



République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



## Université Amar Thelidji- Laghouat

FACULTE ou INSTITUT : Science et technologie

DEPARTEMENT : Electrotechnique

### MEMOIRE DE MASTER

Présenté par :

**Chalgou Zohra Ahlem**

**Moulai Mohammed Racim**

DOMAINE : Science et technique

FILIERE : Electrotechnique

OPTION : Energie renouvelable

### Thème

**Modélisation dynamique des paramètres internes des batteries solaires par algorithme de colonie d'abeilles artificielles**

#### Jury de soutenance :

| Nom et Prénom         | Grade | Qualité      |
|-----------------------|-------|--------------|
| Kouzi Katia           | Pr    | Président    |
| Bouchiba Oum El Kheir | MCB   | Examinateur  |
| Degla Aicha           | MRB   | Promoteur    |
| Birane Mohoub         | MCA   | Co-Promoteur |

**Promotion: juin-2022**

## REMERCIEMENT

*On remercie dieu le tout puissant de nous avoir donné la santé, la patience et la volonté d'entamer et de terminer ce mémoire.*

*Tout d'abord, ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas pu avoir le jour sans l'aide et l'encadrement de Mr Birane Mohoub et Mme Degla Aicha, on les remercie pour la qualité de ses encadrement exceptionnel, pour ses patiences et ses disponibilités durant notre préparation de ce mémoire. Pour avoir accepté d'évaluer ce travail et pour toutes ses remarques et critiques, ainsi que les enseignants et toute l'équipe administrative et pédagogique du département de génie électrique à l'université de Laghouat pour leur soutien inestimable. A tous nous enseignants qui nous ont initié aux valeurs authentiques, en signe d'un profond respect.*

*Tout particulièrement, On remercions les Membres du jury qui nous on fait l'honneur de juger ce travail.*

*Finalement, Nous remercions tous ceux qui ont contribue de près ou de loin a la réalisation de ce travail. Merci à vous tous.*

# Dédicace

Du profond de mon coeur, je dédie ce travail

Aux femmes qui ont souffert sans me laisser souffrir, qui na jamais dit non à mes exigences

Pour me rendre heureux, a la flamme de mon coeur, ma vie et mon bonheur, ma chère mère, ma chère sœur et ma chère tante.

A l'homme qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir, qui n'as cessé de me donner : mon cher père.

A mes frères Adel, Houssam et Rayan.

A tous mes amis que dieu vous bénisse et vous guide vers le bon chemin.

A mon binome Zahra

A tous ceux qui me sont chers.

Merci.



**Racim**

# Dédicace

J'ai l'immense honneur de dédier ce modeste travail

A mes très chère parents Abdelkader et Hafida qui m'ont toujours soutenus et encouragés durant toute ma vie, que dieu leur procure la bonne santé et une longue vie.

Je dédier ce mémoire aussi à mes très chère freres Houcine , Youcef , Sid ahmed et abdarhmane en témoignage de l'attachement,de l'amour et de l'affection que je porte our eux .

A toute la famille CHALGOU et la famille DARI.

A mes meilleures amies : Kamar, Yasmine , Romeissa et mansouria

A mon binome Racim

Aux personnes qui m'ont toujours aides et encouragés, qui etaient toujours a mes cotés, et qui m'ont accompagnaient durant tout mon chemin d'etude.



**Zahra**

**الخلاصة:** ينظر إلى تخزين الطاقة باستخدام أنظمة البطاريات الكهروكيميائية على نطاق واسع على أنه مفتاح لتمكين تكامل واسع النطاق الطاقة المتجددة. هنا ، يتم فحص نموذج بطارية محدث لتمكين المحاكاة الدقيقة للأنظمة الكهروضوئية المستقلة على المدى الطويل. تم لمصادر وصف نماذج البطاريات على نطاق واسع في البحوث الأكاديمية، تستعرض هذه الدراسة النماذج الأكثر استخداما في التطبيقات للتحقق من صحة خوارزمية مستعمرة النحل الاصطناعية تطبيق كوبيتي ونموذج نورست للمصادقة النموذج الرياضي المناسب. هذا العمل يسعى إلى نموذج بطارية حمض الرصاص بطارية أيون الليثيوم المستخلص من النتائج التجريبية. نتائج لنموذجين تقنين للبطارية ، هما لإستخراج الإعدادات المحاكاة لكل من وضعي شحن وتفريغ البطارية ، تؤكد على دقة الخوارزمية بالنسبة للنماذج المحدثة

كلمات مفتاحية :

نمذجة البطارية ، بطارية الرصاص الحمضية ، بطارية ليثيوم أيون ، النظام الكهروضوئي ، خوارزمية مستعمرة النحل

**Résumé:** Le stockage d'énergie à l'aide des batteries électrochimiques a été largement considéré comme un élément clé pour permettre une intégration généralisée des énergies renouvelables. Ici un modèle de batterie mis à jour est étudié afin de permettre une simulation précise des systèmes photovoltaïques (PV) autonomes, pour l'évaluation des performances et la prévision énergétique à long terme. Les modèles de batterie ont été largement décrits dans la littérature. Cependant, cette étude passe en revue les modèles les plus couramment utilisés dans les applications PV tels que le modèle de Coppetti et le modèle de Nernst afin de valider le modèle mathématique approprié. Ce travail traite l'application de l'algorithme d'optimisation de colonie d'abeilles artificielles (ABC) pour extraire les paramètres de deux technologies de batterie qui sont: batterie au plomb acide et batterie au lithium dérivé des résultats de tests expérimentaux. Les résultats de simulation et les tests effectués sur les modes de charge et décharge de la batterie nous amènent également à approuver la précision de l'algorithme par rapport au modèle mis à jour.

**Mots clés:**

Modélisation de batterie, batterie Li-ion, batterie plomb-acide, système PV, algorithme ABC.

**Abstract:** Energy storage using electrochemical battery systems has been widely seen as key to enabling widespread integration of renewables. Here, an updated battery model is investigated to enable accurate simulation of stand-alone photovoltaic (PV) systems, for performance evaluation and long-term energy forecasting. Battery models have been widely described in the literature. However, this study reviews the most commonly used models in PV applications such as Coppetti and Nernst models to validate the appropriate mathematical model. This work deals with an application of the artificial bee colony optimization algorithm to extract the parameters of two battery models derived from the results of experimental tests. Simulation results and tests performed on battery charging and discharging modes also lead us to approve the accuracy of the algorithm against the updated model.

**Keywords :**

Battery modeling, lead acide battery, Li-ion battery, PV system, ABC algorithm

## Table des matières

|   |      |
|---|------|
| Page de garde : THESE DE MASTER EN ENERGIE RENOUVELABLE.....  |      |
| Remerciement.....   |      |
| Dédicace.....   |      |
| Résumé.....   | I    |
| Table de matières.....  | III  |
| Liste des figures.....  | VI   |
| Liste des tableaux.....                                       | VII  |
| Liste des acronymes.....                                      | VIII |
| Nomenclature.....   | X    |
| Introduction générale.....                                    | 1    |
| <b>Chapitre 1 : Systèmes photovoltaïques et les batteries</b> |      |
| 1.1.Introduction... ..  | 4    |
| 1.2.Cellules solaires.....                                    | 4    |
| 1.3.Panneau solaire.....                                      | 5    |
| 1.4.Applications photovoltaïques.....                         | 6    |
| 1.4.1. Systèmes autonomes (Stand alone PV system).....        | 6    |
| 1.4.2. Systèmes hybrides (Hybride PV system).....             | 7    |
| 1.4.3. Systèmes connectés au réseau.....                      | 9    |
| 1.5. Définition d'une batterie.....                           | 9    |
| 1.6. Structure de la batterie.....                            | 10   |
| 1.7. Classification des batteries.....                        | 12   |
| 1.7.1. Batteries primaires.....                               | 12   |
| 1.7.2. Batteries secondaires.....                             | 12   |
| 1.8. Principe électrochimique.....                            | 13   |
| 1.8.1. Calcul de la tension aux bornes d'une cellule.....     | 14   |
| 1.9. Différentes types de batterie.....                       | 14   |

|  |           |
|--|-----------|
| <b>1.9.1. Accumulateur au plomb acide.....</b>   | <b>15</b> |
| <b>1.9.1.1. Batteries « classiques » ou ouvertes (FLA).....</b>                            | <b>15</b> |
| <b>1.9.1.2. Batteries à soupape de régulation (VRLA).....</b>                              | <b>15</b> |
| <b>1.9.2. Accumulateur lithium ion (Li-Ion).....</b>                                       | <b>16</b> |
| <b>1.9.3. Accumulateur au nickel cadmium.....</b>  | <b>17</b> |
| <b>1.10. Paramètres d'une batterie.....</b>  | <b>18</b> |
| <b>1.10.1. Température.....</b>  | <b>18</b> |
| <b>1.10.2. Tension.....</b>  | <b>18</b> |
| <b>1.10.3. Capacité.....</b>   | <b>19</b> |
| <b>1.10.4. Phénomène d'autodécharge.....</b>   | <b>19</b> |
| <b>1.10.5. Phénomène de polarisation.....</b>  | <b>19</b> |
| <b>1.10.6. Résistance interne (<math>R_{int}</math>).....</b>                              | <b>20</b> |
| <b>1.10.7. Etat de charge (SOC).....</b>   | <b>21</b> |
| <b>1.10.8. Profondeur de charge (DOD).....</b>   | <b>21</b> |
| <b>1.10.9. Nombre de cycle (Nb_cycles).....</b>  | <b>21</b> |
| <b>1.10.10. Etat de santé (SOH).....</b>   | <b>21</b> |
| <b>1.11. Conclusion.....</b>   | <b>22</b> |
| <br><b>Chapitre 2 : Etat de l'art sur les algorithmes d'optimisation métaheuristiques.</b> |           |
| <b>2.1. Introduction.....</b>  | <b>24</b> |
| <b>2.2. Algorithmes basés sur la physique.....</b>   | <b>24</b> |
| <b>2.2.1. Optimisation des essaims de particules.....</b>                                  | <b>24</b> |
| <b>2.2.2. Algorithme de recuit simulé.....</b>   | <b>25</b> |
| <b>2.2.3. Algorithme des feux d'artifice.....</b>  | <b>26</b> |
| <b>2.2.4. Optimisation pilotée par le vent.....</b>  | <b>26</b> |
| <b>2.2.5. Algorithme du cycle de l'eau basé sur le taux d'évaporation.....</b>             | <b>27</b> |
| <b>2.3. Algorithmes basés sur la biologie.....</b>   | <b>27</b> |
| <b>2.3.1. Algorithme génétique.....</b>  | <b>27</b> |

|  |    |
|--|----|
| 2.3.2. Optimisation des essaims d'abeilles artificielles.....        | 29 |
| 2.3.3. Colonie d'abeilles artificielles.....                         | 29 |
| 2.3.4. Algorithme d'optimisation des baleines.....                   | 29 |
| 2.3.5. Optimiseur de formilions amélioré.....                        | 30 |
| 2.3.6. Optimisation basée sur la biogéographie.....                  | 30 |
| 2.3.7. Algorithme de polinisation des fleurs.....                    | 31 |
| 2.3.8. Algorithme de recherche de nourriture bactérielle.....        | 31 |
| 2.3.9. Système immunitaire artificiel.....                           | 31 |
| 2.4. Algorithmes basés sur la sociologie.....                        | 32 |
| 2.4.1. Algorithme de recherche d'harmonie.....                       | 32 |
| 2.4.2. Optimisation basée sur l'apprentissage de l'enseignement..... | 32 |
| 2.4.3. Algorithme concurrentiel impérialiste.....                    | 33 |
| 2.5. Algorithmes basés sur les mathématiques.....                    | 33 |
| 2.5.1. Algorithme de recherche de modèle.....                        | 33 |
| 2.5.2. Evolution complexe mélangée.....                              | 33 |
| 2.5.3. Algorithme JAYA.....  | 35 |
| 2.6. Conclusion.....   | 35 |

### **Chapitre 3 : Modélisation et estimation**

|   |    |
|---|----|
| 3.1. Introduction.....  | 37 |
| 3.2. Algorithme colonie d'abeilles artificielles.....                   | 37 |
| 3.2.1. Essaim d'abeilles.....   | 37 |
| 3.2.2. Composantes fondamentaux de l'essaim.....                        | 38 |
| 3.3. Algorithme d'optimisation de colonie d'abeilles artificielles..... | 38 |
| 3.3.1. Structure de l'algorithme.....                                   | 39 |
| 3.4. Processus de l'algorithme.....                                     | 40 |
| 3.5. Modélisation de la batterie.....                                   | 43 |
| 3.5.1. Modèle de Coppetti.....  | 43 |
| 3.5.2. Modèle de Nernst.....  | 45 |
| 3.6. Conclusion.....  | 46 |

### **Chapitre 4 : La simulation et la validation des résultats**

|                        |    |
|------------------------|----|
| 4.1. Introduction..... | 48 |
|------------------------|----|

|  |           |
|--|-----------|
| <b>4.2. Logiciel de simulation.....</b>          | <b>48</b> |
| <b>4.3. Méthodologie.....</b>                    | <b>49</b> |
| <b>4.4. Identification des paramètres.....</b>   | <b>51</b> |
| <b>4.5. Simulation et discussion.....</b>        | <b>53</b> |
| <b>4.5.1. Analyse comparative.....</b>           | <b>53</b> |
| <b>4.5.2. Analyse des erreurs statiques.....</b> | <b>57</b> |
| <b>4.6. Conclusion.....</b>                      | <b>59</b> |
| <b>Conclusion générale.....</b>                  | <b>61</b> |
| <b>Références.....</b>                           | <b>63</b> |

## Liste des figures

|   |    |
|---|----|
| <b>Figure 1.1.</b> Schéma d'une jonction PN éclairée.....                                       | 5  |
| <b>Figure 1.2.</b> Notion de cellule, de module, de panneau photovoltaïque .....                | 6  |
| <b>Figure 1.3.</b> Schéma de raccordement d'une installation PV autonome.....                   | 7  |
| <b>Figure 1.4.</b> Schéma de raccordement d'une installation hybride.....                       | 8  |
| <b>Figure 1.5.</b> Schéma d'une installation PV autonome de type pompage d'eau solaire.....     | 8  |
| <b>Figure 1.6.</b> Schéma d'une installation PV connecté au réseau électrique.....              | 9  |
| <b>Figure 1.7.</b> Vue éclatée de différents éléments d'une batterie.....                       | 10 |
| <b>Figure 1.8.</b> Cellule électrochimique de base.....   | 13 |
| <b>Figure 1.9.</b> Structure d'une batterie au plomb acide VRLA.....                            | 16 |
| <b>Figure 1.10.</b> Structure d'un accumulateur au Li-ion.....                                  | 17 |
| <br>  |    |
| <b>Figure 2.1.</b> Organigramme de la méthode SA.....   | 25 |
| <b>Figure 2.2.</b> Organigramme de la méthode GA.....   | 28 |
| <b>Figure 2.3.</b> Organigramme de SCE.....   | 34 |
| <br>  |    |
| <b>Figure 3.1.</b> Organigramme des différentes phases de l'algorithme ABC.....                 | 39 |
| <b>Figure 3.2.</b> Organigramme de ABC standard.....  | 42 |
| <br>  |    |
| <b>Figure 4.1.</b> Interface principale de logiciel octave.....                                 | 48 |
| <b>Figure 4.2.</b> Diagramme schématique de l'installation expérimentale pour la batterie VRLA  | 50 |
| <b>Figure 4.3.</b> Diagramme schématique de l'installaion expérimentale pour la batterie Li-Ion | 51 |
| <b>Figure 4.4.</b> Modèle de tension de batterie VRLA en mode de décharge.....                  | 53 |
| <b>Figure 4.5.</b> Modèle de tension de batterie VRLA en mode de charge (phase 1 : boost).....  | 54 |
| <b>Figure 4.6.</b> Modèle de tension de batterie VRLA en mode de charge (phase 2 : floating)... | 54 |
| <b>Figure 4.7.</b> Modèle de tension de batterie lithium-ion en mode de décharge.....           | 55 |
| <b>Figure 4.8.</b> Modèle de tension de batterie lithium-ion en mode de charge (phase 1).....   | 56 |
| <b>Figure 4.9.</b> Modèle de tension de batterie lithium-ion en mode de charge (phase 2).....   | 56 |

## Liste des tableaux

|   |    |
|---|----|
| <b>Tableau 1.1.</b> Potentiel des réactions en électrode de certains éléments à 25 °C.....  | 14 |
| <b>Tableau 1.2.</b> L'autodécharge des différents systèmes de batteries.....  | 19 |
| <b>Tableau 3.1.</b> Les coefficients originaux du modèle de Coppetti.....   | 45 |
| <b>Tableau 4.1.</b> Paramètres identifiés d'accumulateur – modèle Coppetti par algorithme ABC   | 52 |
| <b>Tableau 4.2.</b> Paramètres identifiés d'accumulateur – modèle Nernst par algorithme ABC...  | 52 |
| <b>Tableau 4.3.</b> Les erreurs statiques pour le modèle Coppetti estimé utilisé pour le mode de décharge de la batterie plomb acide.....         | 57 |
| <b>Tableau 4.4.</b> Les erreurs statiques pour le modèle Coppetti estimé utilisé pour le mode de charge (phase 1) de la batterie plomb acide..... | 58 |
| <b>Tableau 4.5.</b> Les erreurs statiques pour le modèle Coppetti estimé utilisé pour le mode de charge (phase 2) de la batterie.....             | 58 |
| <b>Tableau 4.6.</b> Les erreurs statistiques pour le modèle Nernst estimé utilisé pour le mode de charge et décharge de la batterie Li-ion.....   | 59 |

## Liste des acronymes :

|               |   |
|---------------|---|
| <b>ABC</b>    | Colonie d'abeille artificiel (artificial bee colony).   |
| <b>ABSO</b>   | Optimisation des essais d'abeilles artificielles (artificial bee swarm optimization).                 |
| <b>AC</b>     | Courant alternatif (alternating current).   |
| <b>AGM</b>    | Fibre de verre à haut pouvoir capillaire (absorptive glass mat).                                      |
| <b>AIS</b>    | Système immunitaire artificiel (artificial immune system).  |
| <b>BBO</b>    | Algorithme basé sur la biogéographie (biogeography based optimization).                               |
| <b>BFA</b>    | Algorithme de recherche de nourriture bactérienne (bacterial foraging algorithm).                     |
| <b>CDER</b>   | Centre de développement des énergies renouvelables.   |
| <b>DC</b>     | Courant continu (direct current).   |
| <b>DOD</b>    | Profondeur de décharge (depth of discharge).  |
| <b>ER-WCA</b> | Algorithme de cycle d'eau basé sur l'auto évaporation (evaporation rate based Water cycle algorithm). |
| <b>EV</b>     | Véhicule électrique (electrical vehicle).   |
| <b>EHV</b>    | Véhicule électrique hybride (electrical hybrid vehicle).  |
| <b>FEM</b>    | Force électromotrice  |
| <b>FWA</b>    | Algorithme des feux d'artifice (fireworks algorithm).   |
| <b>FLA</b>    | Batterie au plomb acide ouverte (flooded lead acid).  |
| <b>FPA</b>    | Algorithme de pollinisation des fleurs (flower pollination algorithm).                                |
| <b>GA</b>     | Algorithme génétique (genetic algorithm).   |
| <b>GPV</b>    | Générateur photovoltaïque.  |
| <b>HS</b>     | Algorithme de recherche d'harmonie (harmony search).  |
| <b>ICA</b>    | Algorithme concurrentiel impérialiste (imperialist competitive algorithm).                            |
| <b>IAIO</b>   | Optimiseurs de fourmilions améliorés (improved ant lion optimizer).                                   |
| <b>LA</b>     | Batterie en plomb acide (lead acid battery).  |
| <b>Li-Ion</b> | Accumulateur lithium ion.   |
| <b>Mi-MH</b>  | Accumulateur nickel métal hydrure (nickel metal hydride).   |
| <b>Ni-Cd</b>  | Accumulateur nickel cadmium.  |
| <b>MAE</b>    | Erreur absolue moyenne (mean absolute error).   |
| <b>MAPE</b>   | Erreur absolue moyenne en pourcentage (mean absolute percentage error).                               |
| <b>MBE</b>    | Erreur de biais moyenne (mean bias error).  |

|             |   |
|-------------|---|
| <b>MSE</b>  | Le carré moyen des erreurs (mean square error).   |
| <b>PS</b>   | Algorithme de recherche de modèle (pattern search).   |
| <b>PSO</b>  | Optimisation des essaims de particule (particle swarm optimization).                        |
| <b>PTC</b>  | Coefficient de température positive (positive temperature coefficient).                     |
| <b>PV</b>   | Photovoltaïque (photovoltaic).  |
| <b>RMSE</b> | Erreur quadratique moyenne.   |
| <b>SA</b>   | Algorithme de recuit simulé (simulated annealing algorithm)                                 |
| <b>SLA</b>  | Batterie au plomb acide étanche (sealed lead acid battery).                                 |
| <b>SES</b>  | Système de stockage d'énergie (storage energy system).                                      |
| <b>SOC</b>  | état de charge de batterie (state of charge).   |
| <b>SOH</b>  | état de la santé de batterie (state of health).   |
| <b>SCE</b>  | Evolution complexe mélangée (shuffled complex evolution).                                   |
| <b>SCR</b>  | La somme des carrés des résidus (sum of squared errors)                                     |
| <b>TLBO</b> | Optimisation basé sur l'apprentissage d'enseignement (teaching learning Based optimization) |
| <b>UPS</b>  | Uncut power system.   |
| <b>VRLA</b> | Plomb acide a valve de régulation (valve regulated lead acid battery).                      |
| <b>WDO</b>  | Optimisation piloté par le vent (wind driven optimization).                                 |
| <b>WOA</b>  | Algorithme d'optimisation des baleines (whale optimization algorithm).                      |

## Nomenclature :

|                            |  |
|----------------------------|--|
| <b>C<sub>n</sub></b>       | Capacité nominal de la batterie (Ah).              |
| <b>E<sup>0</sup></b>       | potentielle standrad d'électrode (V).              |
| <b>T</b>                   | Temperature interne de la batterie (°C).           |
| <b>V<sub>Cut-Off</sub></b> | Tension de fin de décharge (V).                    |
| <b>V<sub>Full</sub></b>    | Tension de fin de charge (V).                      |
| <b>V<sub>OC</sub></b>      | Tension a circuit ouvert (V).                      |
| <b>V<sub>n</sub></b>       | Tension nominal (V).                               |
| <b>η</b>                   | le potentiel de polarisation (V).                  |
| <b>I<sub>sd</sub></b>      | courant de fuite durant l'autodécharge (A).        |
| <b>R<sub>sd</sub></b>      | Résistance de l'autodécharge (Ω).                  |
| <b>n</b>                   | le nombre d'électrons échangés lors de la réaction |
| <b>F</b>                   | constante de faraday =96,489 C/mol                 |

# Introduction générale

Aujourd'hui, les technologies liées aux systèmes photovoltaïques (PV) sont suffisamment compétitives pour répondre aux besoins annoncés par des domaines où le système d'alimentation en énergie électrique est en train d'être investi, ceci afin d'assurer un service de qualité, avec une plus grande durabilité et moins de pollution. Les éléments de base constituant un système PV sont des cellules photovoltaïques assemblées, donnant ainsi des panneaux solaires qui convertissent le rayonnement solaire en un courant électrique (par effet photovoltaïque). Cette énergie électrique obtenue peut être utilisée directement ou après avoir été conditionnée par des équipements de conversion (DC/DC ou DC/AC), Ce qui permet de reproduire la forme d'énergie adaptée à l'application sous forme de courant ou de tension. Les convertisseurs impliquant de telles adaptations font l'objet de tout un développement pour produire suffisamment de topologies et de composants spécifiques aux applications telles que les voitures électriques (EV) ou voitures hybrides (HEV), etc. Dans ces applications, le recours au stockage de l'énergie électrique s'impose pour assurer la continuité de fonctionnement, cette énergie stockée est restituée selon la demande prédéfinie de l'opération.

Dans la première position, la forme électrochimique de stockage dans la batterie s'est maintenue depuis le début de l'utilisation de l'énergie électrique. Par conséquent, l'optimisation de la fabrication des batteries et de ses systèmes de surveillance et de régulation associés a été un sujet brûlant. Dans les batteries récentes, des matériaux avec de meilleurs rapports masse/énergie et volume/énergie ont été introduits. De plus, les technologies et procédés associés à la fabrication de ces batteries ont considérablement évolué, élargissant leur application à d'autres domaines tels que les instruments portables, les ordinateurs portables, et les smartphones, résoudre les problèmes liés à l'utilisation quotidienne des batteries pour les profils flottants améliorera certainement la taille et le fonctionnement du système solaire.

