa version globale est initialisé par une population de solutions potentielles aléatoires interprétées comme des particules se déplaçant dans l'espace de recherche [15],[16]. Toutes les particules étant considérées voisines et chacune d'elle dispose d'une vitesse et une petite mémoire, lui permettant de se souvenir de sa meilleure performance, en position et en valeur. La performance de chaque particule est mesurée selon une fonction objective prédéfinie relative au problème à résoudre.

La théorie de la socio-psychologie suggère que les individus sont influencés par leur comportement passé et par le succès de leurs voisins dans le réseau social et non pas nécessairement dans l'espace [17]. Dans ce contexte, chaque particule interroge chaque congénère de proximité sur sa meilleure performance. Sur la base des informations dont elle dispose, chaque particule modifie sa vitesse d'une manière stochastique en fonction de sa propre vitesse actuelle, sa meilleure performance et la meilleure performance de ses voisins.



**Fig (II.5)** Principe de déplacement d'une particule dans PSO de l'optimum global

La figure (II.5) montre que la décision de déplacement d'une particule est basée sur une combinaison linéaire de trois tendances à savoir de suivre sa propre voie, revenir vers sa meilleure performance et aller vers la meilleure performance de ses voisines.

Chaque membre de l'essaim conserve une connaissance partielle de sa meilleure position  $p^i$ , et la meilleure position de toutes les particules de l'essaim  $g$  et ajuste dynamiquement sa propre vitesse en se basant sur ces informations. L'ajustement de la vitesse est basé sur les comportements historiques des particules eux-mêmes aussi bien que leurs compagnons. La particule la mieux placée dans une région proche de l'endroit de la nourriture (optimum global) va motiver l'essaim d'explorer de proximité cette région et les régions adjacentes. De cette façon, les particules tendent à se rapprocher davantage de cet optimum d'une étape à l'autre durant le processus de recherche. Dans chaque étape on définit une nouvelle meilleure particule qui, à son tour, va attirer vers elle de l'essaim.

La particule ajuste dynamiquement sa propre vitesse en se basant sur les comportements historiques des particules eux-mêmes aussi bien que leurs compagnons.

La vitesse de chaque particule peut être mise à jour itérativement selon l'équation suivante :

$$v^i(k+1) = wv^i(k) + c_1rand_1(p^i - x^i(k)) + c_2rand_2(g - x^i(k)) \quad (II.12)$$

Où

$k$  : est le nombre d'itérations,

$w$  : est le coefficient d'inertie,

$v^i(k)$  : est la vitesse courante de la particule  $i$  à l'itération  $k$ ,

$x^i(k)$  : est la position actuelle de la particule  $i$  à l'itération  $k$ ,

$c_1, c_2$  : sont les coefficients d'accélération,

$rand_1, rand_2$  : sont des nombres aléatoires de distribution uniforme sur  $[0,1]$ .

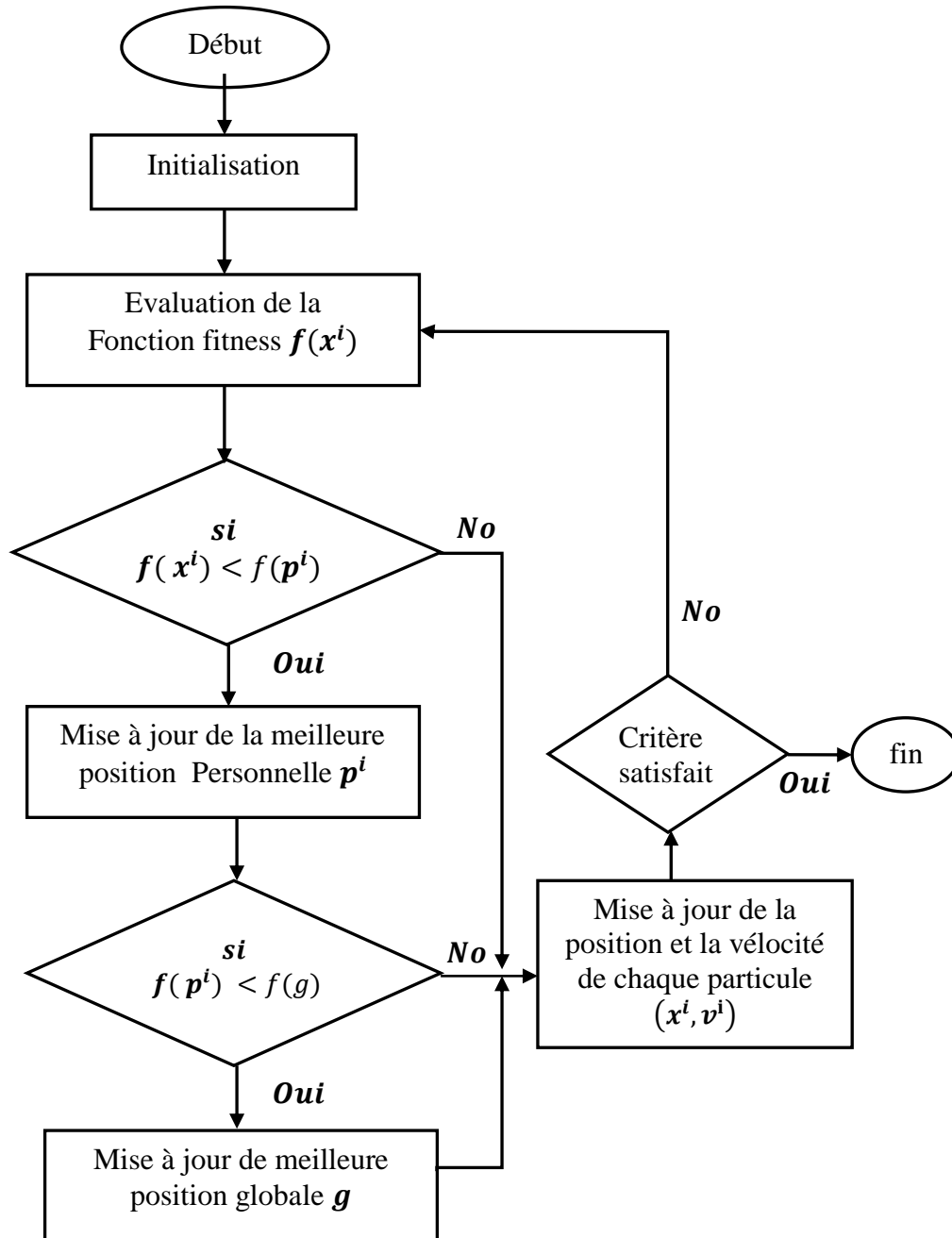
Chaque particule rejoint sa nouvelle position dans l'espace de recherche en utilisant l'équation suivante :

$$x^i(k+1) = x^i(k) + v^i(k+1) \quad (II.13)$$

Après un certain nombre d'itérations, les particules se regroupent par la suite dans la région où les solutions sont les plus convenables (probables). Si une particule tend à sortir de l'espace de recherche, on lui attribue la valeur du point frontière le plus proche avec ralentissement voir annulation de sa vitesse.

### III.3.1.1.2 L'algorithme de l'optimum global

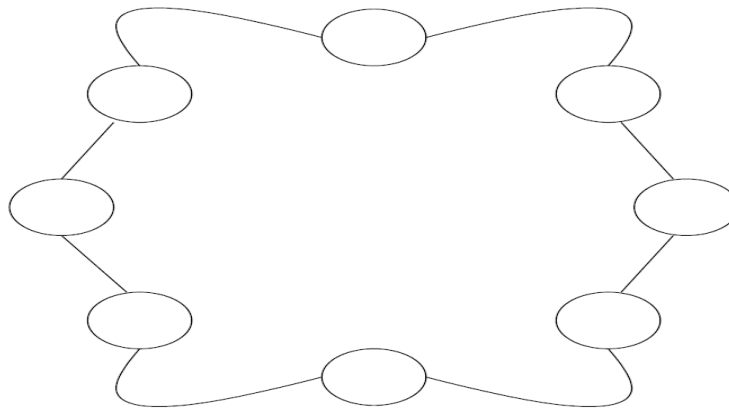
L'algorithme de l'optimum global a été décrite par plusieurs auteurs [14],[15],[17],[18]. L'organigramme de la figure (II.6) suivante, montre comment opère PSO l'optimum global.



**Fig (II.6)** Organigramme de l'algorithme PSO de l'optimum global

### II.3.1.2 PSO de l'optimum local

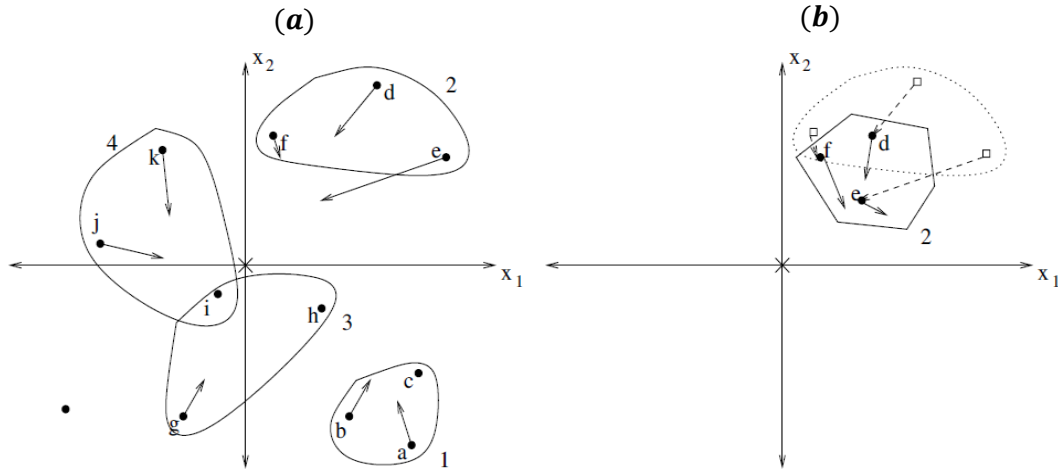
Dans cette version de PSO, utilisations une topologie de réseau sociale d'anneau où un plus petit voisinage sont définis pour chaque particule, montrée par la figure (II.7). Le composant social reflète l'information échangée dans le voisinage de la particule, reflétant la connaissance locale de l'environnement. La contribution sociale à la vitesse de particules est proportionnelle à la distance entre une particule et la meilleure position a trouvé par le voisinage des particules.