Il existe une variété de systèmes qui surveillent l'état de la batterie en fournissant des mesures. Certains choisissent de lire la tension de la batterie comme indication de leur état, à condition que le courant de charge/décharge de la batterie soit faible et stable, d'autres

ajoutent les charges de coulomb débitées/injectées et utilisent soit les données du fabricant, soit les cycles de charge/décharge précédents. Plus récemment, les systèmes de prévision ont fourni des solutions plus sophistiquées pour répondre aux besoins des domaines d'application qui nécessitent des informations plus fiables, en temps réel. Par conséquent, des recherches ont été menées pour développer des algorithmes de contrôle de charge qui permettent des profils de charge plus rapides sans provoquer la dégradation de la batterie, d'autres études ont répondu à la demande et ont suggéré de suivre l'état de la batterie (niveau de charge et santé) pour surveiller son fonctionnement (charge/décharge). Actuellement, tous ces développements sont spécifiques à un domaine d'application.

L'identification des paramètres internes de la batterie continue d'intéresser certains chercheurs. Plusieurs approches ont été développées dans ce sens. Notre travail aborde ce sujet dans une perspective d'optimisation en considérant une certaine méthode d'optimisation dite "méta-heuristique". Plus précisément, nous contribuons à la conception de batteries en utilisant des méthodes d'optimisation méta-heuristiques, visant spécifiquement à développer une nouvelle méthode d'identification des paramètres internes de la batterie basée sur un algorithme de colonie d'abeilles artificielles (ABC).

Le travail présenté dans ce mémoire est une introduction à la technique d'optimisation de l'algorithme de colonie d'abeilles artificielles (ABC) et une contribution au domaine des batteries spécialisées pour les applications photovoltaïques. Le mémoire est composé de quatre chapitres structuré comme suite :

Le premier chapitre fournira dans sa première partie les principales caractéristiques des éléments constitutifs des modules d'un système photovoltaïque (PV) et un tour général et introductif sur les différentes applications qui font appel au système PV. Dans la deuxième partie, nous allons présenter la batterie et ses différents types selon les technologies impliquées et leurs domaines d'application, nous recensons et décrivons aussi les différents paramètres et phénomènes interagissant pour donner l'évolution effective des batteries.

Le deuxième chapitre est intégralement consacré aux méthodes d'optimisation métaheuristiques. Nous présentons les différentes méthodes d'optimisation qui fondent sur l'intelligence d'essaim et la population.

Le troisième chapitre commence d'abord par une description détaillée sur l'algorithme de colonie d'abeilles artificielles (ABC). Ensuite on passe à l'illustration des modèles de la batterie. Sur cette base, nous proposons des méthodes d'estimation des paramètres capables de prédire l'état interne de la batterie.

Le quatrième et le dernier chapitre est dédié à la validation des choix et des méthodes d'identification des paramètres d'une batterie. Pour cela on a effectué plusieurs essais de simulations de notre algorithme ABC par le biais de plusieurs jeux de données collectées grâce à un banc de test réalisé au sein du centre de développement des énergies renouvelables.

Finalement, nous concluons la présentation des travaux réalisés lors de cette thèse et nous présentons quelques perspectives.

# **Chapitre 1**

## **Systemes photovoltaïque et batteries**

## 1.1. Introduction :

L'énergie photovoltaïque (PV) est une solution prometteuse pour se dispenser aux autres formes d'énergie réputées comme source de pollution et non renouvelables. Toutefois il présente l'inconvénient d'avoir un faible rendement des matériaux de conversion et le non maîtrise de la partie du stockage, en plus le coût qui reste à l'heure actuelle plus élevé vis-à-vis du coût des autres formes. [1] [2] [3]

Les batteries ont révolutionné la façon dont l'énergie est stockée depuis que Gaston Planté a développé la batterie au plomb rechargeable en 1859. Aujourd'hui, elles offrent une grande mobilité et indépendance à des secteurs qui étaient auparavant voués à être stationnaires par exemple : télécommunications, instruments de mesure, matériel médical, etc. en revanche, les batteries sont utilisées dans l'aéronautique, l'espace (émetteurs, satellites). Offrant des solutions essentielles pour les smartphones, les tablettes et les véhicules électriques (VE) [4 - 8].

Ce chapitre englobe une présentation à la cellule solaire, le générateur photovoltaïque (PV) et les différentes applications de système PV. Ainsi les différents types de batteries et leurs classifications, avec plus de détails on aborde les accumulateurs communément utilisés, tout en essayant d'identifier et modéliser les paramètres impliqués dans l'évolution de leurs états.

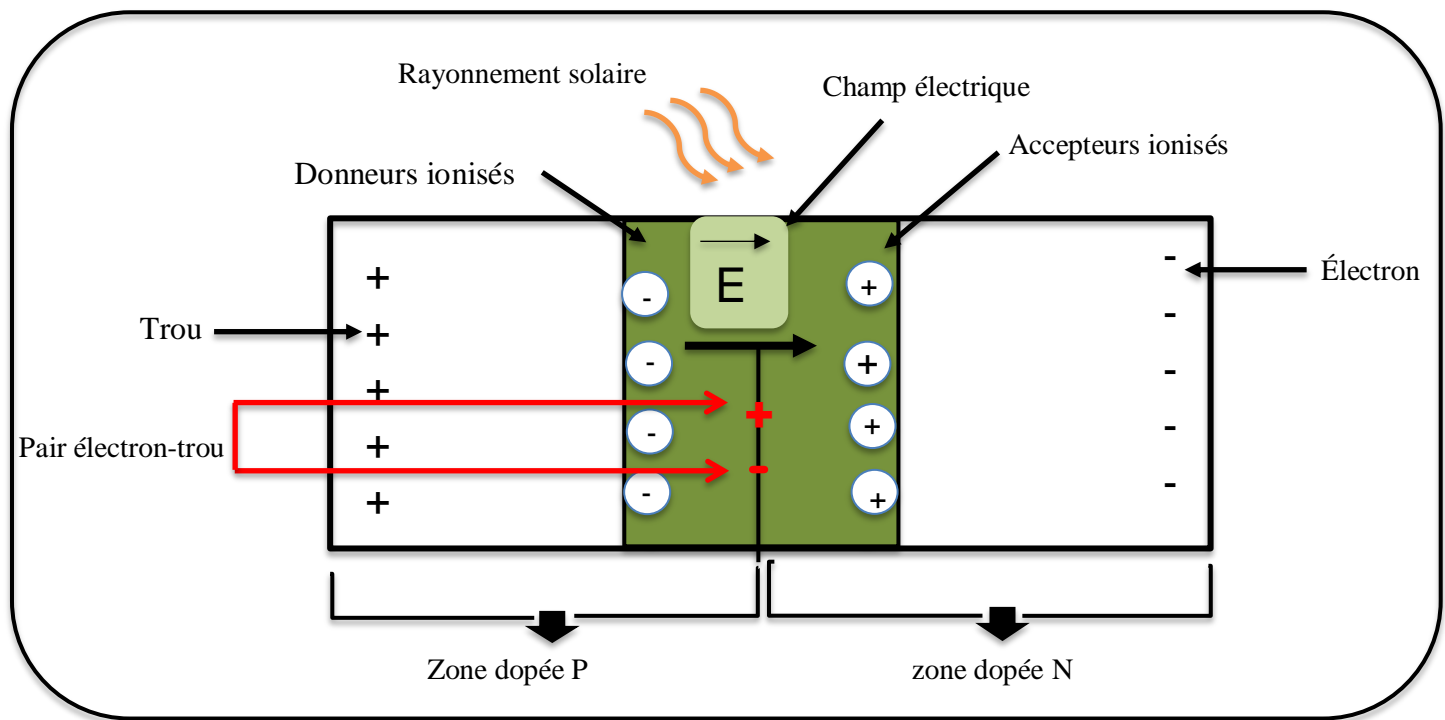
## 1.2. Cellules solaires :

Les cellules solaires, également appelées cellules photovoltaïques ou photopiles, sont fabriquées à partir de matériaux semi-conducteurs (silicium monocristalline, silicium polycristalline...etc) tels que des transistors ou des puces dans les ordinateurs. Elle peut être représentée comme une diode plate sensible à la lumière [9]. Les cellules PV sont des dispositifs qui convertissent l'énergie solaire en électricité. Cette transition repose sur trois mécanismes:

- L'absorption des photons (dont l'énergie est supérieure à l'entrefer) par les matériaux qui composent le dispositif.

- L'énergie des photons est convertie en énergie électrique, ce qui correspond à la production de paires électron/trou dans les matériaux semi-conducteurs.
- Une collection de particules générées dans l'appareil.

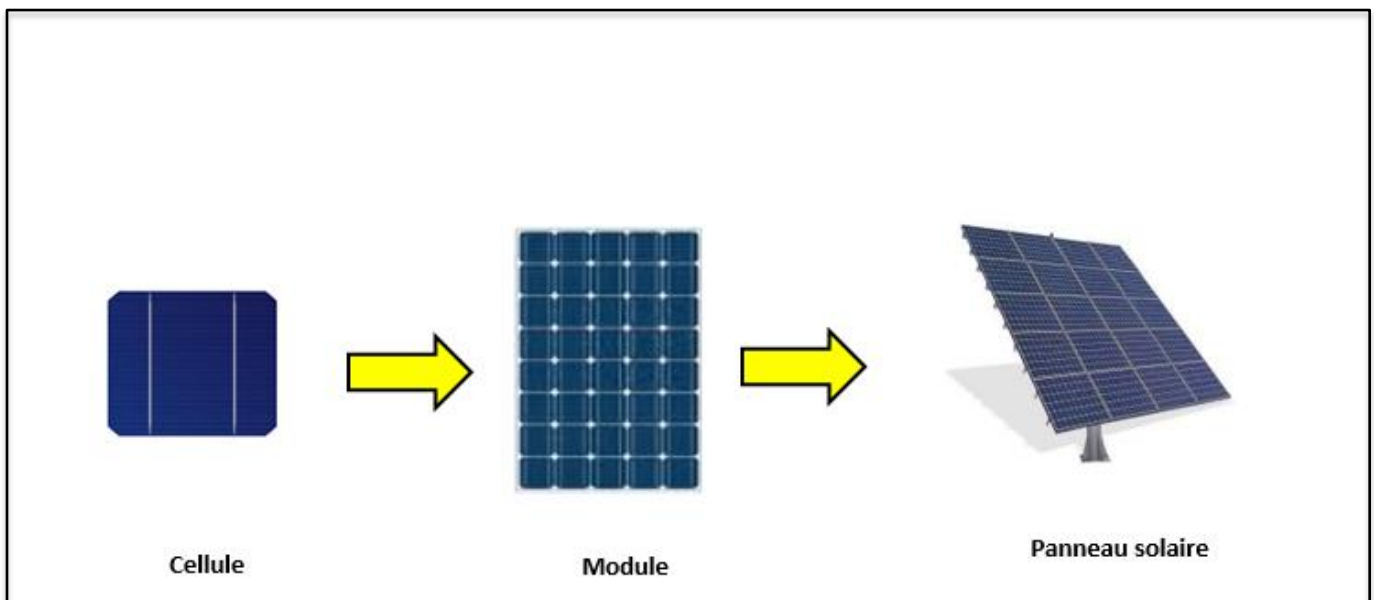
Lorsqu'un photon d'énergie suffisante heurte un atome à la partie négative de cette diode, elle excite un électron et l'enlève de sa structure moléculaire, générant ainsi un électron libre dans cette partie. Les cellules solaires sont fabriquées de telle manière que ces électrons libres ne peuvent pas se combiner facilement avec des atomes chargés positivement, où un travail utile est effectué en entrant dans un circuit externe, comme les cellules chimiques (c'est-à-dire les batteries), les cellules photovoltaïques (PV) produiront de l'électricité en courant continu (DC), mais l'énergie produite dépendra principalement de la lumière reçue par la cellule solaire. [9] [10].



**Figure 1.1.** Schéma d'une Jonction PN éclairée.

### 1.3. Panneau solaire:

Le générateur photovoltaïque (GPV), se compose de modules photovoltaïques interconnectés en série et/ou en parallèle afin de produire la puissance requise. Ces modules sont montés sur une armature métallique qui permet de supporter le champ solaire avec un angle d'inclinaison spécifique [1] [11]. Le composant le plus crucial de toute installation photovoltaïque est le module, qui se compose de cellules solaires interconnectées. Ces modules sont raccordés entre eux pour former des panneaux et des champs de manière à pouvoir satisfaire différents niveaux de besoins en énergie. Les connexions en série de plusieurs cellules solaires augmentent la tension pour un même courant, tandis que la mise en parallèle accroît le courant en conservant la tension.



**Figure 1.2.** Notion de cellule, de module, de panneau photovoltaïque.

### 1.4. Applications photovoltaïques :

Les applications photovoltaïques terrestres peuvent être divisées dans les catégories suivantes: [1] [12] [13]

- Les systèmes autonomes (Stand alone PV system).
- Les systèmes hybrides.

- Les systèmes connectés au réseau (Grid connected PV system).

#### 1.4.1. Systèmes autonomes (Stand alone PV system) :

Nous distinguons tout système qui repose uniquement sur l'énergie solaire comme source d'énergie électrique par le nom de "Stand alone PV", et qui peut être de l'ordre de milliwatts jusqu'à des kilowatts ou plus. Ils n'ont aucun lien avec le réseau. Pour s'assurer que l'alimentation est fournie aux systèmes autonomes même lorsqu'il n'y a pas de rayonnement (par exemple, la nuit) ou un rayonnement très faible (par exemple, parfois avec des nuages épais), les systèmes autonomes ont pour la plupart des systèmes de stockage intégrés. Un système de stockage n'est pas nécessaire si le système n'est utilisé que lorsque le rayonnement est suffisant pour alimenter directement le système. Ceci s'applique également lorsque le produit délivré par le système peut être stocké (par exemple, pompage d'eau). [1]

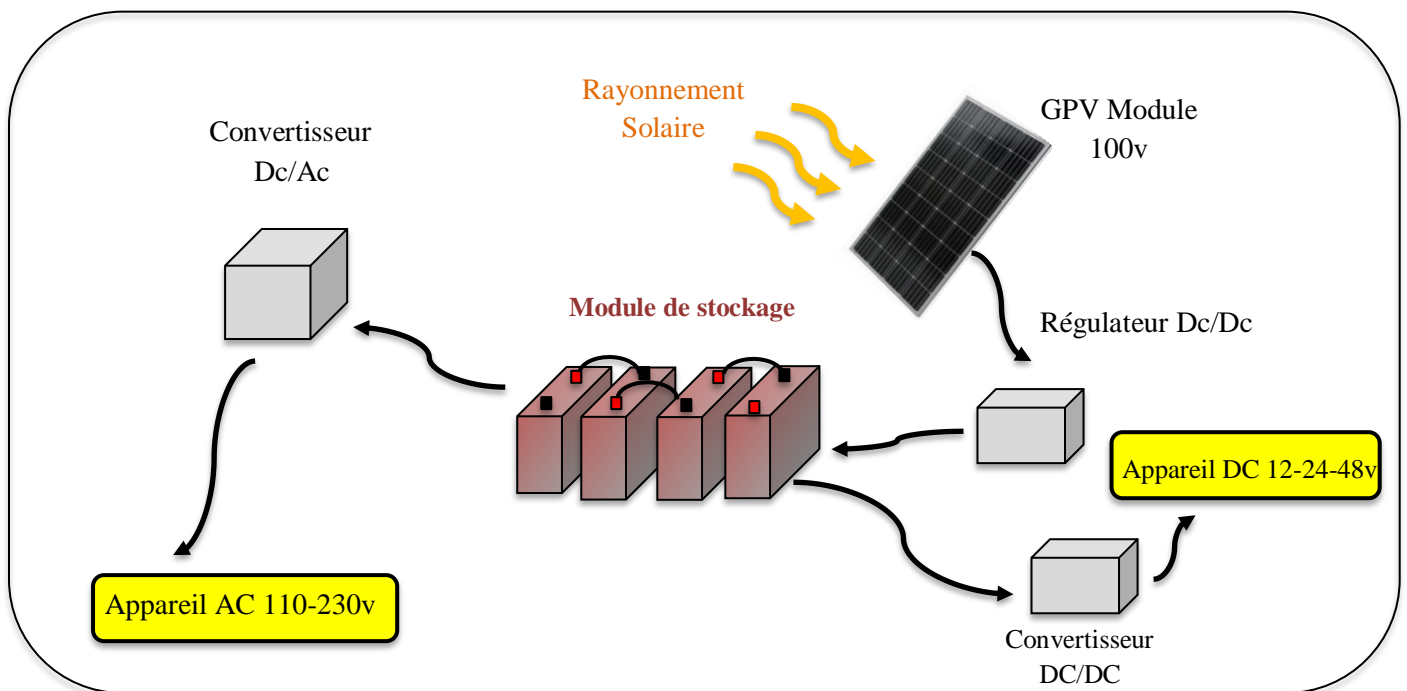


Figure 1.3. Schéma de raccordement d'une installation PV autonome.

#### 1.4.2. Systèmes hybrides :

Les systèmes hybrides sont également indépendants du réseau de distribution et consistent en des GPV avec des éoliennes ou des générateurs de diesel ou une combinaison des deux. Un tel système est un bon choix pour les applications qui nécessitent une alimentation continue de puissance assez élevée, lorsqu'il n'y a pas assez d'ensoleillement à

certaines périodes de l'année, ou si l'on veut réduire son investissement en modules et/ou accumulateurs photovoltaïques [1] [13].

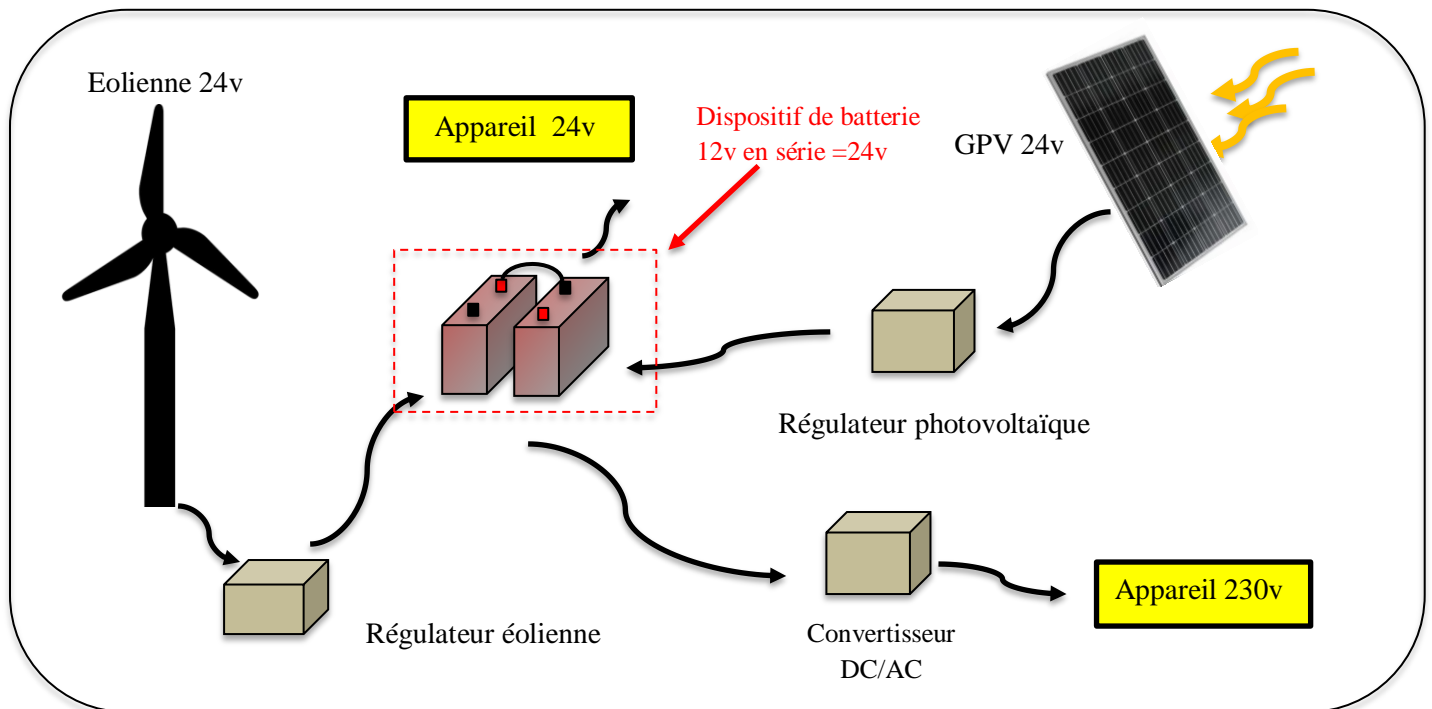
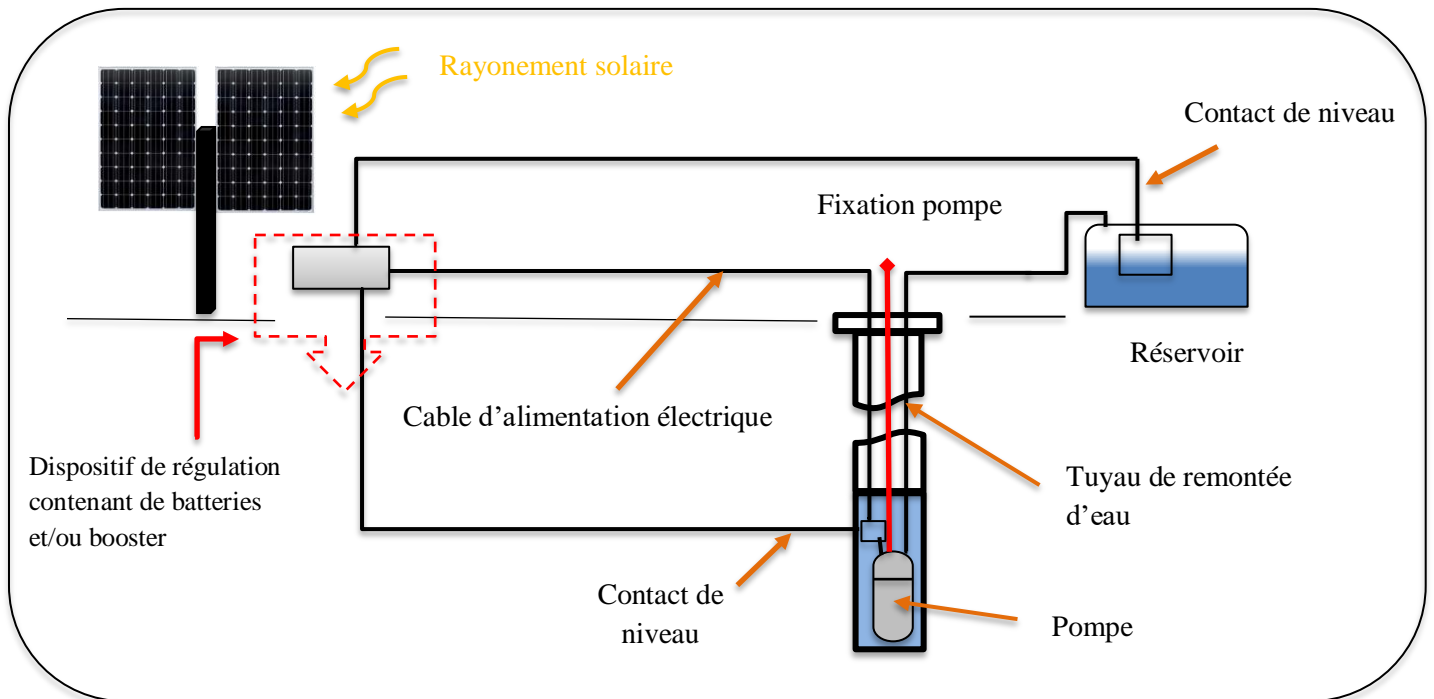


Figure 1.4. Schéma de raccordement d'une installation hybride.

D'autres systèmes photovoltaïques peuvent aussi être considérés comme autonomes, comme c'est le cas du pompage solaire de l'eau. On peut aussi les considérer comme hybrides si l'installation combine le système avec d'autres sources d'énergie électrique.