**Fig (II.7)** L'anneau topologie de voisinage

#### II.3.1.2.1 Principe de déplacement d'une particule dans PSO de l'optimum local

L'algorithme PSO dans sa version locale est initialisé par une population de solutions potentielles aléatoires interprétées comme des particules se déplaçant dans l'espace de recherche[15]. Comme illustré dans la figure (II.8), qui montre comment des particules sont influencées par leurs voisins immédiats. Pour maintenir le graphique lisible, seulement certains des mouvements sont illustrés, et seulement la direction globale de vitesse est indiquée. Le *voisinage 1*, les particules *a* et le *b* se déplacent vers la particule *c*, qui est la meilleure solution dans ce voisinage. Considérant le *voisinage 2*, les mouvements des particules *d* vers *f*, fait ainsi *e*. Pour la prochaine itération, *e* sera la meilleure solution pour le *voisinage 2*. Mouvement maintenant de *d* et de *f* vers *e* comme illustré sur la figure (II.8) (b) (seulement une partie de l'espace de solution est illustrée). Les blocs représentent les positions précédentes. Noter que *e* reste la meilleure solution pour le *voisinage 2*. Noter également le mouvement général vers le minimum.



**Fig (II.8)** Principe de déplacement d'une particule dans PSO de l'optimum local

La particule ajuste dynamiquement sa propre vitesse en se basant sur les comportements historiques des particules eux-mêmes aussi bien que leurs voisins immédiats.

La vitesse de chaque particule peut être mise à jour itérativement selon l'équation suivante :

$$v^i(k+1) = wv^i(k) + c_1rand_1(p^i - x^i(k)) + c_2rand_2(g_n - x^i(k)) \quad (II.14)$$

Où  $g_n$  : est la meilleure position découverte par les voisins immédiats.

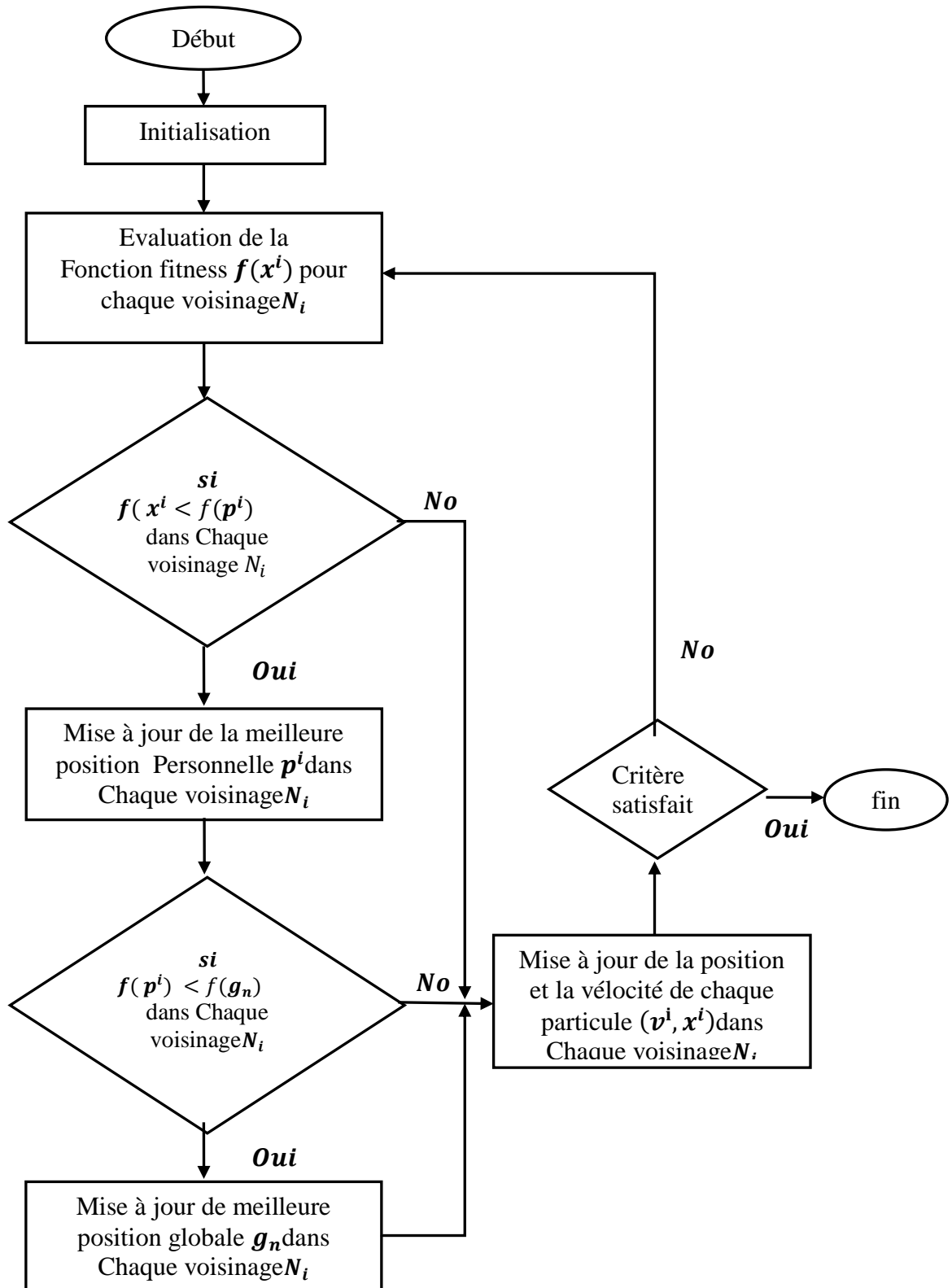
La meilleure position découverte par les voisins immédiats  $N_i$  est défini comme suit :

$$g_n(k+1) \in \{N_i / f(g_n(k+1)) = \min\{f(x(k)), \forall x \in N_i\} \quad (II.15)$$

Il est important de noter que pour la PSO de base, les particules dans un voisinage  $N_i$  n'ont aucun rapport entre eux. Le choix des voisinages est fait à base sur des index de particules. Cependant, des stratégies ont été développées où des voisinages sont formés ont basé sur la similitude spatiale.

### III.3.1.2.2 L'algorithme de l'optimum global:

L'algorithme PSO du optimum local a été décrite par plusieurs auteurs [14],[15],[17][18]. L'organigramme de la figure (II.9) montre comment PSO de l'optimum local opère.

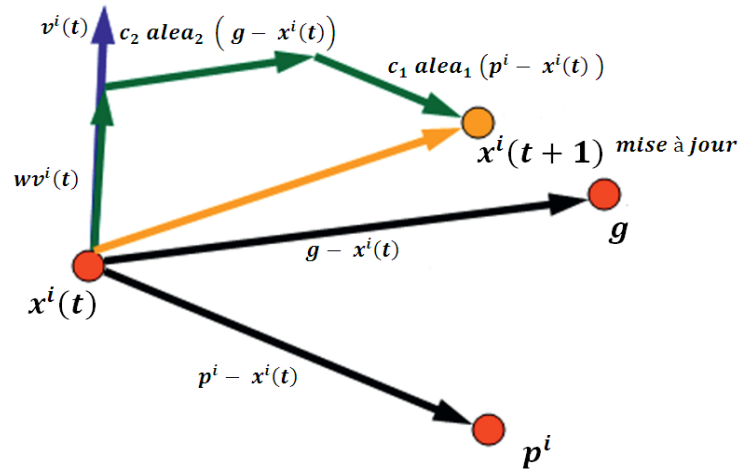


**Fig (II.9)** Organigramme de l'algorithme PSO de l'optimum local

### II.3.2 Les Composants de la vitesse

Le calcul de la vitesse du  $i^{eme}$  particule comme donné dans les équations (II.12) et (II.13) compose de trois termes :

- **La vitesse précédente**,  $v^i(k)$ , qui sert de mémoire de la direction précédente de vol, c.-à-d. mouvement dans le passé immédiat.
- **Le composant cognitif**,  $c_1 rand_1 (p^i - x^i(k))$ , qui mesure la performance de la particule  $i$  relativement à sa performance passée.
- **Le composant social**,  $c_2 rand_2 (g - x^i(k))$ , dans la version globale de PSO ou  $c_2 rand_2 (g_n - x^i(k))$ , dans la version locale, qui mesure la performance de la particule  $i$  relativement à un groupe de particules, ou des voisins.
- La figure (II.9) présente une illustration géométrique des mises à jour de la vitesse et de la position:



**Fig (II.9)** Schéma vectoriel de déplacement d'une particule

### II.3.3 Les paramètres du PSO

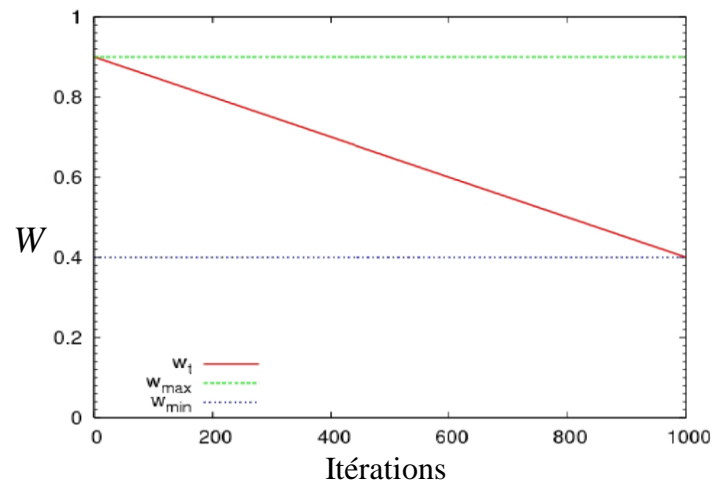
La PSO de base est influencée par un certain nombre de paramètres de contrôle, à savoir la dimension du problème, nombre des particules, coefficients d'accélération, poids d'inertie, voisinage taille, nombre d'itérations, et les valeurs aléatoires qui influencent la contribution des composants cognitifs et sociaux [15].