**Figure 1.5.** Schéma d'une installation PV autonome de type Pompage d'eau solaire

### 1.4.3. Systèmes connecté au réseau (Grid-connected PV system) :

Les systèmes connectés au réseau génèrent leur propre électricité et fournissent l'énergie excédentaire vers et depuis le réseau selon les besoins, ces transferts éliminent le besoin d'acheter et d'entretenir des batteries. Ceux-ci peuvent toujours être utilisés comme sources d'alimentation de secours en cas de panne du réseau [1].

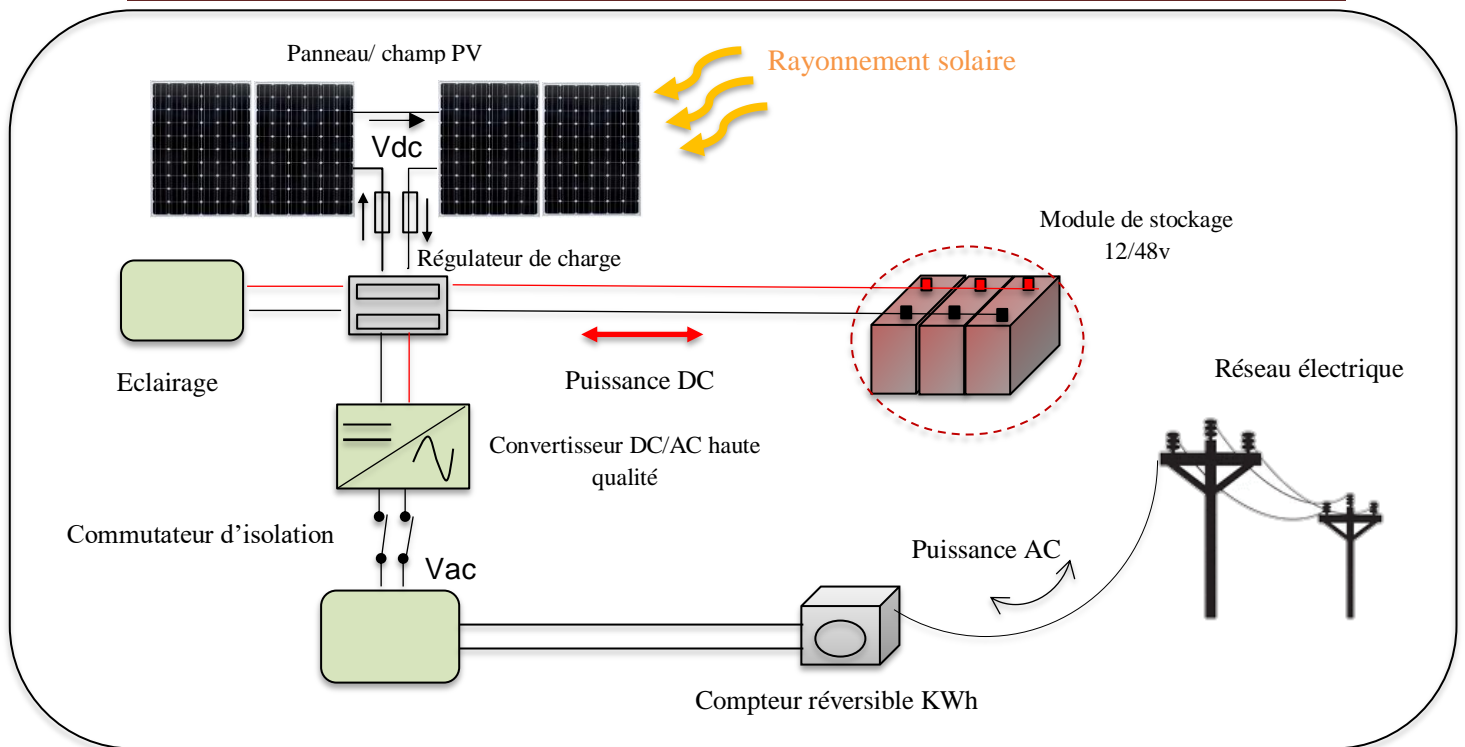


Figure 1.6 Schéma d'une installation PV connecté au réseau électrique.

### 1.5. Définition d'une batterie:

La batterie est un ensemble d'accumulateurs électrochimiques placées en série capables de convertir l'énergie électrique en énergie chimique et réciproquement [4]. On appelle respectivement ces opérations, charge et décharge. Lorsque l'on parle d'élément rechargeable on utilise le terme « accumulateur ».

Un accumulateur est un appareil accumulant de l'énergie électrique sous forme électrochimique pour la restituer ensuite suivant les besoins. Chaque accumulateur est constitué d'éléments associés pour former des blocs (par exemple, un accumulateur au plomb est composé de 3 ou 6 éléments de 2 V, soit un bloc de 6 ou 12 V).

### 1.6. Structure de la batterie :

Une batterie se compose d'un ensemble d'électrodes, d'un séparateur, d'un électrolyte, d'un conteneur et de bornes. Elle se compose d'une ou plusieurs cellules électrochimiques (éléments) connectées électriquement dans un montage série/parallèle approprié pour fournir la tension de fonctionnement et les niveaux de courant requis.

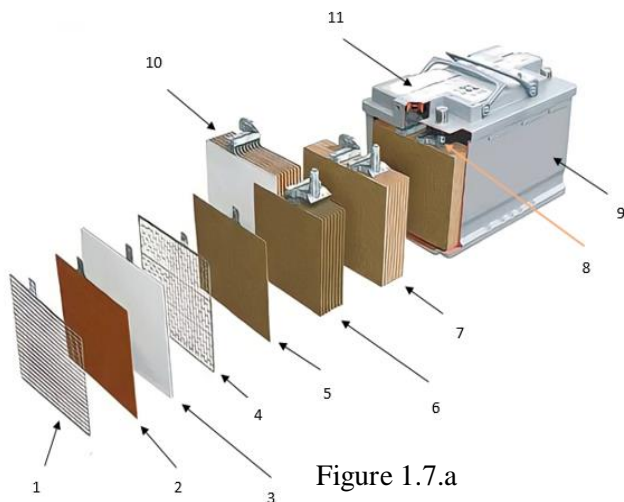


Figure 1.7.a

- 1) Grille positive
- 2) Plaque positive
- 3) Séparateur
- 4) Grille négative
- 5) Plaque négative
- 6) Faisceau négative
- 7) Bloc de plaque
- 8) Borne
- 9) Bac et couvercle
- 10) Faisceau positive
- 11) Rampe de bouchons

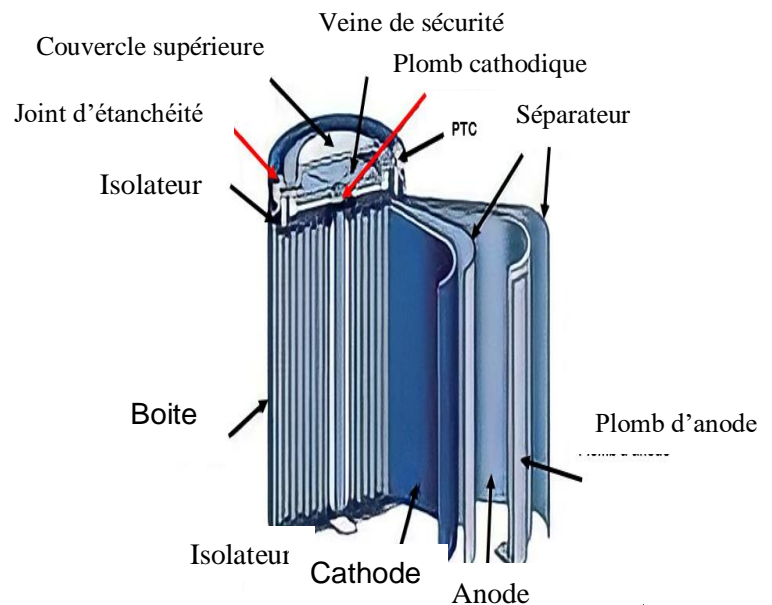


Figure 1.7.b

**Figure 1.7.** Vue éclatée des différents éléments d'une batterie : (a) structure d'une batterie au plomb classique, (b) structure cylindrique utilisée pour des cellules Li-ion.

Les constituants essentiels d'une batterie sont :

- **Les bornes** : Relient la batterie au circuit extérieur.
- **Les plaques** : qui sont les éléments de base d'une batterie, composées de grilles et de la matière active, quelquefois appelées électrodes.
- **Les Séparateurs** : Ce sont des feuilles microporeuses dont le rôle est d'empêcher les courts-circuits entre plaques de natures opposées, ils complètent le soutien de la matière active.

- **Le bac** : Fabriqué avec des matériaux, très divers, isolants résistant à l'acide, par exemple le plastique, l'ébonite (caoutchouc dur) ou autres matières.
- **L'électrolyte** : qui représente le canal conducteur dans lequel sont plongées les plaques, et qui permet les échanges ioniques entre celles-ci. Dans le cas d'une batterie au Plomb-Acide ouverte, l'électrolyte est une solution d'acide sulfurique (30% H<sub>2</sub>SO<sub>4</sub>). Cet électrolyte peut être gélifié, comme c'est le cas des batteries au plomb-acide étanche (SLA).
- **Les bouchons** : qui permettent le remplissage de la batterie et le départ des gaz formés pendant la charge pour les batteries ouvertes.
- **Les grilles** dont le rôle dans une batterie est de soutenir la matière active dans la plaque, ainsi elle représente le support de cette matière afin d'assurer la distribution du courant.
- **Les matières actives** : qui forment les plaques positives et négatives. L'énergie libérée lors de leurs réactions (chimique), permet la production d'énergie électrique.
- **La cellule galvanique** : qui est le bloc électrochimique de base dans une batterie, composé d'un ensemble de plaques positives et négatives divisées par des séparateurs, immergées dans la solution d'électrolyte et incluses dans un bac [8]. Chaque cellule possède une tension nominale de 3.6Volts pour une batterie au lithium-ion par exemple.
- **Le commutateur « PTC »** : Cet étage est une protection interne pour chaque cellule, montée en série [14]. Sa résistance est très faible à une température et un courant nominal. Durant une décharge excessive d'une cellule, sa température augmente et engendre une augmentation brusque de sa résistance qui limite le courant. Cette technique réversible est adoptée par des constructeurs pour certaines cellules cylindriques (Li-Ion, Ni-Cd et Ni-MH).[4][8]

## 1.7. Classification des batteries :

Les batteries se répartissent en deux grandes catégories : les batteries primaires non rechargeables et les autres batteries secondaires rechargeables. Il existe d'autres types de classifications, basées sur des structures spécifiques (conceptions techniques) ou des domaines d'utilisation bien définis [4].

### 1.7.1. Batteries primaires :

Ces batteries ne peuvent pas être chargées. Elles ne sont utilisées qu'une seule fois et doivent être remplacées car les réactions chimiques qui les régissent sont irréversibles, néanmoins, les piles primaires sont pratiques pour certaines applications : jouets, montre, équipements de communication, lampes de poche, appareils électroniques. [4][15][16].

Les principaux avantages des batteries primaires sont leur densité énergétique très élevée, une longue durée de vie, fiabilité, facile à utiliser et un coût acceptable.

### 1.7.2. Batteries secondaires :

Ces batteries peuvent être rechargées à leur état d'origine après décharge en faisant passer un courant à travers elles dans la direction opposée. Ce sont des dispositifs de stockage d'énergie électrique, également appelés "batteries de stockage" ou "accumulateurs".

Les applications des batteries secondaires se répartissent en deux catégories principales :

- L'application de batteries secondaires en tant que dispositifs de stockage d'énergie, généralement connectées électriquement et chargées par une source d'alimentation principale, et fournissant de l'énergie à une charge selon les besoins. Les exemples incluent les systèmes automobiles et aérospatiaux, les alimentations d'urgence et de secours (UPS) à la sécurité intégrée, les véhicules électriques hybrides et les systèmes de stockage d'énergie fixes (SES) pour l'équilibrage de charge des services publics au courant de décharge.
- Une batterie secondaire est essentiellement une application qui est utilisée ou déchargée comme batterie principale, mais chargée après utilisation plutôt que d'être jetée. Les batteries secondaires sont utilisées de cette manière, comme dans les appareils électroniques grand public portables, les outils électriques, les véhicules

électriques, etc., pour réduire les coûts (car elles peuvent être rechargées plutôt que remplacées) et doivent consommer plus que les batteries primaires. [4][15][16]

### 1.8. Principe électrochimique :

Il est nécessaire de comprendre les phénomènes chimiques fondamentaux qui régissent le fonctionnement des batteries afin de pouvoir justifier le choix des méthodes, des modèles, et par la suite mieux expliquer les résultats de ces interactions. Le schéma de principe d'une cellule électrochimique est illustré par la Figure 1.8 [4].

Lorsque la batterie se décharge, une réaction d'oxydation à l'anode libère un ou plusieurs électrons dans le circuit externe (récepteur). Ces électrons se dirigent ensuite vers la cathode, où ils participent à la réaction de réduction (gain d'un ou plusieurs électrons). Simultanément, les anions (les ions négatifs) et les cations (les ions positifs) migrent dans la solution d'électrolyte entre les deux électrodes pour maintenir l'équilibre des charges. Lorsque l'anode est complètement oxydée (ou que la cathode est complètement réduite), ces réactions cessent et la batterie se décharge. Quant à la charge, elle est réalisée en appliquant un courant électrique aux électrodes afin d'engendrer les réactions inverses. [4][7][8][16][17].

En décharge, l'anode est la borne négative de la batterie et la cathode est la borne positive. Par contre, en phase de charge l'électrode négative est la cathode et le positif est l'anode, les électrons circulant alors dans l'autre sens.

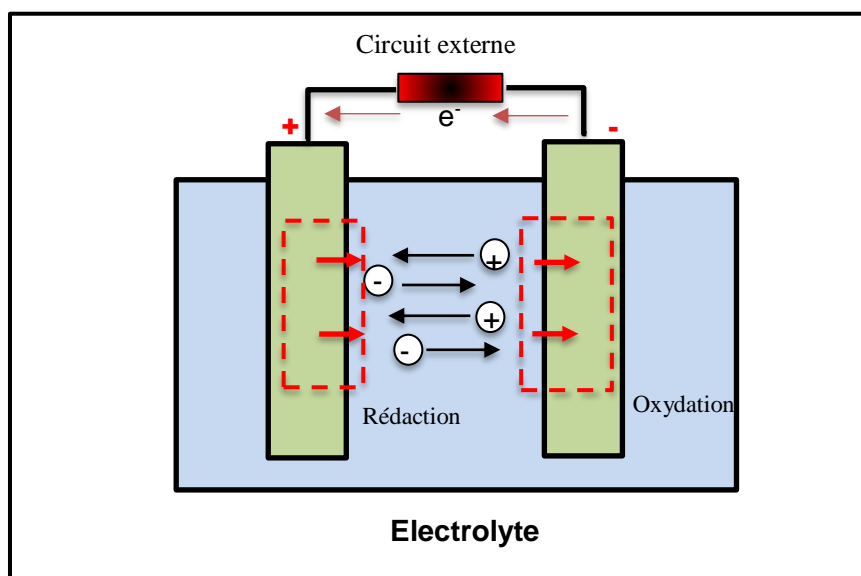


Figure 1.8. Cellule électrochimique de base.

### 1.8.1. Calcul de la tension aux borne d'une cellule :

La tension aux bornes des électrodes est fixée par l'énergie libre de réaction  $\Delta G$  existant entre les produits et les réactifs (électrodes). Lors des réactions aux électrodes, la valeur de l'énergie libre du système varie d'une quantité  $\Delta G_0$  (Joules), le potentiel d'un métal plongé dans une solution aqueuse contenant des ions de ce métal est dès lors liée au  $\Delta G$  de la réaction de dissolution par la relation suivante :

$$\Delta G_0 = -n. F. E_0 \quad (1.1)$$

Où :

$n$  : est le nombre d'électrons échangés lors de la réaction.

$F$  : est la constante de Faraday

$E_0$  : est le potentiel standard d'électrode.

Pour une cellule galvanique, on attribue à chaque demi-réaction sa propre valeur de  $E_0$ , comme illustré par le Tableau 1.1. La force électromotrice (EMF) de la cellule totale est alors la différence entre les potentiels des deux électrodes.

**Tableau 1.1.** Potentiel des réactions en électrode de certains éléments, à 25 C° [4]

| Réaction en Électrode « Demi-réaction »        | E0 (V) |
|--|--------|
| $Pb^{2+} + 2e^- \Leftrightarrow Pb$            | - 0.13 |
| $PbSO_4 + 2e^- \Leftrightarrow Pb + SO_4^{2-}$ | -0.36  |
| $Pb^{4+} + 2e^- \Leftrightarrow Pb^{2+}$       | +1.67  |
| $Ni^{2+} + 2e^- \Leftrightarrow Ni$            | -0.23  |
| $NiOOH + e^- \Leftrightarrow NiOH + OH^-$      | +0.48  |
| $Cd^{2+} + 2e^- \Leftrightarrow Cd$            | -0.40  |
| $Cd + 2 OH^- \Leftrightarrow CdOH + 2e^-$      | -0.81  |

## 1.9. Différents Types de batterie :

Il existe de nombreux types de batteries classifiés selon leur durée de vie, performance, l'énergie stockée, prix et leur impact sur l'environnement. Cela dû à l'effort de recherche et de développement menés pour aboutir aux besoins.

### 1.9.1. Accumulateur au plomb acide :

Les batteries de stockage au plomb sont les batteries de stockage les plus couramment utilisées aujourd'hui. La première batterie pratique, construite par Planté en 1859, est restée une curiosité de laboratoire jusqu'aux années 1880 où la plaque collée a été développée. Ce développement a permis la production économique de batteries au plomb et a favorisé leur utilisation dans la propulsion et l'éclairage des véhicules [4][16]. Sa technologie est bien maîtrisée et presque entièrement recyclable. Elle présente l'avantage non négligeable de présenter le prix de revient le plus faible parmi tous les types de batteries connus. Vu son ancienneté, elle joue le rôle d'étalon pour évaluer les caractéristiques des autres batteries à électrolyte liquide, qui se composent de deux électrodes, positive, baignant dans un électrolyte dite acide sulfurique dilué.

Ce sont des batteries conçues pour délivrer une puissance instantanée (batteries de démarrage moteur pour automobile). Une batterie au plomb est composée de plusieurs éléments d'accumulateurs montés en série. La tension normale d'un élément au plomb de 2V environ.

#### 1.9.1.1. Batteries "classiques" ou ouvertes (FLA) :

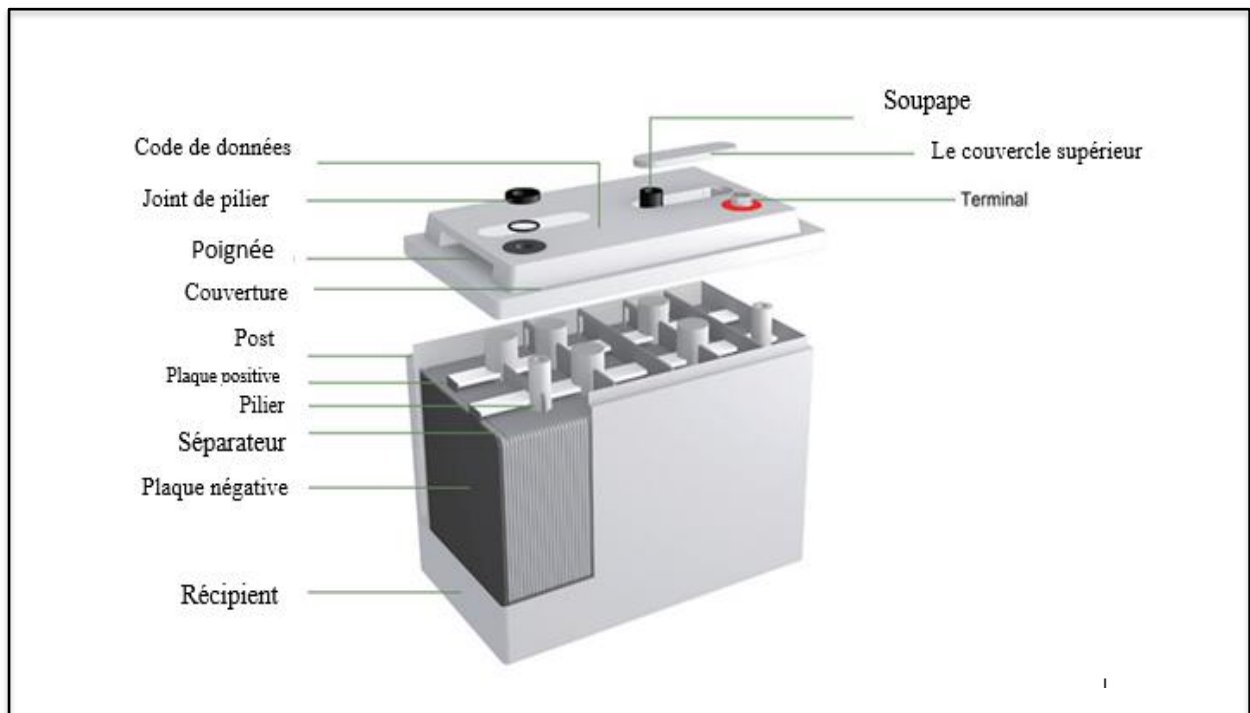
Pour ce type de batteries (voir la figure 1.7.a), la cellule n'est pas fermée, elle perd donc de l'électrolyte (composé typiquement de 65% d'eau et 35% d'acide sulfurique). En cas de gazéification, la batterie nécessite une maintenance. De plus, si cette maintenance n'est pas effectuée, une partie de la matière active peut perdre le contact avec la grille ce qui engendre une diminution de la durée de vie [18].

#### 1.9.1.2. Batteries à soupape de régulation (VRLA) :

Ce type de batteries présente un cas particulier des batteries à cellules fermées, dite batteries étanches (SLA), qui ne nécessitent pas d'entretien. L'électrolyte de ces batteries, à quantité limitée (starved batteries), est immobilisé sous forme de gel (ajout de silice à haute

spécificité ), ou encore retenue dans un séparateur en fibre de verre à haut pouvoir capillaire (AGM) [7], d'où l'avantage anti-renversement (Spill-proof) tant convoité par les applications aéronautique et UPS. Les gaz produits durant la gazéification restent donc emprisonnés dans le gel et diffusent à la surface de la grille négative, par la suite ils sont recombinaés durant la décharge. Par ce système, l'épuisement d'eau et l'émission de gaz sont extrêmement faibles. Ce système n'est fonctionnel que pour une phase de surcharge dite normale où le courant de charge est dans une plage recommandée par le constructeur. Elle dispose d'un design lui permettant de récupérer, lors de décharge, la majorité de l'oxygène généré par les cellules lors de la phase de surcharge.

Les VRLA sont utilisées pour des instruments portables et en télécommunication sous une forme de cellule cylindrique ou un ensemble de deux à six cellules assemblées en monobloc. D'autres formats sont réponsus comme prismatique pour les systèmes UPS ou prismatique-plat pour des applications aux besoins spécifiques [4].

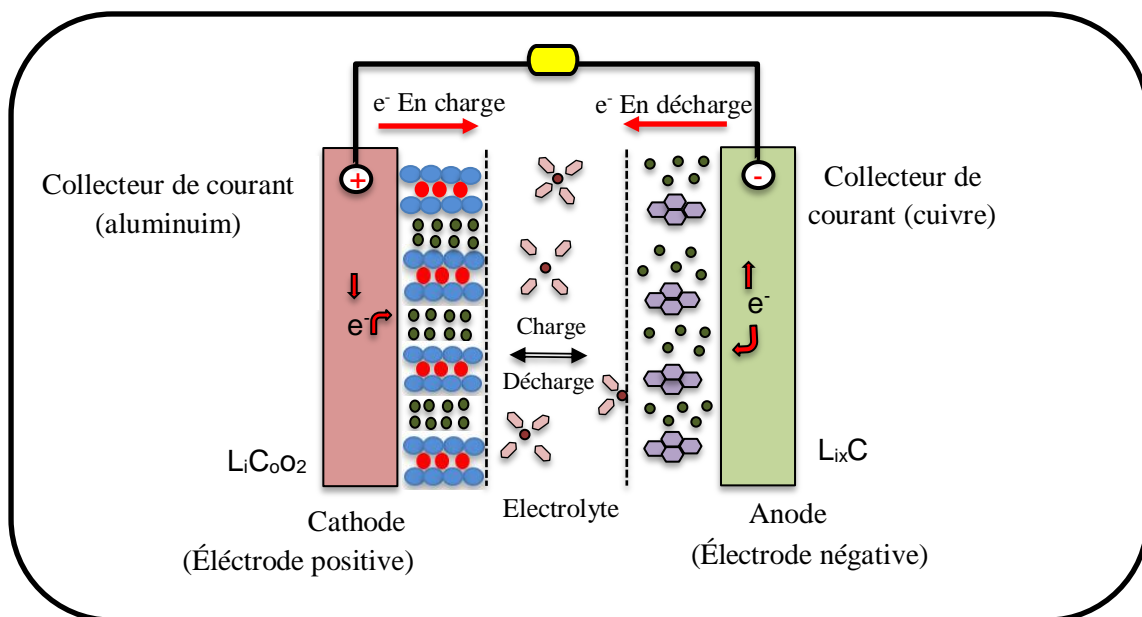


**Figure 1.9.** Structure d'une batterie au plomb acide (VRLA).

### 1.9.2. Accumulateur au lithium-ion (Li-Ion) :

La batterie lithium-ion fonctionne sur l'échange réversible de l'ion lithium entre une électrode positive, le plus souvent un oxyde de métal de transition lithium, et une électrode négative en graphite. La tension d'un élément lithium-ion est de 3.6V.