- **Taille de l'essaim** : On lui a montré dans un certain nombre d'études empiriques que PSO a la capacité de trouver les solutions optimales avec de petites tailles d'essaim de 10 à 30 particules.
- **Taille de voisinage** : La taille de voisinage définit l'ampleur de l'interaction sociale dans l'essaim. Plus les voisinages sont petits, moins l'interaction se produit. Tandis que de plus petits voisinages sont plus lents dans la convergence, ils ont une convergence plus fiable aux solutions optimales. De plus petites tailles de voisinage sont moins susceptibles des minimum locaux. Pour profiter des avantages de petites et grandes tailles de voisinage, commencer la recherche avec de petits voisinages et augmenter la taille de voisinage proportionnellement à l'augmentation en nombre des itérations. Cette approche assure une première diversité élevée avec une convergence plus rapide pendant que les particules se déplacent vers un secteur prometteur de recherche.
- **Nombre d'itérations** : Le nombre d'itérations pour atteindre une bonne solution est également dépendante au problème. Trop peu d'itérations peuvent terminer la recherche prématurément. Un nombre trop grand d'itérations a la conséquence de la complexité du calcul supplémentaire inutile (à condition que le nombre d'itérations est le seul état d'arrêt).
- **Les coefficients d'accélération**: influencent sur la valeur maximale de déplacement qu'une particule peut prendre durant une seule itération.  $c_1$ ,  $c_2$  sont désignés également sous le nom de paramètres cognitif et social, respectivement. Les nombres aléatoires  $rand_1$ ,  $rand_2$  sont employés pour affecter la nature stochastique de l'algorithme.
- **Le coefficient (poids) d'inertie**: a été développée par Eberhart et al, régit la quantité de vitesse actuelle qui devrait être maintenue pour influencer le calcul de la nouvelle vitesse. De cette façon, le paramètre  $w$  règle les capacités d'exploration globale et locale de l'essaim et influence le comportement de convergence de l'algorithme. Un grand poids d'inertie facilite l'exploration globale (exploration de nouveaux secteurs), alors qu'une petite valeur tend à faciliter l'exploration locale (exploration fine du secteur courant de recherche). Une valeur appropriée du poids de l'inertie fournit habituellement l'équilibre entre les capacités globales et locales d'exploration et par conséquent une réduction du nombre d'itérations nécessaires pour localiser la solution optimale. En règle



générale, il est souhaitable de commencer le poids d'inertie à une grande valeur, afin de faire une meilleure exploration globale de l'espace de recherche, et le diminue graduellement pour affiner l'exploration locale.

La figure (II.10) illustre le diminution progressive en poids de l'inertie:



**Fig (II.10)** Le diminution progressive en poids de l'inertie

### II.3.4 La comparaison entre les deux versions

Il y a deux différences principales entre les deux approches en ce qui concerne leurs caractéristiques de convergence :

- ✓ En raison de l'inter-connectivité plus grande de particules du PSO de l'optimum global, il converge plus rapidement que le PSO de l'optimum local. Cependant, cette convergence plus rapide vient au coût de moins de diversité que le PSO de l'optimum local.
- ✓ Par suite de sa plus grande diversité (qui a comme conséquence de plus grandes parties de l'espace de recherche étant couvert), le PSO de l'optimum local est moins susceptible de l'emprisonnement dans des minimums locaux. En général (selon le problème), le voisinage structure tels comme la topologie d'anneau utilisée dans le PSO du optimum local améliore les performances.

### II.3.5 Les champs d'application du PSO

Cet algorithme se révèle efficace pour les problèmes d'optimisation non linéaires. Il a fait sa preuve dans des domaines variés entre autres comme l'optimisation de:

- ✓ l'apprentissage de réseaux de neurones [15],
- ✓ la commande par logique floue [15],
- ✓ les régulateurs PID [13],
- ✓ régulation et optimisation de l'écoulement de puissance [3],
- ✓ l'identification et le diagnostic des machines électriques [3]
- ✓ la commande des convertisseurs de puissance [3].
- ✓ ...etc.

## II.4 Elimination des harmoniques

La présence de tels harmoniques dans une source de tension alimentant une charge provoque plusieurs contraintes :

- ✓ création des pertes au niveau des équipements
- ✓ perturbation des performances de charge
- ✓ diminution du facteur de puissance

La technique d'élimination offre donc plusieurs avantages :

- ✓ réduction du coût des filtres.
- ✓ réduction des pertes par commutation aux bornes des interrupteurs.
- ✓ augmentation de la durée de vie des composants.
- ✓ amélioration de la fiabilité du système (convertisseur - machine).

L'idée de cette stratégie a été introduite pour la première fois par Tumbull en 1967, puis développée par Patel et Hoft en 1973 [19]. Son principe consiste d'abord à formuler l'expression générale de l'amplitude des harmoniques, en se basant sur le développement en série de Fourier. L'expression obtenue est une fonction des angles  $\theta_i$  de commutation ensuite, un système d'équations non linéaire est obtenu, en imposant la valeur désirée du fondamental et en annulant certains harmoniques. La résolution de ce système non linéaire permet de déterminer les angles  $\theta_i$ , par conséquent les instants de commande des interrupteurs.

### II.4.1 Série de Fourier

Les séries de Fourier sont des séries de fonction périodiques. L'objectif est de décomposer un signal périodique en somme de sinus et de cosinus. Ceci peut être exprimé d'une manière mathématique par la relation suivante:

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(2n\pi f_0 t) + b_n \sin(2n\pi f_0 t) \quad (\text{II.16})$$

Les paramètres  $a_0, a_n$  et  $b_n$  appelés: coefficients de Fourier, on note aussi que  $f_0$  est la fréquence du fondamental.