L'électrolyte est composé l'hexafluorophosphate de lithium (LiPF<sub>6</sub>), un sel à forte conductivité ionique, dissout dans un mélange de solvants (carbonate de propylène et le carbonate d'éthylène (PC-EC) ) connues par leurs forte constante diélectrique, aussi il est ajouté à ce mélange un copolymère de poly-vinylidene fluoride (PVDF) et poly-hexafluoropropylène (PHFP)[19]. Notons qu'il existe des accumulateurs lithium-ion industriels de grande puissance, ces éléments peuvent fonctionner jusqu'à 15 ans. Cependant l'utilisation de la technologie lithium-ion à ces échelles de puissance n'en est qu'à ses débuts.



**Figure 1.10.** Structure d'un accumulateur au Li-ion.

### 1.9.3. Accumulateur au Nickel Cadmium :

Les batteries Ni/Cd appartiennent à un groupe de cinq batteries rechargeables, par ex. Ni/Cd, Nickel–metal hydride (Ni/MH), Nickel–hydrogène (Ni/H<sub>2</sub>), Nickel-zinc (Ni/Zn), Nickel-fer (Ni/Fe), ayant en commun une base Ni positive électrode et une solution alcaline. Même si certains inconvénients connus peuvent être associés à la batterie Ni/Cd, particulièrement à faible densité d'énergie et impact sur l'environnement, il peut néanmoins être utilisé avantageusement dans un certain nombre d'applications industrielles. Ses caractéristiques positives seront évoquées en fonction du type de construction spécifique.

Le cadmium est utilisé comme électrode négative et le Nickel oxide hydroxide (NiOOH) comme électrode positive. L'électrolyte est une solution de KOH (22%,  $d=1,2 \text{ g/cm}^3$ ) contenant du Lithium hydroxide (LiOH) (8-20 g/L). Ce dernier améliore la durée de vie et les performances à haute température.

On rencontre des accumulateurs ayant une résistance interne plus élevée destinée à des utilisations moins brutales comme l'alimentation des émetteurs et récepteurs. Ce type de batterie possède un effet de mémoire, ce qui impose leur stockage dans un état décharge de 0,6V. Il peut supporter des pointes de courant en décharge plus importantes et sa décharge est très lente. Un élément possède une force électromotrice nominale de 1.2V, alors 4 éléments =4.8V.

## 1.10. Paramètres d'une batterie :

La diversité dans le domaine d'utilisation des batteries impose plusieurs types de critères permettant de déterminer les performances des batteries à travers ces paramètres afin de classer différents types de batteries selon leur conformité aux exigences.

### 1.10.1. Température :

Quand le stockage est en service, les températures  $T$  (°C) qui sont très hautes ou basses peuvent influencer fortement sur le fonctionnement de la batterie et par conséquent les autres paramètres.

### 1.10.2. Tension :

La tension aux bornes de la batterie  $V_t$ . C'est le paramètre le plus apparent et facile à déterminer. Différentes références sont faites à la tension d'une cellule ou d'une batterie :

- **Tension théorique** : C'est la fonction des matériaux d'anode et de cathode, de la composition de l'électrolyte et de la température (généralement indiquée à 25 C) [4].
- **Tension nominale (  $V_n$  )** : La tension nominale est celle qui est généralement acceptée comme typique de la tension de fonctionnement de la batterie, par exemple, 1.5 V pour une batterie zinc-dioxyde de manganèse.
- **Tension de fin de décharge (  $V_{\text{Cut-Off}}$  )**: C'est la tension au-dessus de laquelle la majeure partie de la capacité de la cellule ou de la batterie a été délivrée. La tension finale peut également dépendre des exigences de l'application.
- **Tension de fin de charge (  $V_{\text{full}}$  )** : lorsque la cellule (ou batterie) atteint cette tension, elle récupère toute la matière active disponible et elle est considérée comme chargée.
- **Tension à circuit ouvert (  $V_{\text{OC}}$  )** : est la tension de la cellule ou batterie à vide (sous aucune charge,  $I_b=0$ ) et est généralement proche approximative à la tension théorique.
- **Tension médiane** : est la tension centrale pendant la décharge de la cellule ou de la batterie [4].
- **Tension moyenne** : est la tension moyenne pendant la décharge [4].

### 1.10.3. Capacité :

- **Capacité massique** : C'est une forme de l'énergie spécifique, définie comme le rapport entre l'énergie disponible d'une batterie ou d'une cellule et son poids. Elle est exprimée en Wh/Kg [4].

- **Capacité nominale  $C_n$**  : C'est la valeur de capacité donnée par le constructeur pour l'une des conditions de fonctionnement préconisées (température  $T^\circ$  définie, courant  $I_b$  et  $V_{\text{Cut-Off}}$ ). Elle peut être déterminée en intégrant la courbe du courant de décharge sur la durée de décharge. Habituellement, la capacité est signalée à une tension finale arbitraire qui représente le minimum acceptable de la tension que le système tolère. [8]

#### 1.10.4. Phénomène d'autodécharge :

C'est un phénomène dans lequel des réactions chimiques internes réduisent la charge stockée de la batterie sans aucune connexion entre les électrodes ou tout circuit externe.

L'autodécharge diminue la durée de vie des batteries et les amène à avoir moins qu'une charge complète lorsqu'elles sont réellement utilisées [16][20]. Il est interprété comme une perte de la force électromotrice (FEM) due à une fuite interne de courant ( $I_{sd}$ ).

**Tableau 1.2.** L'autodécharge des différents systèmes de batteries.

| Type de batteries | L'estimation de l'autodécharge                                |
|-------------------|---|
| Primaire          | 10% en 5 ans.   |
| Plomb acide       | 4 à 6% par mois.  |
| Ni-MH             | 30% (avec une résistance faible et grande capacité massique). |
| Ni-Cd             | 15 à 20% par mois.  |
| Li-ion            | 2 à 3% par mois.  |

#### 1.10.5. Phénomène de polarisation :

Lorsqu'un courant de charge ou de décharge ( $I_b$ ) passe dans l'accumulateur, la tension varie de l'équilibre du circuit ouvert  $V_{oc}$  vers une valeur plus faible ou plus forte selon la phase (charge ou décharge). Ce phénomène est appelé la polarisation ( $\eta$ ). Vu que ce phénomène évolue avec le courant, cela le rend de plus en plus nuisible au rendement car il provoque des pertes en énergie et en capacité.

### 1.10.6. Résistance interne ( $R_{int}$ ) :

La résistance interne d'une batterie est la somme de plusieurs résistances élémentaires représentant des phénomènes divers observés lors des études électrochimiques et qui sont utilisés pour conception et fabrication [15]. On a identifié la résistance interne selon l'évolution d'une batterie en opération et qui se manifeste selon les phénomènes observés, ces résistances sont décrites ci-dessous :

- **Résistance de surcharge et de sur-décharge ( $R_{over\ C/D}$ ) :** Lorsque la batterie est surchargée ou sur-déchargée, la résistance interne augmente significativement. Deux résistances ( $R_{Over-C}/ R_{Over-D}$ ) sont attribuées respectivement pour couvrir le phénomène engendré de la large diffusion de l'électrolyte. [4]
- **Résistance interne  $R_b$  (effet de polarisation) :**  $R_b$  est la résistance interne, dite apparente, qui peut être identifiée par une mesure directe aux bornes de la batterie ou/et fournie par le fabricant sous des conditions précises ( $T^\circ$ ,  $I_b$ , SOC) pour une batterie neuve. Elle exprime le cumul des résistances ohmiques (électrolyte, électrodes et collecteurs des courants). Sa valeur est déterminante pour pouvoir utiliser la batterie car c'est elle qui régule le flux du courant en provoquant la chute de tension. Pour avoir une valeur plus cohérente à celle du profil adapté à la mission (C-rate),  $R_b$  peut être déterminée expérimentalement, lors d'une interruption de décharge par l'équation ci-dessous [21]

$$R_b = \frac{\Delta V_T}{|I_b|}, \text{ avec } \Delta V_T = V_T(t_1) - V_T(t_0) \quad (1.2)$$

- **Résistances  $R_{C/D}$  (effet hystérésis) :** Ces résistances ( $R_C$  et  $R_D$ ) sont liées à la résistance de l'électrolyte par rapport à la surface de contact (conception), à la viscosité de l'électrolyte. Cette variation de la résistance de chaque phase peut s'expliquer par des différences de particules qui fonctionnent lors du transfert de charge ionique pendant la charge ou la décharge pour assurer la conductivité ionique, entraînant un effet hystérétique sur l'évolution de  $V_T$  [22].
- **Résistance de shunt  $R_{sd}$  (effet de l'autodécharge) :** L'effet d'autodécharge est modélisé électriquement par une résistance de shunt mise en parallèle avec une

source électrique d'une tension représentant la FEM de la batterie [21]. Sur cette base, on peut dire que :

$$R_{sd} = \frac{V_{sd}}{i_{sd}}, \text{ avec } V_{sd} = V_{FEM} \quad (1.3)$$

### 1.10.7. État de charge (SOC) :

Une expression de la capacité actuelle de la batterie en tant que pourcentage de la capacité maximale. Le SOC est généralement calculé en utilisant l'intégration actuelle pour déterminer l'évolution de la capacité de la batterie au fil du temps. Elle est affectée par les conditions d'opération (le courant, la température...etc.). L'unité de SOC est 100% ou 1 pour une batterie pleinement chargée et 0% ou 0 pour une batterie dite vide.

$$SOC_{\%} = SOC \times 100 = \left( \frac{\text{capacité actuelle (Ah)}}{C_x(\text{Ah})} \right) \times 100 \quad (1.4)$$

### 1.10.8. Profondeur de décharge (DOD) :

Le DOD est la quantité de capacité retirée durant la phase de décharge lors d'un cycle à partir d'une batterie pleinement chargée. Il est exprimé, en pourcentage (%), en référence à la capacité maximale qui peut être livrée par cette batterie.

$$DOD_{\%} = \left( \frac{\text{La capacité retiré d'une batterie chargé (Ah)}}{C_x(\text{Ah})} \right) \times 100 \quad (1.5)$$

Aussi, selon l'équation 1.4 et 1.5 la profondeur de décharge est le complément de l'état de charge:

$$DOD_{\%} = (1 - SOC) \times 100 \quad (1.6)$$

### 1.10.9. Nombre de cycle (Nb\_Cycles) :

Défini comme le nombre de cycles (charge / décharge) que la batterie peut fournir durant sa vie tout en maintenant sa tension de coupure au-dessus de  $V_{\text{Cut-Off}}$ . Ce paramètre correspond à un DOD, et il est livré par le fabricant ou identifié pour une mission spécifique après des tests de validations (charge / décharge) sous des conditions environnementales spécifiques (température, rayonnement...etc.).

### 1.10.10. État de santé (SOH) :

Le SOH est un paramètre qui reflète l'état général de la batterie/cellule et sa capacité à fournir les performances spécifiées par rapport à une batterie neuve. C'est un indicateur important pour suivre la dégradation des performances de la batterie afin d'estimer la durée de vie (Nb\_Cycles) qui reste.

$$SOH_{\%} = SOH \times 100 = \left( \frac{\text{La capacité d'une batterie utilisé (Ah)}}{C_x(\text{Ah})} \right) \times 100 \quad (1.7)$$

### 1.11. Conclusion :

Selon l'illustration précédente, le stockage de l'énergie électrique par batterie est quasiment indispensable pour les systèmes fonctionnant par l'énergie PV. Dans notre cas, la contribution concerne la batterie pour différentes applications photovoltaïques. Plusieurs chercheurs ont contribué à de nombreux modèles décrivant le comportement de la batterie en termes de réactions chimiques ou circuit électrique ou aspect physique, et chacun définit les performances de la batterie en fonction de son type d'application. Cependant, la modélisation est une tâche cruciale pour prédire le comportement correct de la batterie, en particulier pour les systèmes non linéaires tels que les applications photovoltaïques.

Sur les connaissances acquises sur l'évolution de la batterie solaire dans ce chapitre, nous proposerons ensuite une solution qui combine l'utilisation de l'algorithme de colonie d'abeilles artificielles avec des paramètres évolutifs qui seront à estimer en continu afin d'identifier les paramètres internes de la batterie (Lithium-ion et plomb-acide).

# **Chapitre 2**

## **Etat de l'art sur les algorithmes d'optimisation Méta-heuristiques**

## 2.1. Introduction:

La majorité des problèmes d'extraction des paramètres peuvent s'exprimer comme des problèmes d'optimisation combinatoire. Or, de nombreux problèmes d'optimisation combinatoire sont difficiles et ne pourront donc pas être résolus de manière exacte dans un temps raisonnable puisque la capacité de calcul des machines évolue linéairement alors que le temps nécessaire à la résolution de ces problèmes évolue exponentiellement. Lorsqu'on s'attaque à rechercher des solutions à des problèmes réels, il faut se résoudre à un compromis entre la qualité des solutions obtenues et le temps de calcul utilisé.

Les méthodes d'optimisation recherchent une solution, ou un ensemble de solutions, dans l'espace de recherche, qui répondent aux exigences de l'ensemble des contraintes et qui minimisent, ou maximisent, la fonction objective.

Avec le développement de l'ordinateur et de l'essaim intelligence, divers algorithmes méta-heuristiques ont atteint de vastes applications, en particulier dans l'optimisation non linéaire et complexe [24][25]. L'un des principaux avantages est qu'ils ne demandent pas un modèle mathématique précis pour l'étude du système [26], de sorte que la charge de calcul peut être considérablement réduite.

Les méta-heuristiques sont des algorithmes génériques d'optimisation qui sont souvent inspirés à partir de l'étude d'espèces vivantes, et ont pour objectif de permettre la résolution d'une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme. Elles forment une famille d'algorithmes visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile. Afin de fournir une introduction à l'état de l'art de ces algorithmes, ce chapitre entreprend la présentation de plusieurs algorithmes méta-heuristiques. Ces algorithmes sont catégorisés en quatre groupes, basés sur la biologie, la physique, la sociologie et les mathématiques. Simultanément, la théorie de base de divers algorithmes méta-heuristiques sera introduite, ainsi que leur hybride ou variantes.

## 2.2. Algorithmes basés sur la physique :

### 2.2.1. Optimisation des essaims de particules :

PSO est une stratégie de recherche aléatoire globale parallèle dérivée du comportement de recherche de nourriture des oiseaux [27], dans lequel l'essaim de particules

suit les directions optimales globales et individuelles pour mettre à jour sa vitesse et sa position [28][29].

Puisque PSO a fait preuve d'une excellente flexibilité et d'un sens pratique dans la résolution de divers problèmes d'optimisation complexes [30], de nombreuses variantes améliorées PSO, par exemple, flexible (FPSO) [31], convergence garantie PSO (GCPSO) [32], PSO parallèle (PPSO) [33], accélération variable dans le temps coefficients PSO (TVAC PSO) [34], leader amélioré PSO (ELPSO) [35] sont proposées pour améliorer encore le performance globale.

### 2.2.2. Algorithme de recuit simulé:

L'algorithme de recuit simulé (SA) s'inspire du physique processus de refroidissement progressif appelé recuit, tandis que son organigramme est démontré dans la Figure 2.1, comme suit [36]. La méthode hybride (LM + SA) combine la méthode Levenberg-Marquardt (LM) avec SA a déjà été appliquée sur l'identification des paramètres [37], une telle stratégie dépend principalement du bon réglage de facteur d'amortissement [38] de LM. Le contrôle du facteur d'amortissement basé sur l'algorithme SA peut améliorer efficacement la capacité de recherche globale de la méthode LM, qui peut aider à rechercher un global optimum.

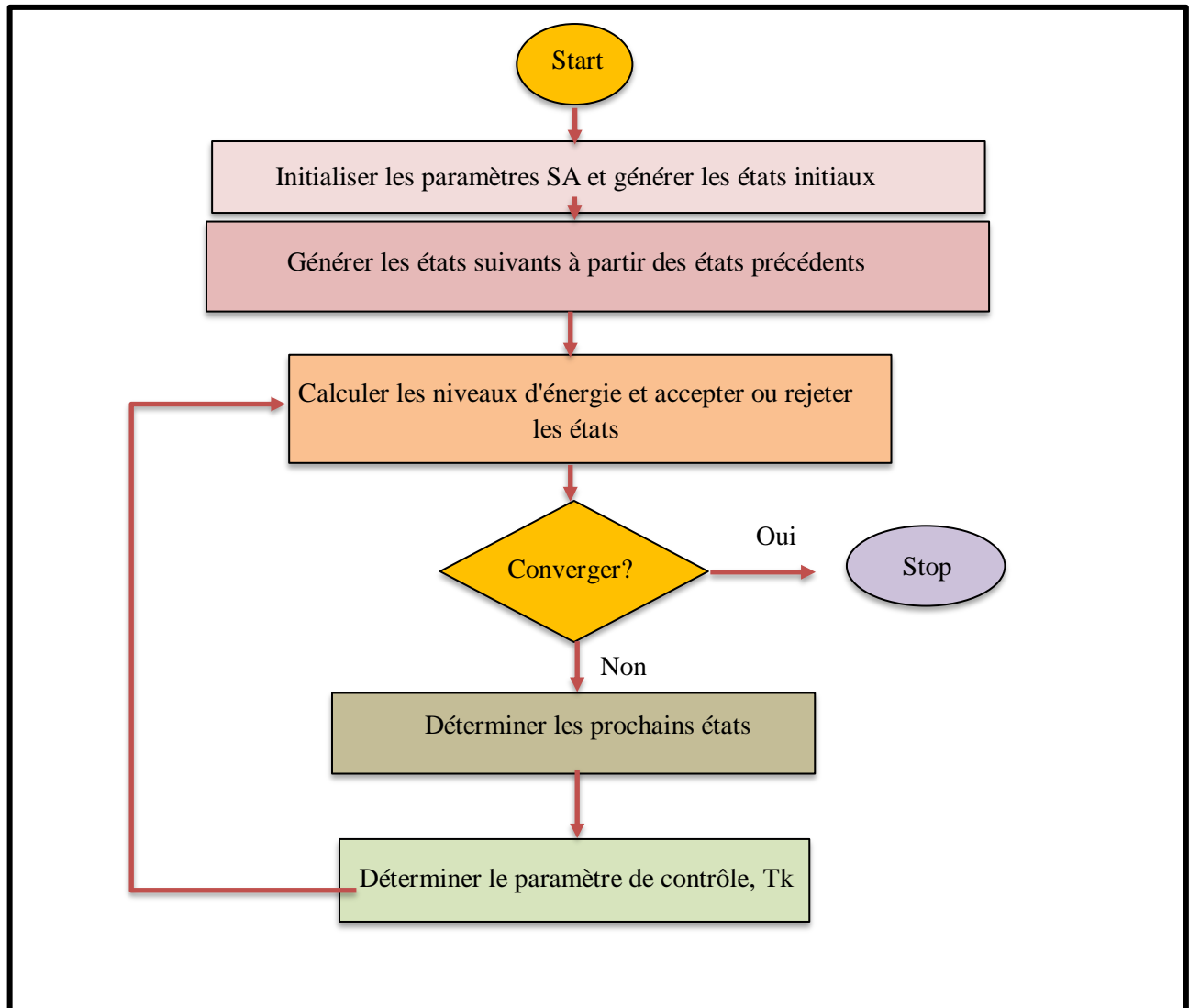


Figure 2.1. Organigramme de la méthode SA

### 2.2.3. Algorithme des feux d'artifice :

L'algorithme des feux d'artifice (FWA) est basé sur le mécanisme d'explosion des feux d'artifice dans l'air. L'explosion stochastique des feux d'artifice peut être considérée comme une recherche continue autour d'un point particulier dans l'espace, dans lequel les nouvelles étincelles générées par le feu d'artifice peuvent être considérées comme solutions potentielles à l'optimisation [39]. Fondamentalement, l'évaluation de l'étincelle des feux d'artifice sous la fonction objectif donnée peut être donné par :

$$S_i = m \times \left( \frac{y_{\max} - f(x_i) + \zeta}{\sum_{i=1}^n (y_{\max} - f(x_i) + \zeta)} \right) \quad (2.1)$$

Où :

$S_i$  : représente l'évaluation de l'étincelle du feu d'artifice.

$m$  : est le paramètre de contrôle responsable du nombre d'étincelles générées.

$f(x_i)$  : désigne la fonction objectif du feu d'artifice.

$y_{\max}$  : représente la fonction objectif maximale.

$f_{\max}(x_i)$  et  $\zeta$  : désigne un extrême petit nombre positif, respectivement.

#### 2.2.4. Optimisation pilotée par le vent :

L'algorithme d'optimisation pilotée par le vent (WDO) reproduit principalement le mouvement de particules d'air microscopiques dans un espace multidimensionnel [40]. En particulier, la vitesse et la position de chaque colis aérien doivent être mises à jour en permanence pour explorer un nouvel espace de recherche, comme suit [41] :

$$\overrightarrow{u_{new}} = (1 - \alpha) \cdot \overrightarrow{u_{cur}} - g x_{cur} + \left( \left| 1 - \frac{1}{i} \right| \cdot (x_{opt} - x_{cur}) \cdot RT \right) + \left( \frac{c \cdot \overrightarrow{u_{od}}}{i} \right) \quad (2.2)$$

Ou:

$\overrightarrow{u_{new}}$  : représente la vitesse de la prochaine itération.

$\alpha$  : est le coefficient de frottement.

$\overrightarrow{u_{cur}}$  : signifie la vitesse de l'itération en cours d'itération.

$x_{cur}$  : représente la position actuelle du colis aérien.

$i$  : indique le rang du colis aérien.

$x_{opt}$  : désigne la position optimale du colis aérien.

$c = -2RT$ .

$\overrightarrow{u_{od}}$  : est égal à la force de Coriolis  $\overrightarrow{F_c}$

Puisque que l'algorithme WDO est facile à mettre en œuvre et ne nécessite que peu de paramètres ajustables, il a les mérites d'une forte capacité de recherche globale, convergence rapide et forte robustesse.

#### 2.2.5. Algorithme du cycle de l'eau basé sur le taux d'évaporation :

L'algorithme du cycle de l'eau basé sur le taux d'évaporation (ER-WCA) est une amélioration version de l'algorithme du cycle de l'eau (WCA)[42] imitant le processus du cycle de l'eau dans la nature. Initialement, une partie des cours d'eau est générée et choisie

comme mer et rivière en fonction de leur valeur de fitness. Pendant ce temps, selon l'intensité du débit, les ruisseaux peuvent avoir une chance de se jeter dans les rivières ou la mer. D'autre part, la meilleure solution (mer) possède également le droit de contrôler et possède plus de flux[43]. De plus, le processus d'évaporation est introduit pour éviter une convergence, tandis que le processus de pluie peut former de nouveaux flux dans divers directions, comme suit :

$$\overrightarrow{X_{st}^{new}}(t + 1) = \overrightarrow{L_b} + r \cdot (\overrightarrow{U_b} - \overrightarrow{L_b}) \quad (2.3)$$

Ou :

$\overrightarrow{X_{st}^{new}}$  : représente le nouveau flux généré.

$r$  : désigne un nombre aléatoire uniformément réparti entre 0 et 1.

$\overrightarrow{U_b}$  et  $\overrightarrow{L_b}$  désignent respectivement les limites inférieure et supérieure.