#### II.4.2 Coefficients de Fourier

Pour une fonction périodique les coefficients  $a_0, a_n$  et  $b_n$  sont déterminés à partir des relations suivantes:

$$a_0 = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} f(t) dt \quad (\text{II.13}) \quad (\text{II.17})$$

$$a_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(t) \cos(2n\pi f_0 t) dt \quad (\text{II.18})$$

$$b_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(t) \sin(2n\pi f_0 t) dt \quad (\text{II.19})$$

Avec:  $n = 1, 2, 3, \dots$

D'autre part comme  $f(t)$  présente une symétrie demi-onde.

$$f\left(t + \frac{T}{2}\right) = -f(t) \quad (\text{II.20})$$

La valeur moyenne  $a_0$  est nulle et seulement les harmoniques impairs existent. Par conséquent, l'indice prend les valeurs impaires 1, 3, 5, 7, ...

Les coefficients  $a_n$  et  $b_n$  sont alors données par:

$$a_0 = 0 \quad (\text{II.21})$$

$$\begin{cases} a_n = 0 \text{ pour } n \text{ paire} \\ a_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(t) \cos(2n\pi f_0 t) dt \text{ pour } n \text{ impaire} \end{cases} \quad (\text{II.22})$$

$$\begin{cases} b_n = 0 & \text{pour } n \text{ paire} \\ b_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(t) \sin(2n\pi f_0 t) dt & \text{pour } n \text{ impaire} \end{cases} \quad (\text{II.24})$$

$$\begin{cases} b_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(t) \sin(2n\pi f_0 t) dt & \text{pour } n \text{ impaire} \end{cases} \quad (\text{II.25})$$

Dans le cas symétrie par rapport au quart de la période les coefficients de Fourier sont les suivants:

$$\begin{cases} a_n = 0 & \text{pour tous les } n \\ b_n = \frac{8}{\pi} \int_0^{\pi/2} f(t) \sin(2n\pi f_0 t) dt & \text{pour } n \text{ impair} \end{cases} \quad (\text{II.26})$$

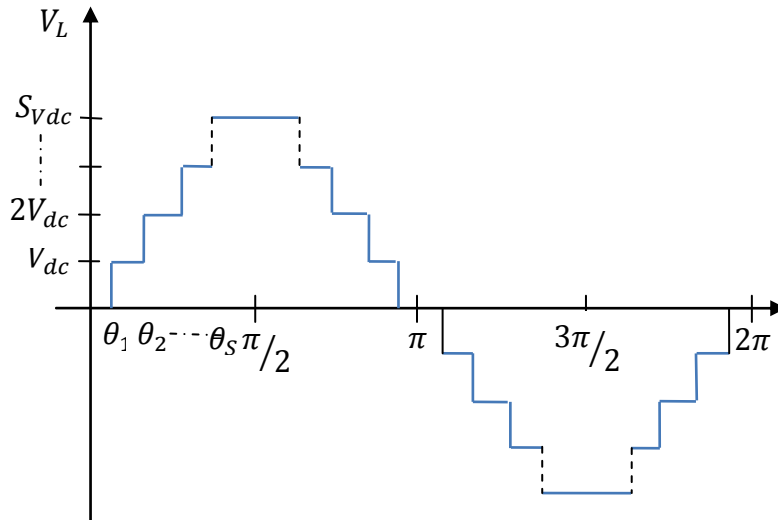
$$\begin{cases} b_n = \frac{8}{\pi} \int_0^{\pi/2} f(t) \sin(2n\pi f_0 t) dt & \text{pour } n \text{ impair} \end{cases} \quad (\text{II.27})$$

De ces relations on conclue que:

- ✓ Les termes pairs en sinus sont nuls.
- ✓ Seuls les termes impairs en sinus existent.

#### II.4.4 Application de l'analyse de Fourier sur l'onduleur multi-niveau

Le contrôle de la structure multi-niveau proposée est basé sur le choix d'un ensemble d'angles de commutation pour approcher au mieux une tension sinusoïdale désirée. La figure (II.11) présente la forme générale de la tension de sortie synthétisée par  $2s + 1$  niveaux où  $s$  est le nombre des angles de commutation qui aussi égale le nombre des sources continues d'alimentation.



**Fig (II.11)** Forme générale de la tension de sortie

La tension de sortie  $V_L(\omega t)$  est impaire et symétrique par rapport au quart de la période. De ce fait, les coefficients  $a_0$  et  $a_n$  sont nuls, de plus les harmoniques pairs en sinus sont aussi nuls.

Avec des sources continues identiques égales à  $V_{dc}$ , le développement en série de Fourier de la forme d'onde de la tension de sortie  $V_L(\omega t)$  est donné par:

$$V_L(\omega t) = \sum_{n=1,2,3...}^{\infty} b_n \sin(n\omega t) \quad (\text{II.28})$$

$$\text{Avec : } b_n = \frac{4V_{dc}}{n\pi} [\cos(n\theta_1) + \cos(n\theta_2) + \cos(n\theta_3) + \dots + \cos(n\theta_s)] \quad (\text{II.29})$$

Si on veut commander la valeur efficace du fondamental de la tension de sortie et éliminer  $(s - 1)$  harmoniques, on doit résoudre le système d'équations suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} \cos(\theta_1) + \cos(\theta_2) + \cos(\theta_3) + \dots + \cos(\theta_s) = m \\ \cos(3\theta_1) + \cos(3\theta_2) + \cos(3\theta_3) + \dots + \cos(3\theta_s) = 0 \\ \cos(5\theta_1) + \cos(5\theta_2) + \cos(5\theta_3) + \dots + \cos(5\theta_s) = 0 \\ \vdots \\ \cos(n\theta_1) + \cos(n\theta_2) + \cos(n\theta_3) + \dots + \cos(n\theta_s) = 0 \end{array} \right. \quad (\text{II.30})$$

Où  $m = V_1 / (4V_{dc}/\pi)$ .