## 2.3. Algorithmes basés sur la biologie :

### 2.3.1. Algorithme génétique :

GA est un algorithme basé sur la biologie inspiré du mécanisme d'évolution dans la nature [44], qui consiste principalement en trois étapes, à savoir la sélection, croisement et mutation [45][46], tandis que son organigramme est démontré dans la figure 2.2. Dans le but d'améliorer encore les performances de l'GA traditionnel pour mieux l'appliquer, plusieurs versions d'amélioration sont proposées. Afin de réduire la charge de calcul de GA, un algorithme hybride (GA + NR) a été proposé pour extraire deux paramètres dans [47], dans laquelle NR représente la méthode de Newton Raphson. De plus, adaptatif GA (AGA) peut améliorer grandement l'efficacité des calculs et augmenter la minimisation locale, dans lequel les paramètres génétiques adaptatifs, les probabilités de croisement et de mutation sont introduites [48]. D'ailleurs, les résultats de la simulation démontrent que l'algorithme l'AGA peut ajuster avec précision les courbes dans des conditions d'irradiation différentes par rapport à l'AG traditionnel méthodes

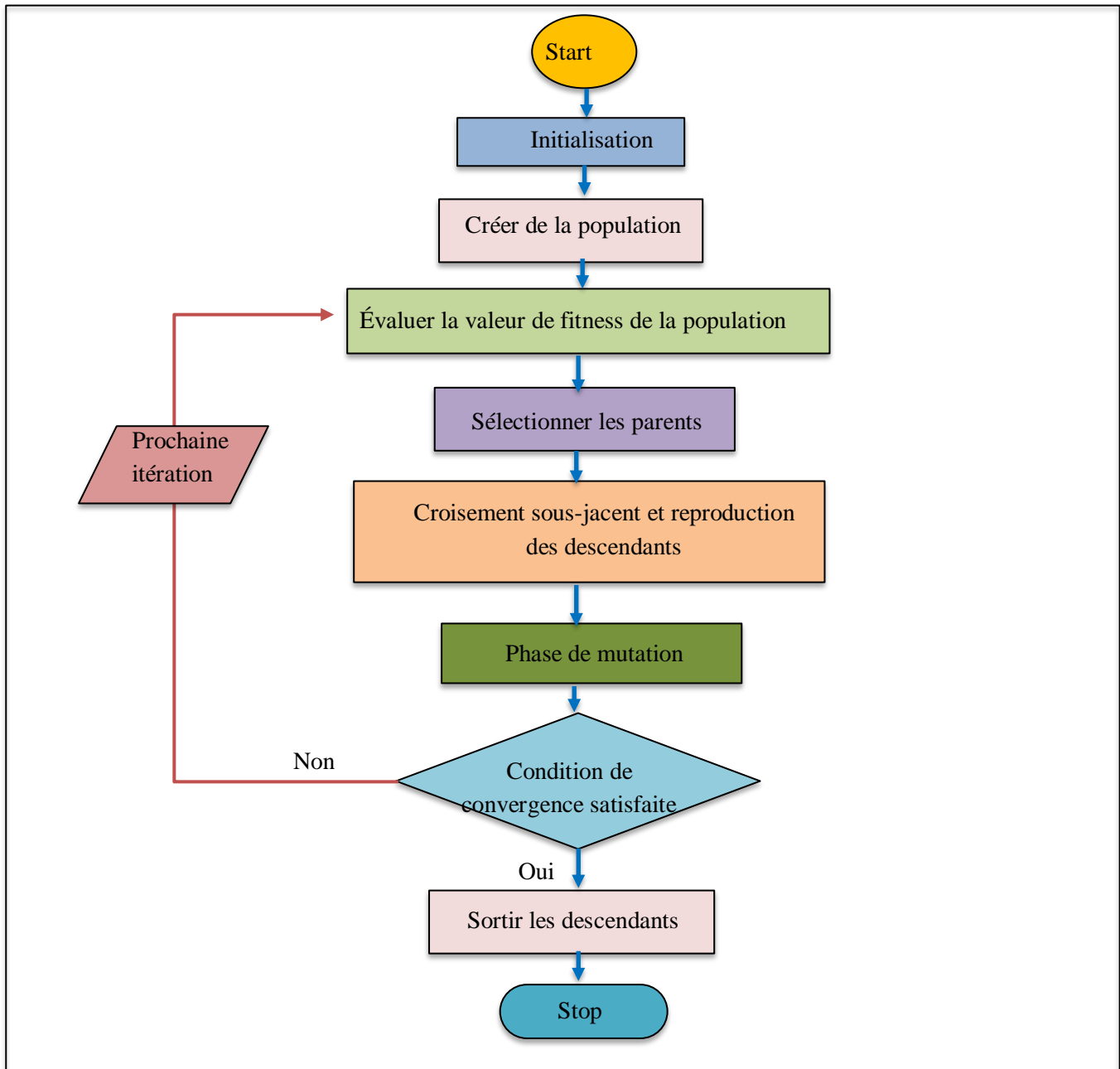


Figure 2.2. Organigramme de la méthode GA

### 2.3.2. Optimisation des essaims d'abeilles artificielles:

La stratégie d'optimisation des essaims d'abeilles artificielles (ABSO) imite principalement le comportement de collecte et de traitement du nectar des abeilles [49]. Fondamentalement, les abeilles sont classées en deux groupes (les spectatrices et les éclaireuses), tandis que certaines abeilles spectatrices sont sélectionnées comme abeilles

d'élite qui peuvent mieux exploiter les solutions optimales potentielles. En particulier, le nombre d'abeilles d'élite joue un rôle crucial dans la performance optimale d'ABSO.

### 2.3.3. Colonie d'abeilles artificielles:

L'approche d'optimisation des colonies d'abeilles artificielles (ABC) reproduit principalement le comportement intelligent de recherche de nourriture des abeilles[50][51], dans lequel différentes abeilles modifient leurs positions via différents types de chemins [52][53] en particulier, dans le but d'équilibrer plus efficacement l'exploitation locale et l'exploration globale, une nouvelle stratégie hybride nommée algorithme d'apprentissage de colonies d'abeilles artificielles (TLABC) est proposée [54]. Dans l'algorithme TLABC, les nouvelles sources de nourriture peuvent être mises à jour grâce à une stratégie basée sur l'apprentissage, comme suit:

$$u_s \begin{cases} x_s + r \cdot (x_s - x_j), & \text{if } f(x_s) \leq f(x_j) \\ x_s + r \cdot (x_j - x_s), & \text{if } f(x_j) \leq f(x_s) \end{cases} \quad (2.4)$$

Ou :

$x_s$  : représentent la source de nourriture précédente.  $j \in \{1, 2, \dots, N_P\}$  et  $j \neq s$ .

$u_s$  : indique la source de nourriture mise à jour.

$r$  : désigne un vecteur aléatoire uniformément distribué en  $[0, 1]$ .

$N_P$  : représente la taille de la population.

### 2.3.4. Algorithme d'optimisation des baleines :

L'algorithme d'optimisation des baleines (WOA) reproduit principalement le mécanisme de chasse unique des baleines à bosse, c'est-à-dire la stratégie de chasse au filet à bulles [55][56][57]. En outre, les baleines à bosse utilisent également une stratégie de recherche aléatoire pour rechercher des proies en échangeant des informations avec d'autres baleines, comme suit [58] :

$$D = |C \cdot X_r - X_t| \quad (2.5)$$

$$X_{t+1} = X_r - A \cdot D \quad (2.6)$$

Ou :

$X_r$  : représente la position d'une baleine au hasard,  $D$  est la distance entre baleine et proie.

$t$  : signifie le numéro d'itération actuel.  $A$  et  $C$  représentent des vecteurs de coefficients.

si  $|A| \geq 1$ , la position d'un baleine sera mis à jour en fonction d'une baleine aléatoire.

Pour remédier aux inconvénients du WOA original, le WOA amélioré (IWOA) [59] et le WOA chaotique (CWOA) [60] sont proposés pour améliorer la vitesse de convergence et la qualité de recherche globale. En outre, le WOA modifié (MWOA) [61] peut améliorer efficacement la capacité d'exploitation locale et la précision de la solution.

### 2.3.5. Optimiseur de fourmillions amélioré:

L'algorithme amélioré de l'optimiseur de fourmi-lion (IAIO) imite principalement le comportement de chasse des fourmis lions [62]. Par rapport à l'optimiseur fourmi-lion d'origine (AIO), la séquence chaotique et la formule mise à jour de la position de l'algorithme PSO sont introduites dans IAIO pour éviter une convergence prématurée et améliorer l'efficacité de la recherche. Fondamentalement, généré en combinant une séquence aléatoire  $x$  alors que tous les éléments de la séquence sont dans la plage de  $[0,1]$ , comme suit :

$$L_{ij} = 4x_{ij}^2 - 3x_{ij} \quad (2.7)$$

Ou :

$x_{i,j}$  : peut être la position des fourmis ou la position des fourmillions.

### 2.3.6. Optimisation basée sur la biogéographie:

L'optimisation basée sur la biogéographie (BBO) est une stratégie de recherche globale basée sur le phénomène de la biogéographie insulaire, qui a deux opérateurs appelés migration et mutation [63][64]. Pour surmonter les défauts du BBO, l'algorithme BBO-M intègre stratégie de mutation de DE dans la migration originale de BBO [65] pour améliorer efficacement la capacité d'exploitation. De plus, la théorie du chaos est également employée dans le BBO pour ajuster la solution dans la mutation, ce qui peut efficacement éviter une convergence prématurée. La mutation avec la théorie du chaos est une régulation douce, différente de la mutation aléatoire, qui peut facilement trouver un optimum.

### 2.3.7. Algorithme de pollinisation des fleurs :

L'algorithme de pollinisation des fleurs (FPA) reproduit principalement le processus de pollinisation des fleurs, dans lesquelles les deux méthodes de pollinisation sont employées, la pollinisation abiotique et la pollinisation biotique [66][67]. Un tel processus peut être considéré comme la recherche optimale, comme suit [67] :

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \gamma \cdot L(\lambda)(g_* - x_i^t) \quad (2.8)$$

Ou:

$x_i^{t+1}$  : est le pollen résultant.

$L(\lambda)$  : signifie la taille de pas basée sur le vol de Lévy.

$x_i^t$  : désigne le pollen actuel.

$\gamma$  : est un facteur d'échelle, et  $g$  signifie la meilleure solution, respectivement.

Dans le but d'amélioration de la vitesse de convergence et de la capacité d'exploitation, un nouveau pollinisateur hybride d'abeilles FPA (BPFPA) a été proposé, dans lequel la méthode simplexe est utilisée pour générer des solutions de mauvaise qualité afin d'améliorer le caractère aléatoire [68]. De plus, la mutation est synthétisée dans la recherche locale pour obtenir une capacité de recherche plus large.

### 2.3.8. Algorithme de recherche de nourriture bactérienne:

L'algorithme de recherche de nourriture bactérienne (BFA) reproduit le comportement de recherche de nourriture de bactéries E-coli [69]. En particulier, les bactéries à haute valeur de fitness auront une chance de se diviser en deux individus, ainsi la taille de la population peut être maintenue stable [70]. De plus, dans l'intérêt d'améliorer la diversité de la population et d'éviter d'être piégé à un optimum local, les bactéries peuvent être éliminées et dispersées lorsque les conditions environnementales changent soudainement [71].

Puisque, BFA est insensible aux valeurs initiales et que la phase d'élimination et de reproduction peut améliorer efficacement la capacité d'exploitation, une telle stratégie a été largement appliquée à divers problèmes d'optimisation sans information dérivée.

### 2.3.9. Système immunitaire artificiel :

L'algorithme du système immunitaire artificiel (AIS) est basé sur le mécanisme du système immunitaire humain contre les micro-organismes nuisibles appelés agents pathogènes [72]. En fait, tous les anticorps produits partagent les opportunités de se déplacer vers l'antigène, tandis que l'anticorps sains sera localisé et ajouté aux cellules mémoire en fonction de l'affinité. En particulier, la sélection d'anticorps sains repose principalement sur deux facteurs qui sont : la probabilité de densité et la probabilité de fitness, respectivement tandis que cette dernière peut être décrit par [73] :

$$P_{f,i} = \frac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^s f(x_j)} \quad (2.9)$$

Ou :

$P_{fi}$  : représente la probabilité de remise en forme du  $i$  ème anticorps.

$f(x_i)$  : désigne la valeur de fitness du  $i$  ème anticorps.

$s$  : représente le nombre de tous les anticorps.

En outre, le croisement et la mutation peuvent améliorer efficacement la diversité des anticorps, ce qui peut éviter de manière significative une convergence prématurée.

## 2.4. Algorithmes basés sur la sociologie :

### 2.4.1. Algorithme de recherche d'harmonie :

La stratégie d'optimisation de la recherche d'harmonie (HS) reproduit à l'origine le processus d'improvisation des musiciens, dans lequel chaque solution appelée harmonie est spécifiée par un vecteur [74]. Après chaque itération, les vecteurs d'harmonie sont stockés dans la mémoire d'harmonie (HM) tandis qu'une meilleure harmonie remplace la pire harmonie stockée dans HM pour assurer des harmonies de haute qualité [75]. En outre, une variante améliorée appelée recherche d'harmonie globale basée sur le groupement (GGHS) [75] peut exploiter efficacement l'optimum potentiel en considérant qu'il peut exister des informations utiles dans les pires harmonies. Par ailleurs, une stratégie d'élite est introduite dans la recherche d'harmonie globale (IGHS) innovante [75]. En général, ces variantes peuvent efficacement remédier aux inconvénients du HS.

### 2.4.2. Optimisation basée sur l'apprentissage de l'enseignement :

L'algorithme d'optimisation basée sur l'apprentissage de l'enseignement (TLBO) imite principalement le comportement d'enseignement et d'apprentissage en classe, qui se compose de deux phases, l'enseignement et l'apprentissage [76]. De plus, un algorithme TLBO amélioré et simplifié (STLBO) a été proposé [77], dans lequel une stratégie d'élite et une recherche locale sont adoptées pour améliorer efficacement la capacité de recherche globale. Par ailleurs, STLBO conserve les mérites d'une structure simple et d'une mise en œuvre facile. De plus, un TLBO oppositionnel généralisé (GOTLBO) [78] est proposé pour améliorer la convergence et simplifier la structure, dans lequel l'étape d'initialisation et la stratégie de saut de génération basée sur l'opposition sont introduites.

### 2.4.3. Algorithme concurrentiel impérialiste :

L'algorithme de concurrence impérialiste (ICA) est principalement basé sur le mécanisme de concurrence impérialiste, qui divise les pays initiaux en deux groupes, les pays impérialistes qui possèdent la meilleure valeur de fonction de fitness et les colonies qui suivent les impérialistes. En particulier, la puissance normalisée de chaque pays impérialiste peut être décrite par [79] :

$$P_i = \frac{|C_i|}{\left| \sum_{k=1}^{N_{imp}} C_k \right|} \quad (2.10)$$

Ou :

$N_{imp}$  : représente le nombre de pays impérialistes.

$P_i$  : désigne le pouvoir normalisé du  $i$  ème impérialiste.

$C_i$  : c'est le coût de le  $i$  ème pays impérialiste.

L'empire le plus puissant à la fin des itérations peut être considéré comme la solution optimale. Comparé à GA et PSO, ICA a une vitesse et une précision de convergence plus élevées, et une stabilité de convergence plus forte, en particulier pour les optimisations de faible dimension [79]

## 2.5. Algorithmes basés sur les mathématiques :

### 2.5.1. Algorithme de recherche de modèle :

La recherche de modèle (PS) est un algorithme sans dérivé qui nécessite simplement d'évaluer la fonction objectif vers sa recherche d'optimisation [80][81] . En particulier, les approximations de la fonction objective ne sont pas nécessaires dans PS puisqu'il peut utiliser

sa propre recherche historique pour prévoir la direction de la nouvelle recherche. En outre, une nouvelle fonction objective est adoptée dans PS pour se conduire aux valeurs optimales estimées des paramètres [82].

### 2.5.2. Évolution complexe mélangée :

L'algorithme d'évolution complexe mélangée (SCE) est principalement composé de trois phases, population, complexe et simplex [83], dans lequel l'utilisation de la recherche aléatoire contrôlée et de l'évolution complexe compétitive (CCE) peut améliorer efficacement sa capacité d'optimisation globale. En particulier, l'organigramme de SCE est illustré sur la Figure 2.3 [84]. Cependant, il y a encore quelques lacunes dans SCE, ainsi une évolution complexe mélangée améliorée (ISCE) est développée dans [84] pour améliorer la vitesse de convergence et mieux équilibrer l'exploitation locale et l'exploration globale, dans laquelle une stratégie CCE améliorée est utilisée.

En outre, un nouvel algorithme d'évolution complexe mélangé amélioré par la stratégie d'apprentissage basée sur l'opposition (ESCE-OBL) est proposé, dans lequel la méthode OBL est utilisée pour améliorer sensiblement la qualité des solutions initiales tandis que la stratégie ESCE peut accélérer efficacement la convergence [85] en particulier, les résultats acquis par SCE

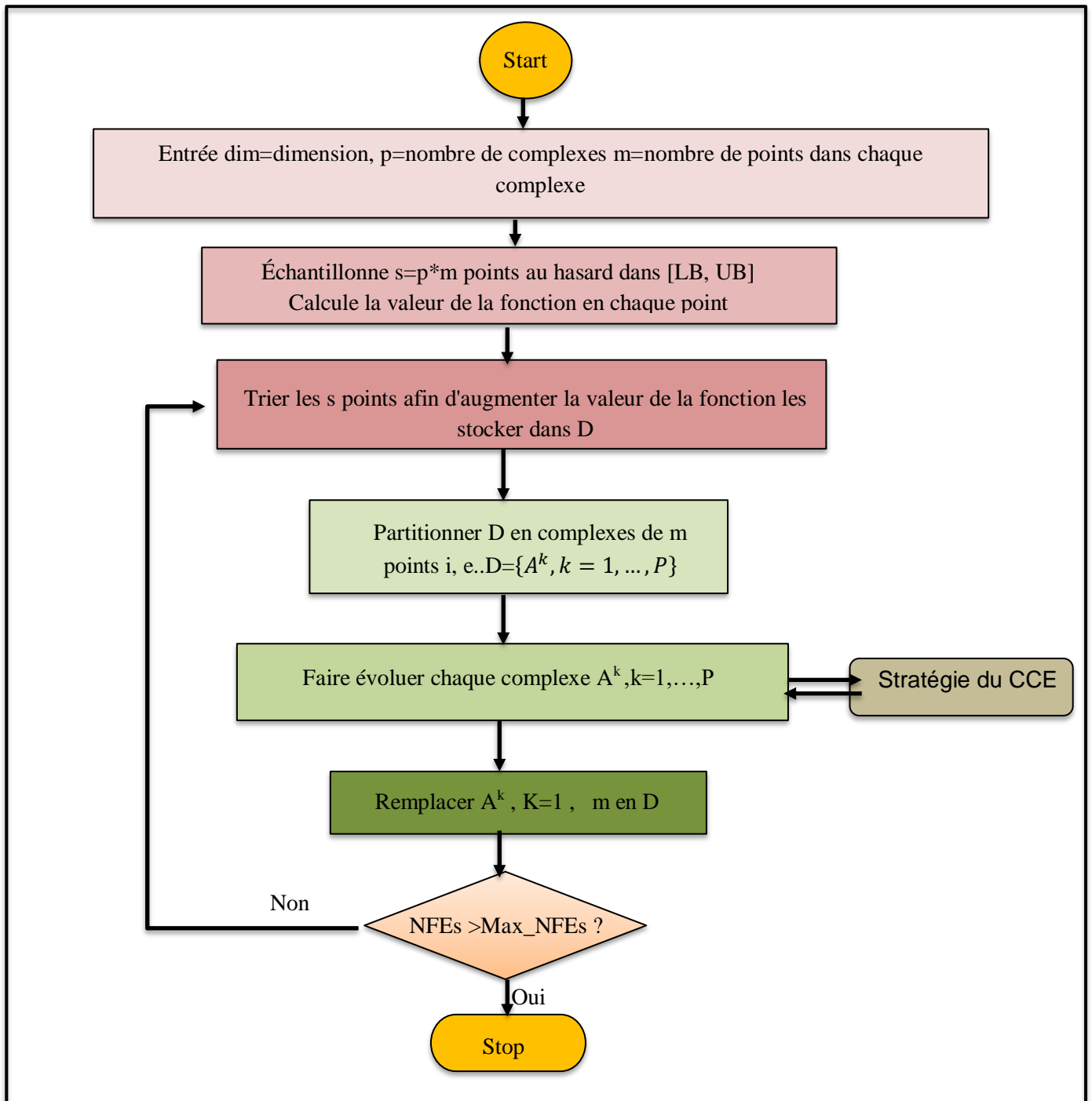


Figure 2.3. Organigramme de SCE.

### 2.5.3. Algorithme JAYA :

L'algorithme JAYA n'a besoin que de deux paramètres pour résoudre diverses optimisations contraintes et non contraintes, la taille de la population et le nombre de générations. De plus, afin de remédier aux inconvénients de l'algorithme JAYA (une diversité

de population insuffisante, une faible capacité d'exploration globale et une mauvaise qualité de la solution finale), un algorithme JAYA (IJAYA) amélioré est proposé [86]. De plus, un algorithme JAYA guidé par les performances (PGJAYA) [87] est conçu pour équilibrer plus efficacement l'exploitation locale et l'exploration globale. De plus, un nouvel algorithme JAYA (EO JAYA) basé sur l'opposition d'élite [88] est rapporté pour améliorer la diversité de la population.

## 2.6. Conclusion :

En arrivant à la fin de ce chapitre, le lecteur se pose inévitablement la question suivante : quel est le meilleur algorithme métaheuristique ?

Il n'est malheureusement pas possible de répondre de manière directe et précise à cette question en effet, si certaines similitudes sont évidentes entre ces différentes approches (voisinages), elles diffèrent sur des points relativement délicats (fonction d'énergie du recuit simulé, liste des mouvements interdits de tabou, opérateurs de croisement des algorithmes, ...).

Des comparaisons s'avèrent difficiles et ce pour deux raisons : d'une part, il faut affiner les paramètres intervenant dans ces méthodes avec la même rigueur et, d'autre part, la qualité de la solution dépend du temps d'exécution. Cependant, quelle que soit la métaheuristique utilisée, il faut constater qu'il est devenu possible de résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire de taille intéressante. Les résultats déjà prometteurs des approches hybrides sont de bon augure pour progresser de manière essentielle dans ce domaine.

Notre objectif dans cette thèse est l'optimisation des paramètres internes de la batterie à l'aide de l'algorithme de colonie d'abeilles artificielles, sur cette note, nous essaierons de résoudre ce problème dans les prochains chapitres.

# **Chapitre 3**

## **Modélisation et estimation**

### 3.1. Introduction :

La modélisation mathématique des batteries est un aspect très important pour la simulation des systèmes d'énergies renouvelables car l'incertitude associée à la durée de vie prévue pour les batteries rend leurs comportements très complexes. Pour cette raison, la modélisation est une tâche primordiale qui permet de caractériser le comportement du système afin d'établir une relation directe entre les différents composants du système et d'introduire un rapport entre l'énergie produite par l'installation et la demande énergétique.

Nous allons dans ce chapitre modéliser les paramètres internes des batteries (plomb acide et lithium ion) en utilisant deux modèles électrochimiques les plus couramment utilisés dans les applications PV qui sont dans l'ordre suivant : modèle de Coppetti pour la batterie plomb acide, modèle de Nernst pour la batterie lithium respectivement. Il est à noter que notre travail se focalise sur la modélisation de la tension de sortie de la batterie, d'après le chapitre précédent on a choisi l'algorithme de colonie d'abeille artificiel (ABC) parmi les autres algorithmes métaheuristiques. Afin de réaliser une étude visant l'optimisation des paramètres internes de la batterie.

Ce chapitre sera divisé en deux parties, dans la première partie nous allons présenter une description du comportement des abeilles puis les structures et les processus de l'algorithme de colonie d'abeille artificiel et dans la deuxième partie nous allons identifier les paramètres internes des batteries par les modèles Coppetti et Nernst

### 3.2. Algorithme colonie d'abeilles artificielles :

#### 3.2.1. Essaim d'abeilles :

Ces dernières années, l'intelligence en essaim est devenue un intérêt de recherche pour de nombreux chercheurs dans des domaines connexes. Bonabeau définit l'intelligence en essaim comme "toute tentative de conception d'algorithmes ou de dispositifs distribués de résolution de problèmes inspirés par le comportement collectif de groupes sociaux dans les sociétés d'insectes et d'autres animaux" [89] Un exemple de colonie d'abeilles est évidemment la formation d'une telle colonie que ces insectes dessinent autour de leurs ruches.

Il existe deux concepts de base pour l'origine des caractéristiques du comportement d'intelligence en essaim : le concept d'auto-organisation et le concept de division du travail. Ces concepts sont bien sûr déterminants pour la vie de la colonie et constituent en fait la source du développement de divers mécanismes de résolution à caractère distribué. L'auto-organisation d'une colonie d'abeilles peut être définie comme un ensemble de mécanismes dynamiques qui conduisent à l'établissement d'une colonie (modèle, structure) à travers une série d'interactions entre ses différents composants.

Ces mécanismes établissent les règles de base régissant le comportement collectif des abeilles au sein d'une même colonie. Des règles établies garantissent que les interactions sont effectuées sur la base d'informations collectées localement (bas niveau), indépendamment du modèle de l'essaim globale (haut niveau). Dans une colonie d'abeilles, des agents "professionnels" (abeilles) effectuent simultanément différentes tâches. La répartition des tâches au sein d'un essaim trouve son efficacité dans le traitement distribué de ces tâches, ce qui est loin d'être un ordre nécessaire. La performance collective de l'essaim repose entièrement sur ces deux concepts.

### 3.2.2. Composantes fondamentales de l'essaim :

Un modèle minimal de sélection de fourrage conduisant à l'intelligence collective dans une colonie d'abeilles se compose de trois éléments de base : la source de nourriture, les butineuses employées (les abeilles employées) et les butineuses au chômage (les abeilles non employées), et le modèle définit deux principaux modes de comportement : le recrutement vers les sources de nectar et l'abandon de la source.

- **Source de nourriture** : La valeur d'une source de nourriture dépend de nombreux facteurs, tels que sa distance par rapport au nid, l'abondance ou la concentration d'énergie et la facilité avec laquelle elle peut être extraite. Pour simplifier, la "rentabilité" d'une source alimentaire peut être exprimée en quantité [90].
- **Les butineuses employées** : elles sont associées à une source de nourriture particulière qu'elles exploitent actuellement ou pour lesquelles elles sont "employées". Ils portent avec eux des informations sur cette source particulière, sa distance et sa direction par rapport au nid, la rentabilité de la source et partagent ces informations avec une certaine probabilité.[90]
- **Les butineuses au chômage** : Ils sont toujours à la recherche de sources de nourriture qu'ils peuvent développer. Il existe deux types de butineurs au chômage :

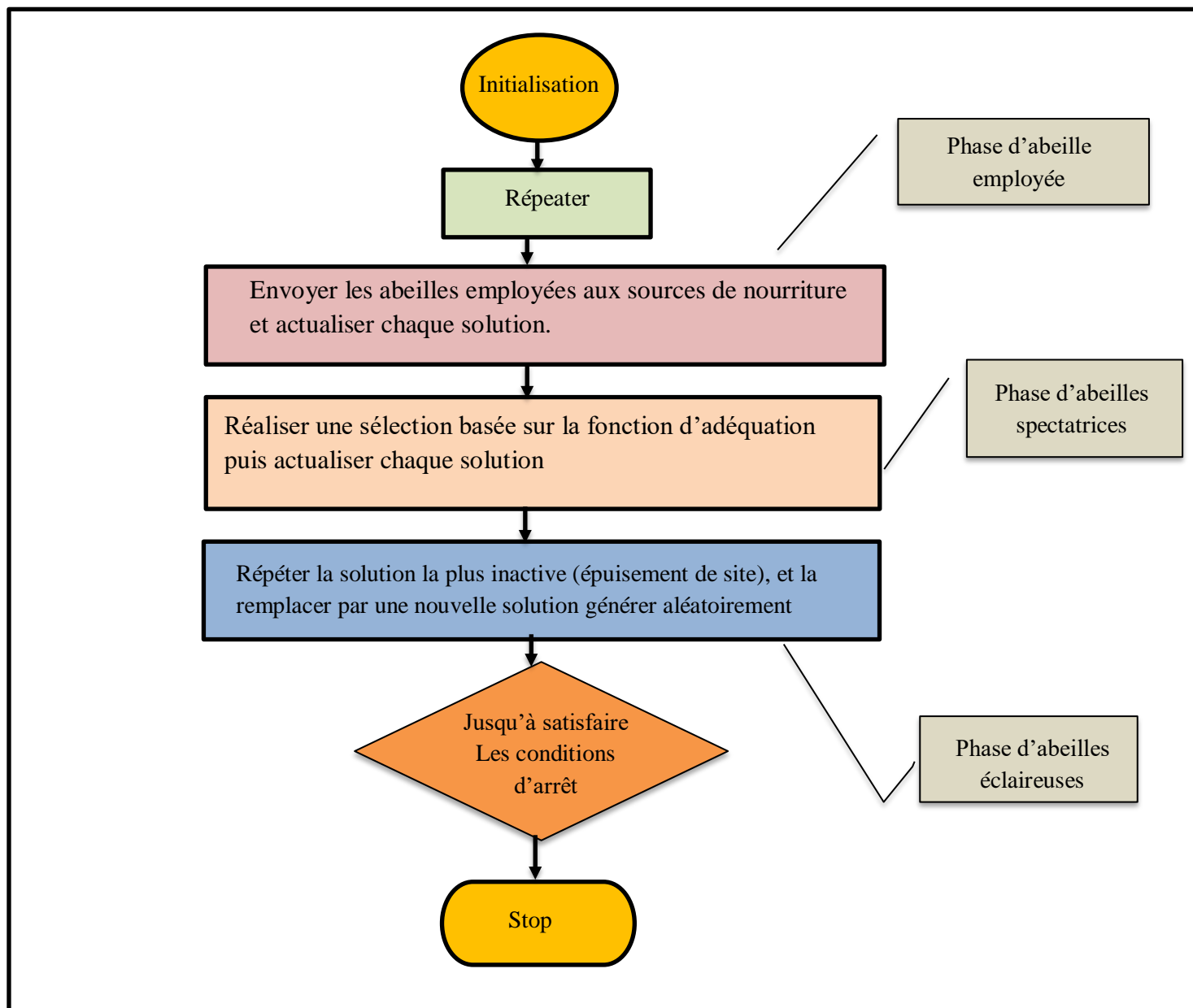
les éclaireuse (scout bee), qui recherchent de nouvelles sources de nourriture dans l'environnement autour du nid, et les spectatrices (onlooker bee ) qui attendent dans le nid et établissent des sources de nourriture grâce aux informations partagées par les butineuses employées . [90]

### **3.3. Algorithme d'optimisation de colonie d'abeilles artificielles :**

L'algorithme de colonie d'abeilles artificiel (Artificial Bee Colony 'ABC') est un algorithme méta-heuristique basé sur un essaim qui a été introduit par Karaboga en 2005 pour optimiser les problèmes numériques. Il a été inspiré par le comportement de recherche de nourriture intelligent des abeilles mellifères. L'algorithme est spécifiquement basé sur le modèle proposé par Tereshko et Loengarov (2005).[91] [92]

#### **3.3.1. Structure de l'algorithme :**

En l'algorithme de la colonie d'abeilles artificielle (ABC), une population d'individus ou d'agents est assimilée à une colonie d'abeilles, dans laquelle trois groupe d'abeilles sont distinguées : les abeilles employées (Employed), les spectatrices (Onlooker) et les éclaireuse (scout)[92]. La colonie est équitablement répartie entre les abeilles employées et les abeilles spectatrices. Pour chaque source de nourriture, une seule abeille est affectée. En d'autres termes, le nombre d'abeilles employées est égal au nombre de sources de nourriture autour de la ruche. l'abeille engagée dont la source de nourriture est épuisée devient une abeille éclaireuse. La figure (3.1) ci-dessous représente les différentes phases de l'algorithme ABC.



**Figure 3.1.** Organigramme des différentes phases de l'algorithme ABC.

Comme représenté en Organigramme, chaque cycle de recherche se fonde sur trois étapes : la phase d'abeilles employées, la phase d'abeilles spectatrices et la phase d'abeilles éclairseuses. Dans cette structure, une position donnée par la source de nourriture représente une solution potentielle au problème d'optimisation. La quantité de nectar d'une source de nourriture correspond à la qualité de la solution représentée par cette source de nourriture.

Les spectatrices sont affectées aux sources de nourriture en se basant sur un processus de sélection dite "gourmande" qui utilise un mécanisme probabiliste. La teneur en nectar d'une source est élevée d'autant que sa probabilité de sélection par les spectatrices augmente.

Chaque colonie possède des éclaireuses qui sont les explorateurs de la colonie. Elles n'ont pas d'orientation particulière et se contentent de prospecter le voisinage de la ruche à la recherche d'éventuelles sources.

Dans l'algorithme ABC une abeille "employée" est remplacée par une éclaireuse lorsque la solution représentée par cette abeille n'est pas améliorée. Cette situation fait référence à l'épuisement de la source de nourriture qui est contrôlée par un paramètre de contrôle appelé "limit". En d'autres termes, au cas où une solution représentant une source de nourriture donnée n'est pas améliorée après un nombre prédéterminé d'essais ou d'itérations, cette source de nourriture sera alors abandonnée par l'abeille employée qui deviendra par la suite une éclaireuse. Le nombre d'essais nécessaire à l'abandon d'une source de nourriture est égal à la valeur de seuil "limit" qui est un paramètre de contrôle important de l'algorithme ABC.

### 3.4. Les processus de l'algorithme :

- **Etape 1 : Initialisation:** Dans l'algorithme ABC, la population est constituée d'un ensemble de solution possible  $X_i$  représentées par les positions des sources de nourriture.

soit  $X_i = \{X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD}\}$ ,  $i=(1, 2, \dots, SN)$ , la source de la nourriture  $i$  dans la population ou  $SN$  désigne la taille de la population et  $D$  la dimension du problème d'optimisation. La population initiale de  $SN$  solution est générée aléatoirement à partir de l'équation suivante :

$$X_{ij} = X_{\min j} + rand[0,1](X_{\max j} - X_{\min j}) \quad (3.1)$$

$$i \in \{1, \dots, SN\}, j \in \{1, \dots, D\}$$

$X_{\min}$  et  $X_{\max}$  sont les vecteurs des valeurs minimum et maximum de chaque dimension de problème. Chaque source de nourriture est associée à une quantité de nectar définissant une attractivité, le fitness. Cette valeur est calculée selon l'équation ci-dessus. Où est la fonction objective.

$$fit(x_i) = \left\{ \frac{1}{(f(x_i)+1)} \mid f(x_i) \geq 0, 1 + |f(x_i)|, f(x_i) < 0 \right\} \quad (3.2)$$

➤ **Étape 2 : Déplacement des abeilles employeuses :**

Pour calculer la probabilité il choisir une source de nourriture selon l'équation suivante :

$$P_i = \frac{0.9 \times \text{fitness } i}{\max(\text{fitness } i)} + 0.1 \quad (3.3)$$

Puis sélectionner une source de nourriture et ensuite déterminer les quantités de nectar. L'équation de mouvement des abeilles spectatrices est donnée ci-dessous :

$$m_{ij}(t+1) = x_{ij} + y(x_{ij}(t) - x_{kj}(t)), \text{ avec } y \in [0,1] \quad (3.4)$$

Tel que  $m_{ij}$  est la  $i$  eme position de l'abeille spectatrice,  $t$  est le nombre d'itération,  $x_{ij}$  est l'abeille utilisée choisie aléatoirement, '  $j$  ' représente la dimension du vecteur de solution qui produit une série de variables aléatoires dans la gamme  $[-1,1]$ .

Où  $k \in \{1,2,3,\dots,N\}$  et  $j \in \{1,2, \dots, D\}$  sont choisis aléatoirement;

$D$  : est le nombre de paramètre à optimiser

$K$  : est aussi choisi aléatoirement mais doit être différent de l'indice '  $i$  '

➤ **Étape 3 : Déplacement des abeilles éclaireuses:**

Si les valeurs de Fitness des abeilles employeuses ne sont pas améliorées par un nombre d'itérations prédéterminé, appelé max-cycle, ces sources de nourriture sont abandonnées, et l'abeille trouvée dans cet emplacement passera aléatoirement pour explorer d'autres nouveaux emplacements. (Abeilles employeuses deviennent des Scouts). Cette explication est traduite mathématiquement par l'équation suivante :

$$V_{ij} = V_{\min ij} + \varphi_{ij} \cdot (V_{ij \max} - V_{ij \min}), \varphi_{ij} \in [0,1] \quad (3.5)$$

➤ **Étape 4 : Mettre à jour la meilleure source de nourriture trouvée jusqu'ici :**

Apprendre la meilleure valeur de Fitness et la position, qui sont trouvées par les abeilles, et les mémoriser.

➤ **Étape 5 : Critère d'arrêt :** Vérifier le processus de calcul jusqu'à ce que le nombre d'itérations atteigne la valeur maximale prédéfinie ou qu'une solution de la fonction objective acceptable soit trouvée.

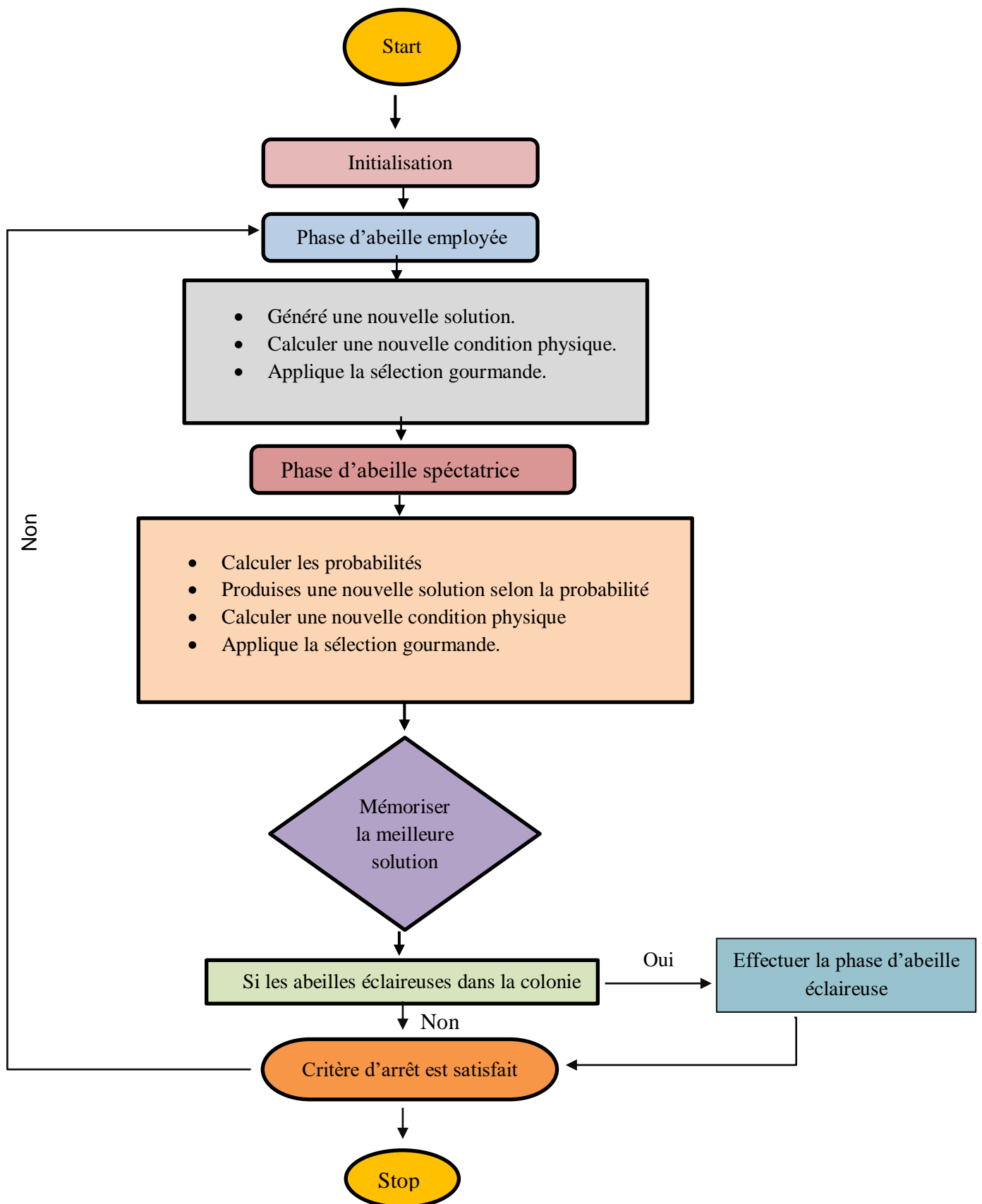


Figure 3.2 Organigramme du ABC standards.

### 3.5. Modélisation de la batterie :

L'objectif principal de la modélisation mathématique des batteries est de pouvoir prédire le comportement de la batterie dans des conditions de fonctionnement spécifiques. Cette section présente la modélisation de la batterie basée sur le modèle électrochimique le plus couramment utilisé dans les applications photovoltaïques, les modèles de Coppetti et Nernst sont des modèles généraux des batteries au plomb acide et Li-Ion, respectivement. Par conséquent, l'analyse de l'expression de la tension de sortie est accentuée pendant les phases de charge et de décharge. Dans cette partie on présente également brièvement les modèles et leur principales caractéristiques.

#### 3.5.1. Modèle de Coppetti :

Coppetti et al. Ont élaboré l'un des modèles de batterie au plomb-acide les plus détaillés, qui peut prendre en considération toutes les conditions de fonctionnement existantes. Ci-après, les zones de travail d'une batterie plomb-acide sont décrites.[92]

##### ➤ Mode de décharge :

L'évolution de la tension de sortie de la batterie pendant le mode décharge est donnée par l'expression suivante :

$$V_{dis} = \left( (2.085 - 12) \cdot (1 - SOC(t)) \right) - \frac{|I_{dis}(t)|}{C} \cdot \left( \frac{1}{1 + |I_{dis}(t)|^{1.3}} + \left( \frac{0.27}{SOC(t)^{1.5}} + 0.02 \right) \cdot (1 - 0.07 \cdot \Delta T(t)) \right) \quad (3.6)$$

$$\Delta T = T - 25 \quad (3.7)$$

T est la température interne de la batterie en (degrés Celsius °C). Le premier terme de l'équation (1) définit la variation de la tension de la batterie en fonction du SOC et la variation de la concentration en électrolyte. Le deuxième terme décrit la variation de cette tension due à sa résistance interne [92].

L'état de charge de la batterie durant la décharge (SOC), dans le modèle de Coppetti, s'exprime comme suit :

$$SOC = 1 - \frac{Q}{C} \quad (3.8)$$

$$Q = I_{dis} \cdot \Delta T \quad (3.9)$$

Où : Q représente la quantité d'énergie de la batterie donnée en Ah.

➤ **Mode de charge :**

En raison du comportement dynamique de la batterie pendant la période de charge, Coppetti a subdivisé le mode de charge en deux phases principales, la phase de surcharge et la phase de gazéification, respectivement.

➤ **Phase de charge de surcharge (phase 1 : boost) :**

Dans cette phase de charge, la tension de sortie de la batterie s'exprime par l'équation suivante :

$$V_{ch} = [2 + 0.16 \times SOC] + \frac{I}{C_{10}} \left( \frac{6}{1+I^{0.86}} + \frac{0.48}{(1-SOC)^{1.2}} + 0.036 \right) (1 - 0.025 \times \Delta T) \quad (3.10)$$

➤ **Phase de gazéification (phase 2 : floating) :**

Le processus de surcharge est considéré comme une phase très importante dans le mode de charge, dans laquelle le mode de gazéification est pris en compte. L'expression suivante exprime la tension de gazéification ( $V_g$ ) de la phase de surcharge

$$V_g = [2.45 + 2.011 \times \ln \left( 1 + \frac{1}{C} \right)] (1 - 0.002 \times \Delta T) \quad (3.11)$$

La tension finale ( $V_{ec}$ ) pendant cette phase augmente avec le courant de charge et diminue avec la température.  $V_{ec}$  est décrit par :

$$V_{ec} = [2.24 + 1.97 \times \ln \left( 1 + \frac{1}{C_{10}} \right)] (1 - 0.02 \times \Delta T) \quad (3.12)$$

Le phénomène de surcharge (progression de la gazéification) peut être représenté par la fonction non linéaire suivante :

$$V_{ch} = V_g(t) + \left( V_{ec}(t) - V_g(t) \right) \left[ 1 - \exp \left( \frac{Ah_{restored} - 0.5 \times C}{I_{ch}(t) \times \tau(t)} \right) \right] \quad (3.13)$$

Ou :

$$\tau(t) = \left( \frac{17.3}{1 + 852 \times \left( \frac{I}{C_{10}} \right)^{1.67}} \right) \quad (3.14)$$

$\tau(t)$  est le constant de temps de surcharge.

Tableau 3.1. Les coefficients originaux du modèle Coppetti.

| Mode décharge                         |        | Mode charge (phase 1)                 |        | Mode charge (phase 2)      |         |
|---------------------------------------|--------|---------------------------------------|--------|----------------------------|---------|
| V <sub>bodc</sub> ,(V)                | 25.02  | V <sub>boc</sub> ,(V)                 | 24.000 | A <sub>gas</sub> ,(V)      | 026.880 |
| K <sub>bodc</sub> , (V)               | 01.44  | K <sub>boc</sub> ,(V)                 | 01.920 | B <sub>gas</sub> , (Vh)    | 001.790 |
| P <sub>1c</sub> , (VAh)               | 04.00  | P <sub>1c</sub> , (VAh)               | 06.000 | α <sub>gas</sub> ,(°C-1)   | 000.002 |
| P <sub>2c</sub>                       | 01.30  | P <sub>2c</sub>                       | 00.860 | A <sub>Fonsc</sub> ,(V)    | 029.400 |
| P <sub>3c</sub> , (VA)                | 00.27  | P <sub>3c</sub> , (VA)                | 00.480 | B <sub>Fonsc</sub> , (Vh)  | 002.011 |
| P <sub>4c</sub> ,                     | 01.50  | P <sub>4c</sub>                       | 01.200 | α <sub>Fonsc</sub> ,(°C-1) | 000.002 |
| P <sub>5c</sub> , (VA)                | 00.02  | P <sub>5c</sub> , (VA)                | 00.036 | A <sub>τsc</sub> , (h)     | 017.300 |
| —                                     | —      | —                                     | —      | B <sub>τsc</sub> , (h)     | 852.000 |
| α <sub>rdc</sub> ,(°C <sup>-1</sup> ) | 00.007 | α <sub>rc</sub> , (°C <sup>-1</sup> ) | 00.025 | C <sub>τsc</sub>           | 001.670 |

### 3.5.2. Modèle de Nernst :

Le modèle de Nernst concerne l'énergie potentielle de la batterie [94]. La tension est calculée comme une modification entre la tension de circuit ouvert (OCV) en plus de la chute de tension aux bornes de la résistance équivalente interne. Sa tension de sortie dépend du SOC de la batterie.

#### ➤ Mode décharge :

L'expression du SOC est exprimée comme suit :

$$SOC = \frac{I_{dis} \times \Delta t}{C} \quad (3.15)$$

Δt : Représente le temps d'échantillonnage.

$$V_{dis} = E_0 + K_1 \times \log(SOC) + K_2 \times \log(1 - SOC) - RI_{dis} \quad (3.16)$$

$$SOC_t = SOC_0 - \sum \frac{\eta \Delta t}{C_n} I_{dis} \quad (3.17)$$

$$SOC_{t+1} = SOC_t - \frac{\eta \Delta t}{C_n} I_{dis} \quad (3.18)$$

E<sub>0</sub> est la tension de circuit ouvert (V<sub>CO</sub>) et R est la résistance interne, K1 et K2 sont des coefficients empiriques.

➤ **Mode charge :**

En raison du comportement dynamique de la batterie pendant la période de charge, Nernst a subdivisé le mode de charge en deux phases principales, la phase du courant constant et la phase de tension constante, respectivement.

➤ **Phase de charge du courant constant (phase 1 : constant current) :**

Dans cette phase de charge, la tension de sortie de la batterie s'exprime par l'équation suivante :

$$V_{ch} = E_0 + K_1 \times \log(SOC) + K_2 \times \log(1 - SOC) + V_{ch} \quad (3.19)$$

$$SOC_t = SOC_0 - \sum \frac{n\Delta t}{C_n} I_{ch} \quad (3.20)$$

$$SOC_{t+1} = SOC_t - \frac{n\Delta t}{C_n} I_{ch} \quad (3.21)$$

$E_0$  est le  $V_{CO}$  et  $R$  est la résistance interne,  $K_1$  et  $K_2$  sont des coefficients empiriques.