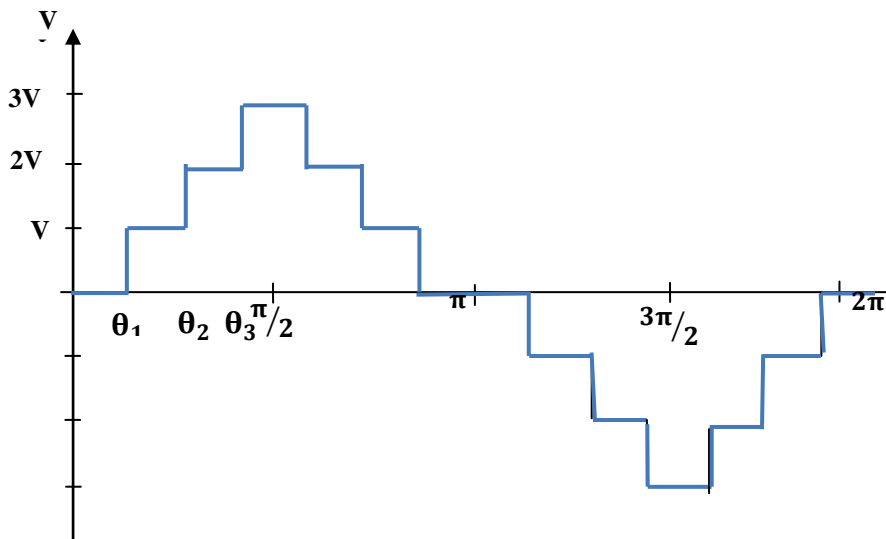
#### II.4.5 Cas l'onduleur à sept niveaux

Dans notre cas  $s=3$ .

Où  $s$  est le nombre des sources séparées de courant continu :  $s = \frac{(N-1)}{2}$

$N$  : nombre de Niveaux de l'onduleur.

Dans ce paragraphe est présentée l'application des séries de Fourier aux signaux de tension fournis par les onduleurs sept niveaux, qui font l'objet de notre travail. Donc, nous décomposons le signal de sortie d'un onduleur, pour déterminer les équations exprimant les différents harmoniques. ces équations sont en fonction des angles de commutation de commande des interrupteurs, par exemple un système de trois angles de commutation à déterminer permet d'éliminer le 5<sup>ème</sup> et le 7<sup>ème</sup> harmonique (fig.II.12)



**Fig. (II.12)** Motif adopté pour éliminer les harmoniques de rang 5 et 7 dans le cas d'un onduleur à sept niveaux

Nous prenons la forme de la tension représentée à la figure (II.12). Le signal illustré est impaire et il présente une symétrie par rapport au quart de la période.

De ce fait, les coefficients  $a_0$  et  $a_n$  sont nuls, de plus les harmoniques paires en cosinus sont aussi nulles, les expressions on haut sont donc applicables.

L'équation devient :

$$b_n = \frac{4}{\pi} \int_0^{\pi/2} f(t) \sin(nwt) dw t \quad (II.31)$$

Le développement de la relation (II.15 ) pour le signal de la forme illustrée à la figure (II.13) donne

$$b_n = \int_{\theta_1}^{\theta_2} \frac{4}{\pi} (E_c) \sin(nwt) dw t + \int_{\theta_2}^{\theta_3} \frac{4}{\pi} (2E_c) \sin(nwt) dw t + \int_{\theta_3}^{\pi/2} \frac{4}{\pi} (3E_c) \sin(nwt) dw t \quad (II.32)$$

Où les paramètres  $\theta_1, \theta_2, \theta_3$  représentent les angles de commutation.

Après l'intégration, l'équation devient :

$$b_n = -\frac{4}{\pi n} E_c [\cos(nwt)]_{\theta_1}^{\theta_2} - \frac{4}{\pi n} (2E_c) [\cos(nwt)]_{\theta_2}^{\theta_3} - \frac{4}{\pi n} (3E_c) [\cos(nwt)]_{\theta_3}^{\pi/2} \quad (II.33)$$

$$\begin{aligned} b_n = & \frac{4}{\pi n} E_c [\cos(n\theta_1) - \cos(n\theta_2)] + \frac{4}{\pi n} (2E_c) [\cos(n\theta_2) - \cos(n\theta_3)] \\ & + \frac{4}{\pi n} (3E_c) [\cos(n\theta_3) - \cos(n\pi/2)] \end{aligned} \quad (II.34)$$

Sachant que  $\cos(n\pi/2) = 0$  pour n impaire, la relation (I.18) se réduit donc à:

$$b_n = \frac{4}{\pi n} E_c [\cos(n\theta_1) + \cos(n\theta_2) + \cos(n\theta_3)] \quad (II.35)$$

Et  $b_n$  se réduit à :

$$b_n = \frac{4E_c}{\pi n} \sum_{i=1}^h \cos(n\theta_i) \quad (II.36)$$

On note que pour les différents rangs d'harmoniques, il suffit de remplacer n par le nombre impair correspondant à l'harmonique.