➤ **Phase de charge de tension constante (phase 2 : constant voltage) :**

Dans cette phase de charge, la tension de sortie de la batterie s'exprime par l'équation suivante :

$$V_{ch} = E_0 + K_1 \times \log(SOC) + K_2 \times \log(1 - SOC) + V_{ch} \quad (3.22)$$

$$SOC_t = SOC_0 - \sum \frac{n\Delta t}{C_n} I_{ch} \quad (3.23)$$

$$SOC_{t+1} = SOC_t - \frac{n\Delta t}{C_n} I_{ch} \quad (3.24)$$

**3.6. Conclusion :**

Ce chapitre a été consacré à détailler les modèles proposés pour l'identification des paramètres d'une batterie, à expliquer l'algorithme de colonie d'abeilles artificielles d'une manière globale comme méthode d'estimation, afin de se rapprocher plus en plus à notre problème d'identification des paramètres internes d'une batterie.

# **Chapitre 4**

## **Simulation et validation des résultats**

## 4.1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats de modélisation et d'identification des paramètres internes de deux technologies de batteries (plomb acide et Li-ion) par les modèles électrochimiques illustrés précédemment. Suivie par une analyse statistique des résultats obtenus.

## 4.2. Logiciel de simulation :

Octave a été conçu à l'origine (vers 1988) pour être un logiciel compagnon pour un manuel de premier cycle sur la conception de réacteurs chimiques écrit par James B. Rawlings de l'Université du Wisconsin Madison et John G. Ekerdt de l'Université du Texas. Logiciel (GNU) Octave est un langage de haut niveau, principalement destiné aux calculs numériques. Il fournit une interface de ligne de commande pratique pour résoudre numériquement des problèmes linéaires et non linéaires et pour effectuer d'autres expériences numériques à l'aide d'un langage principalement compatible avec Matlab. Il peut également être utilisé comme langage orienté batch. Il se dispose d'outils étendus pour résoudre des problèmes d'algèbre linéaire numérique courants, trouver les racines d'équations non linéaires, intégrer des fonctions ordinaires, manipuler des polynômes et intégrer des équations différentielles et différentielles-algébriques ordinaires. Il est facilement extensible et personnalisable via des fonctions définies par l'utilisateur écrites dans le propre langage d'Octave. La Figure 4.1 ci-dessous montre l'interface principale du logiciel (GUI) Octave.

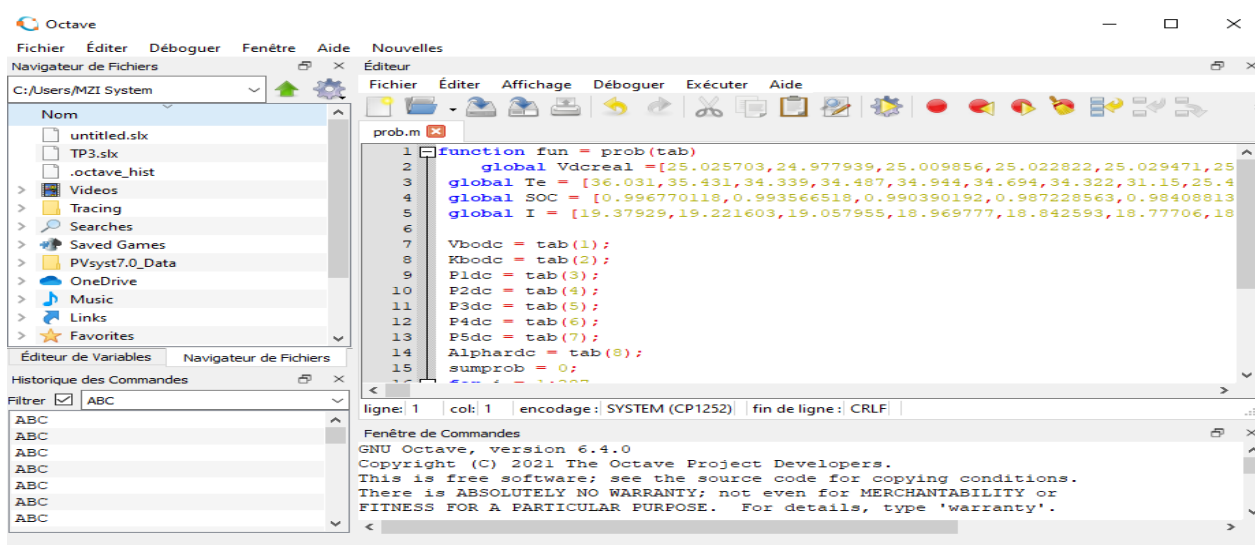


Figure 4.1. Interface principale de logiciel Octave.

### 4.3. Méthodologie :

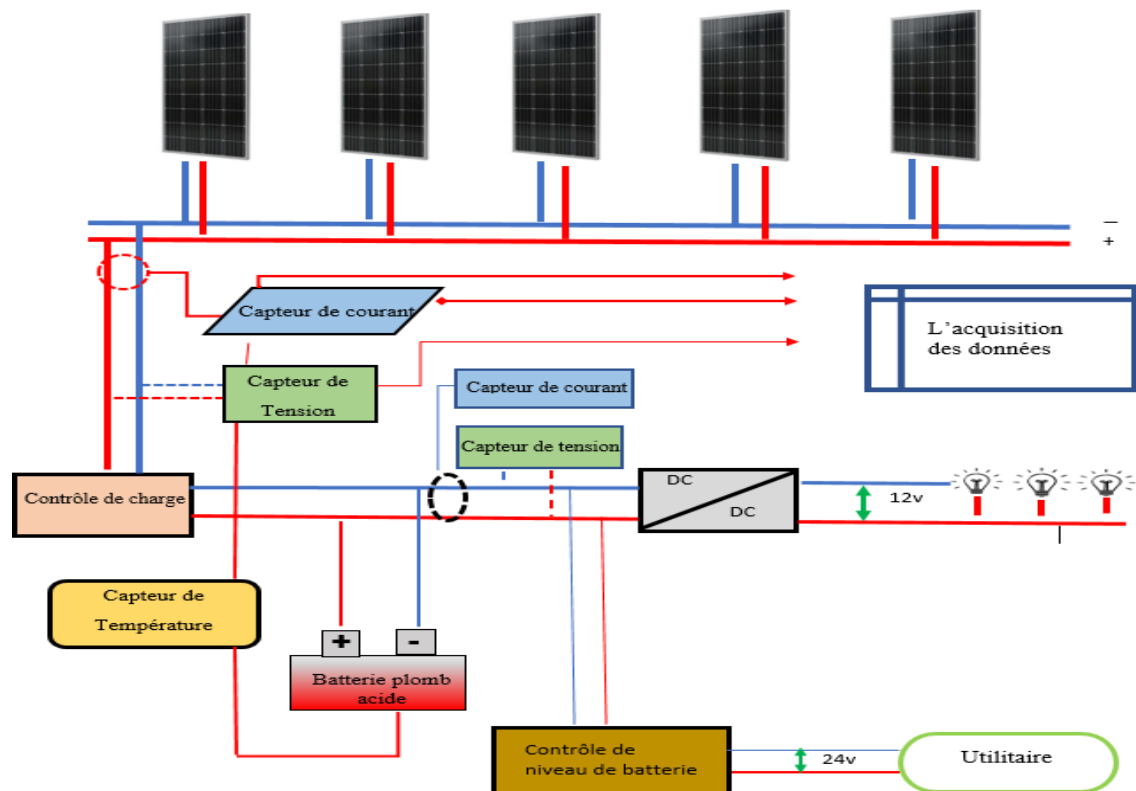
La tension de la batterie est conduite par une énergie chimique diffusée. La modélisation et la simulation sont des outils indispensables pour améliorer son comportement et sa conception, ainsi que son contrôle. En conséquence, les conditions de fonctionnement des systèmes PV sont considérablement différentes selon les pays et les régions, ce qui signifie que les techniques de modélisation doivent être capables de prévoir correctement les propriétés de la batterie dans divers scénarios. En conséquence, des modèles avancés et des méthodes d'estimation robustes sont nécessaires pour les systèmes PV.

En outre, une vue d'ensemble des deux modèles de batterie compte tenu de leurs principales caractéristiques est reflétée afin de définir un modèle mathématique précis de la batterie pour les applications PV hors réseau.

Pour surmonter cet inconvénient, nous visions à réaliser un modèle précis qui prend en compte toutes les caractéristiques dynamiques et les opérations complexes des batteries (plomb-acide et Li-ion).

En conséquence, cette recherche examine deux modèles électrochimiques, et une analyse comparative détaillée est effectuée, décrivant les performances de la batterie en fonction de la tension de sortie dans différentes conditions de travail. Ensuite, une procédure d'optimisation a été effectuée pour déterminer tous les coefficients pour les deux modèles présentés dans le chapitre précédent couvrant à la fois les modes de charge et de décharge par l'algorithme de la colonie d'abeilles artificielles.

Par le biais de plusieurs données réelles collectées grâce à un banc de test réalisé au sein du centre de développement des énergies renouvelables (CDER). Les modèles utilisés lors de cette expérimentation sont représentés dans la figure 4.2 (utilisation d'une batterie au plomb-acide) et la figure 4.3 (utilisation d'une batterie lithium-ion).

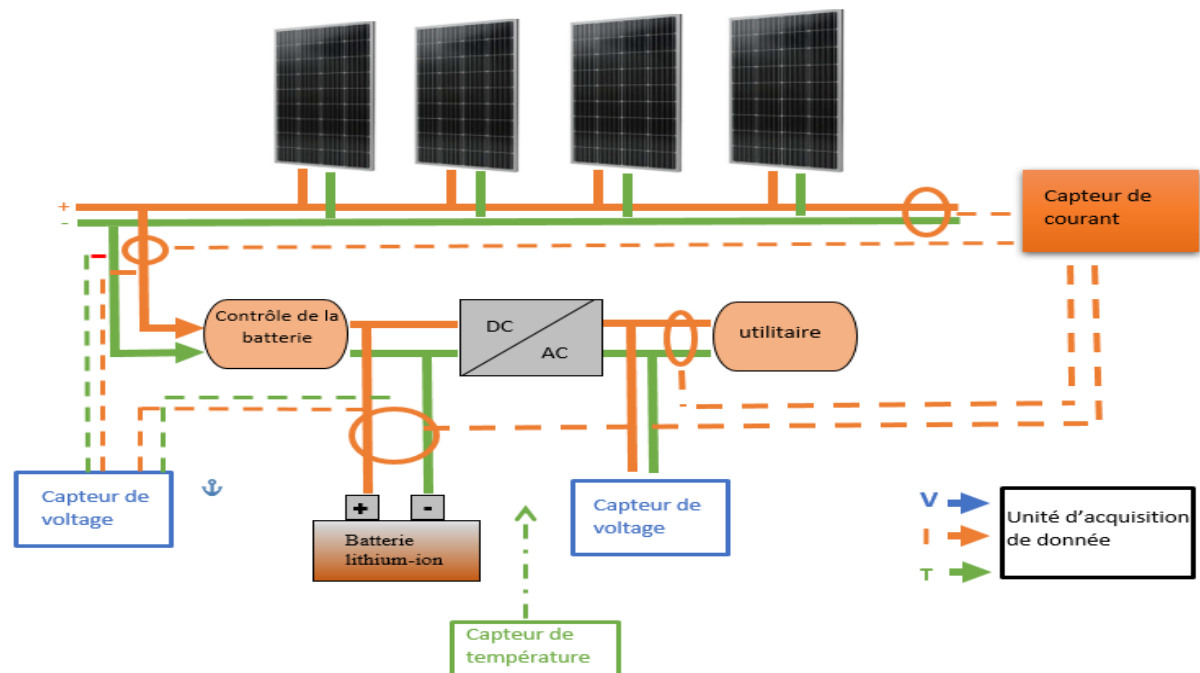


**Figure 4.2** Diagramme schématique de l'installation expérimentale pour la batterie VRLA.

Le système PV autonome surveillé, illustré à la figure 4.2, contient cinq modules PV connectés en parallèle. Chaque module a une puissance de 150 Wc, avec un courant de sortie maximum de 25 A et une tension nominale de sortie de 24V. La protection de la batterie contre la surcharge et la décharge profonde est en fait réalisée à l'aide de deux contrôleurs de charge de batterie. Le premier contrôleur de charge de batterie (type TS 45A) protège la batterie contre la surcharge, tandis que le deuxième contrôleur de charge (type BG 60A) permet d'éviter les décharges en profondeur, qui peuvent causer des dommages irréversibles à la batterie.

Dans cette expérience, la batterie utilisée est de type gel plomb-acide fermée et a une capacité nominale de 250 Ah/12 V. En fait, deux batteries de même type sont connectées en série pour assurer une tension de 24V DC. La consommation totale assurée est de 220W constituée de 20 lampes DC contrôlables.

Enfin, une acquisition de données dédiée a été programmée pour échantillonner les conditions environnementales telles que les températures et l'irradiation solaire ainsi que les tensions et les courants toutes les 05 min.



**Figure 4.3.** Diagramme schématique de l'installation expérimentale pour la batterie Li-ion.

Ce test expérimental consiste en un générateur PV avec une puissance de sortie nominale de 600 Wc, un courant maximum de 20A DC et une tension nominale de 24 VDC. De plus, le processus de batterie est exploité par un contrôleur intégré connecté à une batterie Li-ion en parallèle (huit cellules dans une chaîne jointe en série, formant deux rangées parallèles), fournissant une tension continue de 24 V et une capacité de 1280 Wh. Un onduleur DC/AC est relié en série pour protéger le processus de décharge, un ensemble de lampes à courant alternatif d'une puissance de 825 W est utilisé pour le processus de décharge, distingué par une tension de sortie. Toutes les données sont enregistrées par le système d'enregistrement de données : tension et courant provenant du générateur photovoltaïque, entrée et sortie de la batterie, onduleur et réseau via des capteurs. Un thermocouple (type k) est adopté pour évaluer la température de la batterie. Toutes les données mesurées sont délocalisées sur l'ordinateur à l'aide d'un logiciel de collecte et d'analyse des mesures par pas de 01 minute.

#### 4.4. Identification des paramètres :

Le principal problème de la modélisation de la batterie est la précision des paramètres du modèle lorsque la batterie fonctionne dans des conditions de fonctionnement réelles. L'utilisation des coefficients d'origine du fabricant de la batterie peut introduire des erreurs

significatives, selon les conditions de fonctionnement et la durée de vie de la batterie. De nouveaux paramètres pour tous les modèles de batterie mentionnés dans le chapitre précédent lors de la charge et de la

Décharge ont été déterminés avec l'utilisation de l'algorithme ABC sous logiciel Octave. La méthode est décrite dans la figure 3.2 (voir le chapitre 3).

**Tableau 4.1.** Paramètres identifiés d'accumulateur - modèle Coppetti par algorithme ABC.

| Mode décharge                         |          | Mode charge (phase 1)                |          | Mode charge (phase 2)                   |            |
|---------------------------------------|----------|--------------------------------------|----------|---|------------|
| $V_{b\text{odc}}(\text{V})$           | 01.6529  | $V_{b\text{oc}}(\text{V})$           | 02.2988  | $A_{\text{gas}}(\text{V})$              | 00.02094   |
| $K_{b\text{odc}}(\text{V})$           | 00.6704  | $K_{b\text{oc}}(\text{V})$           | 00.321   | $B_{\text{gas}}(\text{Vh})$             | 01.6367    |
| $P_{1c}(\text{VAh})$                  | 05.8081  | $P_{1c}(\text{VAh})$                 | -09.1177 | $\alpha_{\text{gas}}(\text{°C}^{-1})$   | -09.0086   |
| $P_{2c}$                              | -02.2977 | $P_{2c}$                             | 00.9711  | $A_{\text{Fonsc}}(\text{V})$            | 02.4936    |
| $P_{3c}(\text{VA})$                   | 04.4041  | $P_{3c}(\text{VA})$                  | -10      | $B_{\text{Fonsc}}(\text{Vh})$           | -02.4936   |
| $P_{4c}$                              | -01.3813 | $P_{4c}$                             | -07.6928 | $\alpha_{\text{Fonsc}}(\text{°C}^{-1})$ | 00.00331   |
| $P_{5c}(\text{VA})$                   | -10      | $P_{5c}(\text{VA})$                  | -01.8089 | $A_{\text{rsc}}(\text{h})$              | -00.055486 |
| —                                     | —        | —                                    | —        | $B_{\text{rsc}}(\text{h})$              | 00.001     |
| $\alpha_{\text{rdc}}(\text{°C}^{-1})$ | 00.001   | $\alpha_{\text{rc}}(\text{°C}^{-1})$ | 00.001   | $C_{\text{rsc}}$                        | 10         |

**Tableau 4.2.** Paramètres identifiés d'accumulateur - modèle Nernst par algorithme ABC.

| Mode décharge  |           | Mode charge (phase 1) |                         | Mode de charge (phase 2) |                      |
|----------------|-----------|-----------------------|-------------------------|--------------------------|----------------------|
| $E0(\text{V})$ | 03        | $E0(\text{V})$        | 02.2551                 | $E0(\text{V})$           | 02.2897              |
| $R(\Omega)$    | 00.0231   | $R(\Omega)$           | $2.0056 \cdot 10^{-03}$ | $R(\Omega)$              | -0.00215             |
| $K1$           | 00.00257  | $K1$                  | 00.014779               | $K1$                     | 00.6961              |
| $K2$           | -00.00993 | $K2$                  | -00.020361              | $K2$                     | $3.88 \cdot 10^{-4}$ |

Le tableau 3.2 présente 25 paramètres identifiés, donnés dans le modèle de Coppetti, qui sont 8 paramètres liés à l'équation (3.6) du mode de décharge, 9 paramètres liés au deuxième phase de mode de charge (floating) résultant des équations (3.11–3.14) et 8 paramètres restants pour la première phase (boost) (de l'équation (3.10)).

Le tableau 3.3, met en évidence douze paramètres identifiés à partir du modèle de Nernst, couvrant les modes de décharge et de charge des équations (3.16) et (3.17), correspondant à la décharge et les modes de charge, respectivement.

Afin de valider les résultats obtenus à partir de l'algorithme ABC, nous simulons les deux modèles vus précédemment en utilisant les nouveaux coefficients estimés en mode charge et décharge.

## 4.5. Simulation et discussion :

### 4.5.1. Analyse Comparative :

L'évolution de la tension de la batterie est simulée pendant les modes de charge et de décharge en incluant de nouveaux coefficients tels que présentés précédemment dans les tableaux 4.1 et 4.2 Pour le modèle Coppetti de batterie en mode de charge et de décharge. Au cours de la première phase de charge (phase boost), il a été clairement observé que l'évolution de la tension de la batterie pour le modèle Coppetti par l'algorithme ABC a des meilleures performances par rapport au modèle original de Coppetti, comme le montre les figures 4.4–4.6 respectivement.

Pour la deuxième phase du mode de charge (phase floating), voir la figure 4.6. Le modèle Coppetti (nouveaux coefficients) est conforme à la courbe de tension réelle par rapport au modèle original. La variation de la tension de la batterie pendant la décharge fonctionne sans la source PV, illustrée sur la figure 4.6. Seule la batterie dans ce cas, qui fournit de l'énergie demandée à la consommation. Le modèle Coppetti (coefficients originaux) a un comportement inadéquat pendant le mode de décharge car il présente des écarts par rapport à la courbe de tension réelle de la batterie. Cependant, le modèle de Coppetti obtenu par l'algorithme ABC converge parfaitement avec la variation de la tension mesurée par rapport à l'original. Avec une simple comparaison visuelle, on observe clairement que le modèle de Coppetti (nouveaux coefficients) s'adapte bien à la courbe réelle de la batterie en mode charge et décharge.

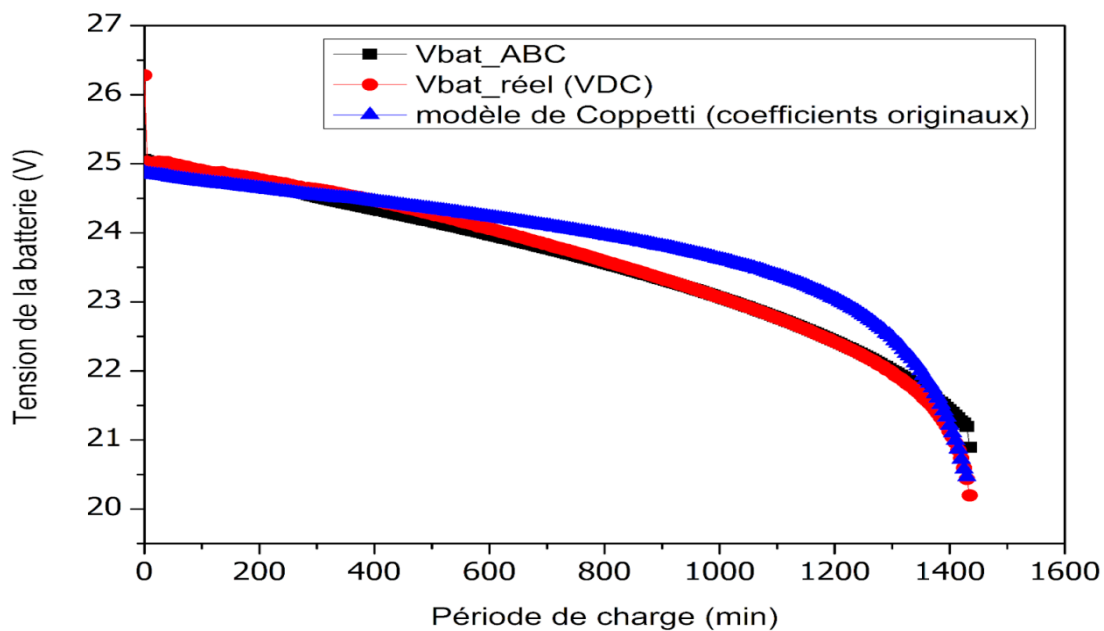


Figure 4.4. Modèle de tension de batterie VRLA en mode de décharge.