.La fonction  $f(t)$  décomposée en série de Fourier peut être obtenue comme suite :

$$f(t) = \frac{4E_c}{\pi} \sin(\omega t) \sum_{i=1}^h \frac{1}{n} \cos(n\theta_i) \quad (\text{II.37})$$

Dans notre cas, la fonction  $f(t)$  représente la tension de sortie d'un bras d'onduleur.

Le but de tout ce développement est bien sûr de déterminer les angles  $\alpha_i$  tout en annulant les (s-1) harmoniques (rang 5, 7, 11, ...) et en assurant un bon contrôle du fondamental. Ceci revient à résoudre le système suivant :

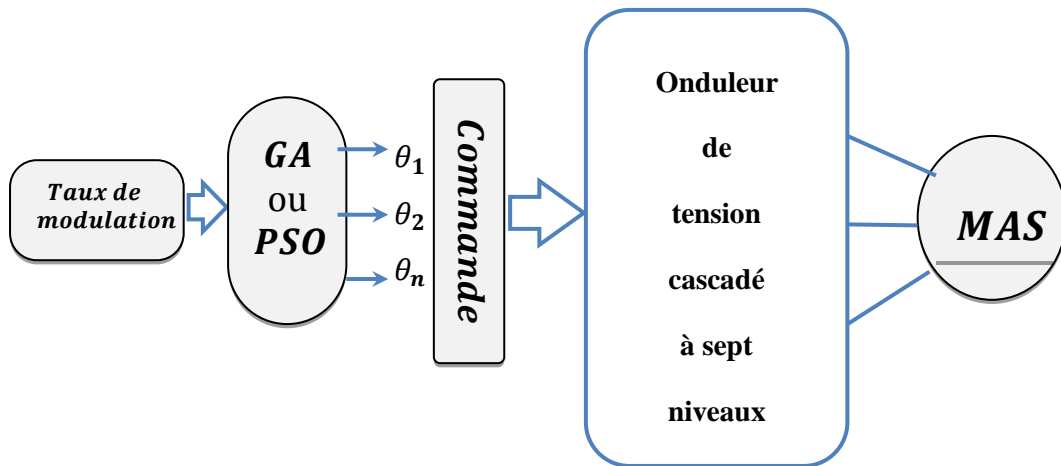
$$\begin{cases} \cos \theta_1 + \cos \theta_2 + \cos \theta_3 - m = 0 \\ \cos 3\theta_1 + \cos 3\theta_2 + \cos 3\theta_3 = 0 \\ \cos 5\theta_1 + \cos 5\theta_2 + \cos 5\theta_3 = 0 \end{cases} \quad (\text{II.38})$$

Avec Le coefficient de réglage en tension est défini par:

$$m = \frac{\pi V_1}{4E_c} \quad (\text{II.39})$$

Plusieurs approches sont utilisées pour résoudre ce type de système d'équation non linéaire. Dans cette étude nous utilisons deux méthode récent : l'algorithme génétique (GA) et l'algorithme PSO (Particle Swarm Optimization ).

L'intégration des GA et PSO dans le schéma fonctionnel du Commande de l'onduleur à sept niveaux par la stratégie d'élimination d'harmoniques, donné par la figure (II.13).



**Fig (II.13)** Bloc diagramme d'implantation du GA pour calculer les angles de commutation

## II.5 Taux de distorsion harmonique (THD)

Le *THD* (the Total Harmonics Distorsion) est donné par l'expression suivante:

$$THD = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} H_{(n)}^2}}{H_1} \quad (II.40)$$

Où  $H_1$  est l'amplitude de la composante fondamentale.

$H_{(n)}$  est l'amplitudes de l'harmonique de rang n.

$$H_{(n)} = \frac{4E}{n\pi} \sum_{i=1}^N \cos(n\theta_i)$$

$$H_1 = \frac{4E}{\pi} \sum_{i=1}^N \cos(\theta_i)$$

L'expression du *THD* en fonction des angles de commutation est comme suit :

$$THD = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \cos(n\theta_i) \right)^2}}{\sum_{i=1}^N \cos(\theta_i)} \quad (II.41)$$

## II.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une étude théorique sur les algorithmes d'optimisation (GA et PSO) et leur différents types, ainsi on a étudié la stratégie d'élimination des harmoniques qui consiste d'abord à formuler l'expression générale de l'amplitude des harmoniques, en se basant sur le développement en série de Fourier. L'expression obtenue est une fonction des angles  $\theta_i$  de commutation ensuite, un système d'équations non linéaire est obtenu. Cette analyse nous a permis de conclure que l'optimisation de l'onduleur proposé nécessite un algorithme d'optimisation. Dans notre sujet nous avons choisi la méthode de PSO et les algorithmes génétiques comme moyen de calcul des angles de commutation des interrupteurs. Par la suite on a étudié le taux de distorsion harmonique pour avoir la performance de chaque méthode. Dans le troisième chapitre, on va présenter une étude théorique sur les réseaux de neurone.