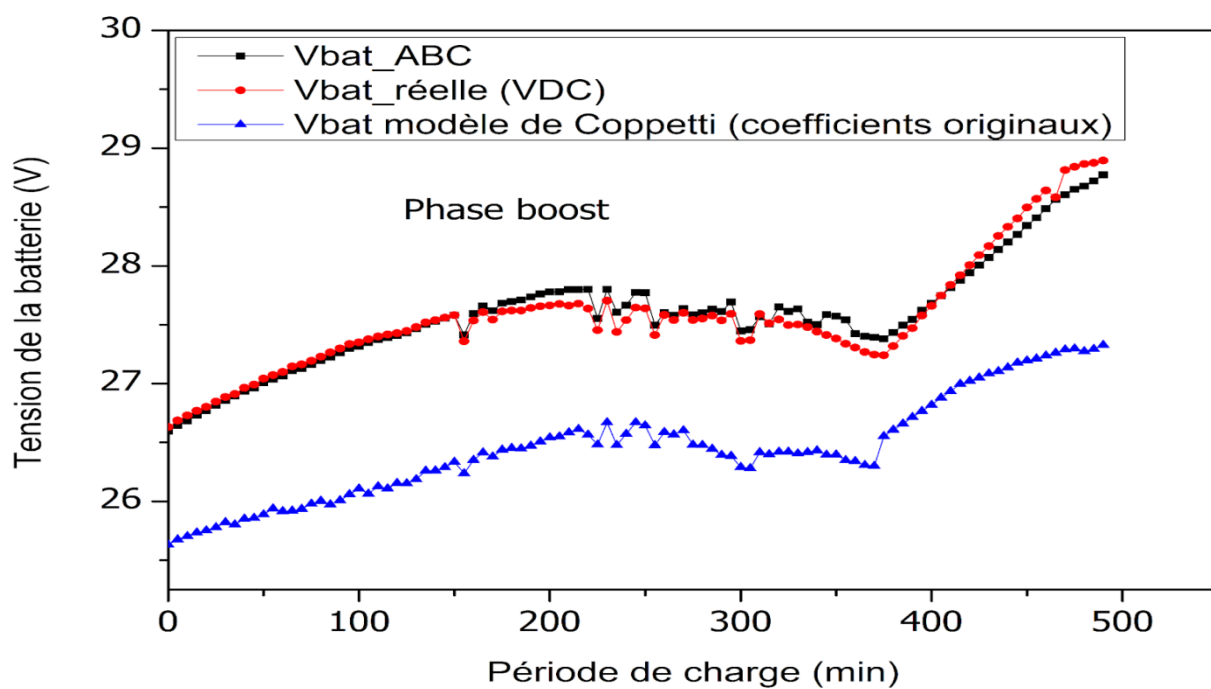
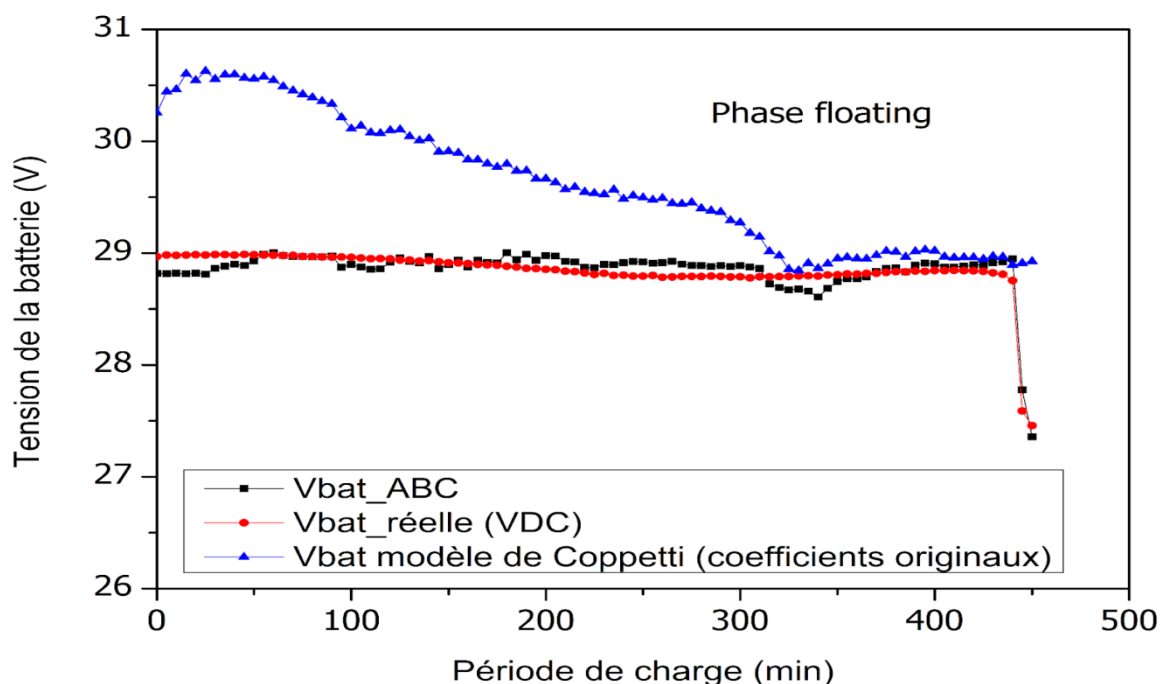


Figure 4.5. Modèle de tension de batterie VRLA en mode charge (phase 1 : boost).



**Figure 4.6.** Modèle de tension de batterie VRLA en mode charge (phase 2 : floating).

En l'absence de la courbe originale de modèle de Nernst, la comparaison se limitera à la tension réelle mesurée et la tension obtenue de modèle Nernst par l'algorithme ABC.

La simulation de modèle Nernst par les nouveaux coefficients utilisés pour la deuxième phase du mode de charge est illustrée à la figure 4.9. Il a été noté que la tension obtenue par l'algorithme ABC converge de manière similaire, par rapport à la tension réelle de la batterie. Comme illustré sur la figure 4.7, la fluctuation de tension de la batterie pendant le mode de décharge fonctionne sans la source PV. Dans ce cas, seule la batterie fournit l'énergie, ce qui nécessite environ 825 W de charge électrique. Le modèle Nernst a un bon accord avec la tension réelle.

Dans la première phase du mode charge (voir figure 4.8), Il a été constaté que le modèle Nernst a une corrélation similaire avec la courbe réelle de la batterie.

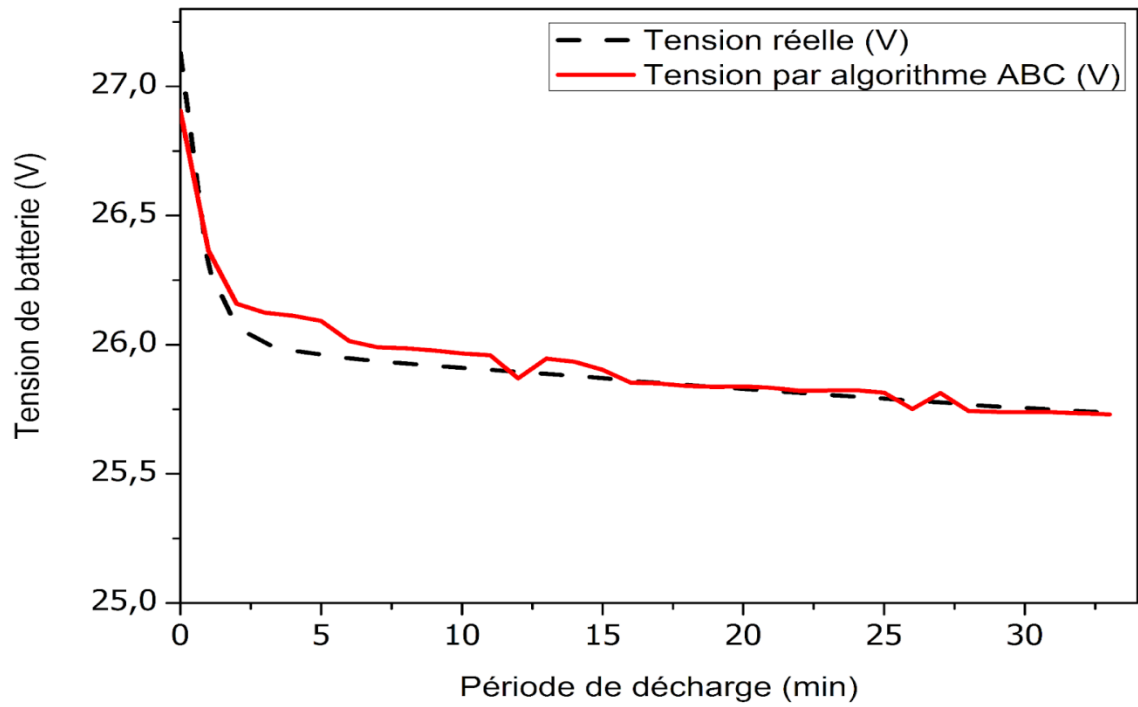


Figure 4.7. Modèle de tension de batterie lithium-ion en mode de décharge.

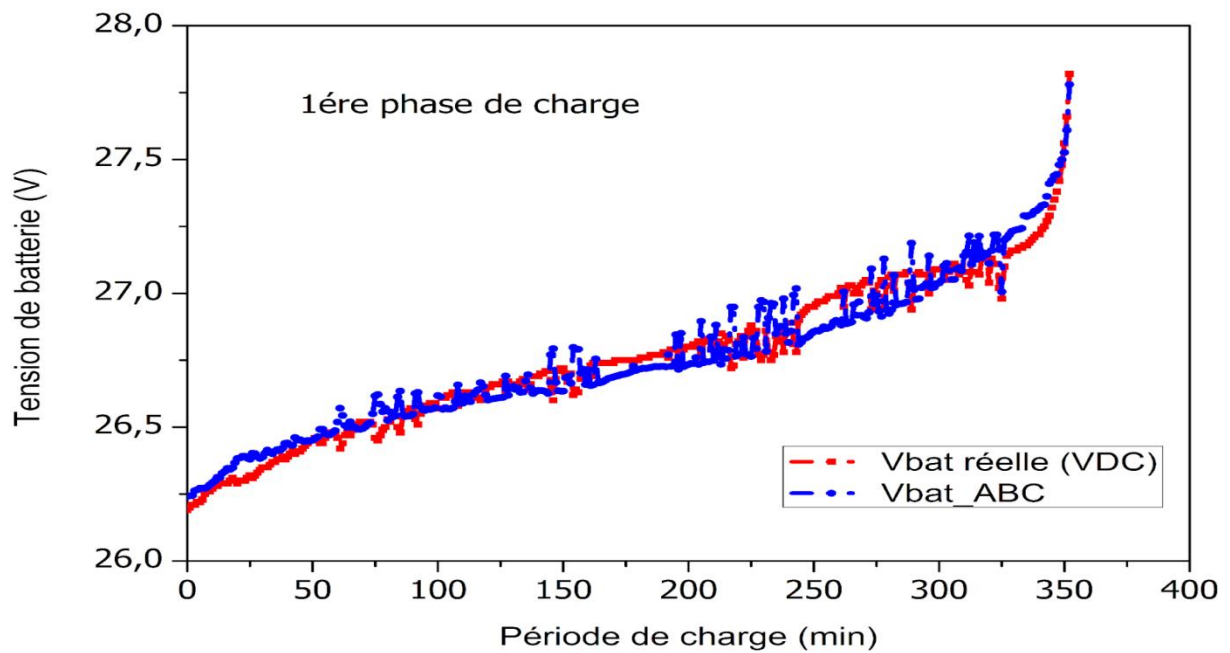


Figure 4.8. Modèle de tension de batterie lithium-ion en mode charge (phase 1 : boost).

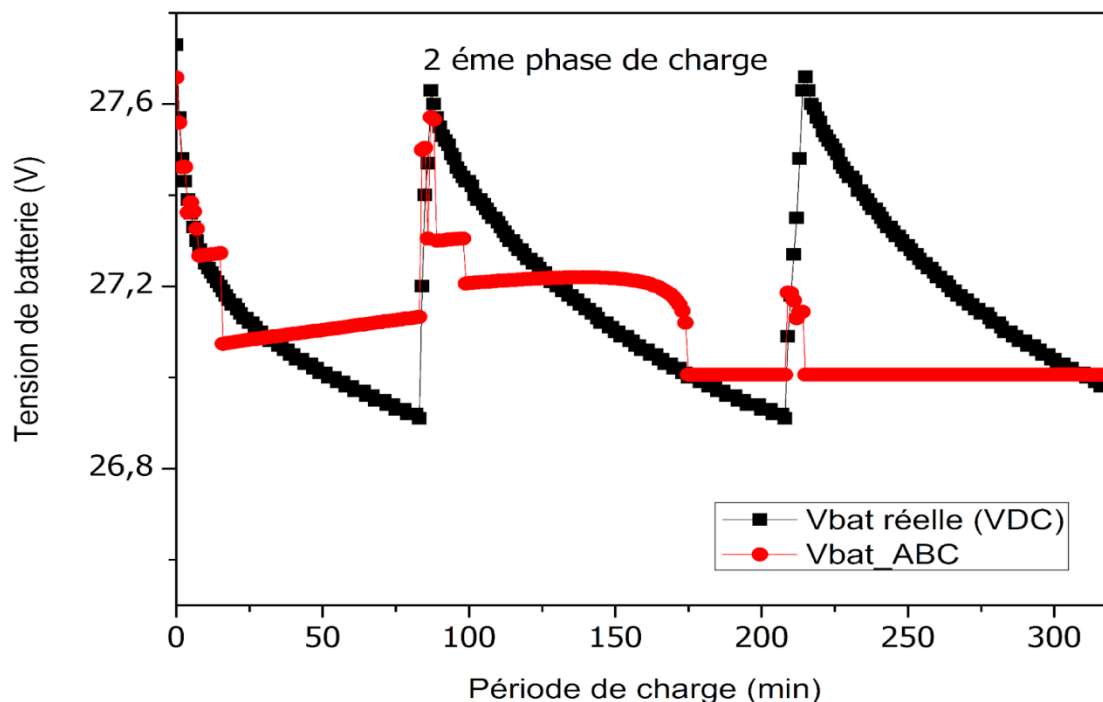


Figure 4.9. Modèle de tension de batterie lithium-ion en mode charge (phase 2 : floating).

#### 4.5.2. Analyse des erreurs statistiques :

Une analyse détaillée est réalisée pour étudier la concordance avec les données réelles de la batterie. De cette manière, l'analyse qualitative guidée par la comparaison et l'étude des erreurs statistiques est utilisée. Cependant, l'étude qualitative garantit que le modèle sélectionné décrit correctement un ensemble de données de mesure donné [97]. Cette partie met en œuvre une analyse statistique entre les données expérimentales et les modèles sélectionnés. L'étude est basée sur l'analyse d'erreur statistique se concentre sur la recherche du modèle de batterie optimal adapté aux applications photovoltaïques. La comparaison est effectuée à l'aide de calcul de six indicateurs statistiques tel que : MBE et RMSE, SCR, MSE, MAE et MAPE, qui fournissent les mesures de précision de base selon les équations (4.1)-(4.6) ci-dessous pour les modes de charge et de décharge respectivement.

$$MAPE(V) = \frac{1}{N} \sum_{1}^N \frac{|V_{mes} - V_{sim}|}{V_{mes}} \quad (4.1)$$

$$MBE(V) = \frac{1}{N} \sum_{1}^N (V_{mes} - V_{sim}) \quad (4.2)$$

$$RMSE(V) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (V_{mes} - V_{sim})^2} \quad (4.3)$$

$$SCR(V) = \sum_{i=1}^N (V_{mes} - V_{sim})^2 \quad (4.4)$$

$$MSE(V) = \frac{1}{N} \sum_1^N (V_{mes} - V_{sim})^2 \quad (4.5)$$

$$MAE(V) = \frac{1}{N} \sum_1^N |V_{mes} - V_{sim}| \quad (4.6)$$

Les tableaux 4.3 à 4.6 ci-dessous montrent les résultats de comparaison des modèles correspondants dans différentes situations sur la base de six erreurs statistiques.

**Tableau 4.3.** Les erreurs statistiques pour le modèle Coppetti estimé utiliser pour le mode de décharge de la batterie plomb acide.

|  | Mode de décharge        |                         |                          |           |                        |                        |
|--|-------------------------|-------------------------|--------------------------|-----------|------------------------|------------------------|
|  | MAPE                    | MBE                     | RMSE                     | SCR       | MSE                    | MAE                    |
| Modèle Coppetti (coefficients originaux) | 4,5553 10 <sup>-5</sup> | 0.0020                  | 0.051                    | 0,1396104 | 4.865 10 <sup>-4</sup> | 0,0010546              |
| Modèle Coppetti (nouveaux coefficients)  | 1.142 10 <sup>-5</sup>  | -9.053 10 <sup>-5</sup> | 8.14802 10 <sup>-3</sup> | 0.0191204 | 6.639 10 <sup>-5</sup> | 2.663 10 <sup>-4</sup> |

D'après le tableau 4.3. On constate que le modèle de Coppetti (nouveaux coefficients) est mieux que le modèle Coppetti (coefficients originaux) avec des erreurs de 0.0191204 pour SCR et 8.14802 10<sup>-3</sup> pour RMSE, 2.663 10<sup>-4</sup> pour MAE, 1.142 10<sup>-5</sup> pour MAPE, 6.639 10<sup>-5</sup> MSE et MBE égale a -9.053 10<sup>-5</sup>, respectivement.

**Tableau 4.4.** Les erreurs statistiques pour le modèle Coppetti estimé utiliser pour le mode de charge (phase 1) de la batterie plomb acide.

|  | Mode de charge (phase 1) |                         |                         |           |                         |                         |
|--|--------------------------|-------------------------|-------------------------|-----------|-------------------------|-------------------------|
|  | MAPE                     | MBE                     | RMSE                    | SCR       | MSE                     | MAE                     |
| Modèle Coppetti (coefficients originaux) | 4.1067 10 <sup>-04</sup> | 0.01                    | 0.0114134               | 1.2896166 | 0.0130264               | 0.01133337              |
| Modèle Coppetti (nouveaux coefficients)  | 4.9952 10 <sup>-05</sup> | 8.1198 10 <sup>-4</sup> | 9.423 10 <sup>-03</sup> | 0.0443489 | 4.145 10 <sup>-04</sup> | 1.393 10 <sup>-03</sup> |

Le tableau 4.4 rapporte les valeurs d'erreurs à savoir, 0.0443489 pour SCR,  $9.423 \cdot 10^{-03}$  pour RMSE,  $1.393 \cdot 10^{-03}$  pour MAE,  $8.1198 \cdot 10^{-04}$  pour MBE et  $4.145 \cdot 10^{-04}$  pour MAPE avec un erreur de MAPE égale a  $4.9952 \cdot 10^{-05}$  pour la première phase de mode de charge (boost). Il est clairement indiqué que le modèle établi par Coppetti (nouveaux coefficients) est plus précis par rapport à l'originale.

**Tableau 4.5.** Les erreurs statistiques pour le modèle Coppetti estimé utiliser pour le mode de charge (phase 2) de la batterie plomb acide.

|   | Mode de charge (phase 2) |                        |                         |           |                        |                        |
|---|--------------------------|------------------------|-------------------------|-----------|------------------------|------------------------|
|   | MAPE                     | MBE                    | RMSE                    | SCR       | MSE                    | MAE                    |
| Modèle Coppetti (coefficient originaux) | $2.9977 \cdot 10^{-04}$  | 0.0170                 | 0.033                   | 0.8854159 | $9.729 \cdot 10^{-03}$ | $8.651 \cdot 10^{-03}$ |
| Modèle Coppetti (nouveaux coefficients) | $6.3733 \cdot 10^{-05}$  | $7.5205 \cdot 10^{-4}$ | $8.2096 \cdot 10^{-03}$ | 0.1187364 | $1.277 \cdot 10^{-03}$ | $1.854 \cdot 10^{-03}$ |

Le tableau 4.5. Montre que pendant la deuxième phase du mode de charge (floating), le modèle Coppetti (nouveaux coefficients) affiche des valeurs très faibles par rapport au modèle Coppetti (coefficients originaux). atteignant 0.1187364 pour SCR,  $8.2096 \cdot 10^{-03}$  pour RMSE,  $1.854 \cdot 10^{-03}$  pour MAE,  $1.277 \cdot 10^{-03}$  pour MSE,  $7.5205 \cdot 10^{-04}$  pour MBE et  $6.3733 \cdot 10^{-05}$  pour MAPE, respectivement.

**Tableau 4.6.** Les erreurs statistiques pour le modèle Nernst estimé utiliser pour le mode de charge et décharge de la batterie Li-ion.

|                          | Modèle Nernst           |                        |                       |                        |                        |                        |
|--------------------------|-------------------------|------------------------|-----------------------|------------------------|------------------------|------------------------|
|                          | MAPE                    | MBE                    | RMSE                  | SCR                    | MSE                    | MAE                    |
| Mode de décharge         | $1.973 \cdot 10^{-5}$   | $-2.034 \cdot 10^{-4}$ | 0.0131211             | $4.109 \cdot 10^{-03}$ | $4.834 \cdot 10^{-5}$  | $5.085 \cdot 10^{-4}$  |
| Mode de charge (phase 1) | $7.3634 \cdot 10^{-06}$ | $-2,383 \cdot 10^{-5}$ | $4.773 \cdot 10^{-3}$ | 0.01                   | $2.278 \cdot 10^{-05}$ | $1.975 \cdot 10^{-04}$ |
| Mode de charge (phase 2) | $1.7668 \cdot 10^{-05}$ | $2.1894 \cdot 10^{-4}$ | 0,0115625             | 0.04                   | 0                      | $4.821 \cdot 10^{-04}$ |

Le tableau 4.6 montre les erreurs statistiques du modèle de Nernst correspondants dans différentes modes comme suit :

Pour le mode de décharge, il affiche des erreurs 0.0131211 pour RMSE,  $4.109 \cdot 10^{-3}$  pour SCR,  $5.085 \cdot 10^{-4}$  pour MAE,  $4.834 \cdot 10^{-5}$  pour MSE et  $1.973 \cdot 10^{-5}$  pour MAPE avec MBE égale à  $-2.034 \cdot 10^{-4}$ .

Dans la première phase du mode de charge le modèle affiche 0.01 pour SCR,  $4.773 \cdot 10^{-3}$  pour RMSE,  $1.975 \cdot 10^{-4}$  pour MAE, suivie par  $2.278 \cdot 10^{-5}$  pour MSE et  $7.3634 \cdot 10^{-6}$  pour MAPE et  $-2.383 \cdot 10^{-5}$  pour MBE.

Dans la deuxième phase du mode de charge, il affiche des erreurs de 0.04 pour SCR et 0.0115625 pour RMSE, suivie par  $4.821 \cdot 10^{-4}$  pour MAE,  $2.1894 \cdot 10^{-4}$  pour MBE avec  $1.7668 \cdot 10^{-5}$  pour MAPE et 0 pour MSE.

#### 4.6. Conclusion :

Dans ce chapitre, on a présenté nos travaux effectués pour mettre à l'épreuve les différents modèles mis en évidence dans le chapitre précédent. Ces travaux nous ont permis aussi d'apporter des explications et interprétations des résultats obtenus.

L'étude a permis de faire une analyse statistique des performances de deux modèles (Coppetti et Nernst) de batterie (plomb acide et Li-Ion). L'analyse montre que l'application du modèle de coefficients identifier de Coppetti et Nernst à des meilleures performances et un bon accord avec la courbe de données réelles. Cette identification à l'aide de l'algorithme ABC a considérablement amélioré la précision du modèle de Coppetti et Nernst en réduisant les différences entre les valeurs estimées par le modèle et les données réelles.

L'analyse montre que le MBE atteint est de  $8.1198 \cdot 10^{-4}$ , et le RMSE est de  $9.423 \cdot 10^{-3}$  et 0.0443489 de SCR de la performance en première phase du mode charge et autour de  $-9.053 \cdot 10^{-5}$  de MBE et  $8.14802 \cdot 10^{-3}$  de RMSE et 0.0191204 de SCR a été atteint pendant le mode de décharge, et pour le modèle Nernst le MBE atteint est  $-2.034 \cdot 10^{-4}$ , et le RMSE est de 0.0131211 et  $4.109 \cdot 10^{-3}$  dans le mode décharge et autour de  $-2.383 \cdot 10^{-5}$  de MBE et  $4.773 \cdot 10^{-3}$  et 0.01 de SCR a été atteint pendant le première phase du mode de charge. Le modèle de Coppetti et Nerst montre moins de 1 mv d'erreurs entre les coefficients mesurés et identifier.

Nous avons absolument confirmé que le modèle Coppetti et Nernst avec des coefficients identifier fonctionne beaucoup mieux, pour toutes les caractéristiques dynamiques et le fonctionnement complexe de la batterie au plomb et lithium, respectivement.

# Conclusion générale

Dans ce travail, on propose une solution permettant de prédire l'état interne de la batterie, nous avons particulièrement focalisé nos efforts sur la tension. Cet indicateur est pris comme paramètre de comparaison entre les deux modèles présentés et la méthode utilisée pour l'estimation des paramètres internes de la batterie. Durant toutes les phases de ce travail, on a gardé à l'esprit quelques objectifs de référence qui sont : adapter les approches simples à utilisées, favoriser les modèles qui intègrent des paramètres reconnus pour leurs impacts sur l'évolution de l'état de la batterie, s'assurer de la possibilité d'utilisation de ces modèles pour tout type de batterie (VRLA et Li-Ion).

Sur la base des objectifs tracés, des choix de modèles ont été effectués dans le chapitre trois et une méthode adéquate a été le sujet de discussion. En conséquence, nous avons pu développer des modèles d'estimation des paramètres de la batterie, ces modèles, présentés dans le chapitre trois, ont fait l'objet d'une étude statistique. Comme présenté, l'algorithme adapté pour l'estimation est basé sur le comportement d'abeilles (colonie d'abeilles artificielles), qui s'étend et se réduit (le nombre des paramètres à estimer) selon le modèle adapté. Cette modélisation, dynamique et évolutive, nous a permis d'apporter des améliorations et d'avoir un algorithme d'identification plus précis et adapté à chaque application.

Sur la base de l'état de l'art dressé au début de ce travail ainsi que des études effectuées au préalable, des solutions ont été proposées. La discussion et l'analyse des résultats apportés sur les tests conduits, présentés dans la dernière partie du chapitre quatre, nous ont permis de réévaluer ces choix (modèles et méthodes).

A travers les modélisations proposées, il est clair que tous ces modèles sont utilisables, toutefois le choix du modèle nous impose de prendre en considération l'évolution de la batterie afin d'assurer une précision acceptable à l'application. Le 1er chapitre qui détaille les batteries avance une expertise qui peut nous aider dans ce choix. On constate que le dilemme (modèle-précision) est toujours d'actualité dans l'identification de l'état de la batterie, par ce travail on a essayé de statuer sur cette difficulté.

Le choix de l'algorithme ABC pour l'identification des paramètres internes des batteries, vient du fait qu'il est, statistiquement, mis en avant comme estimateur optimal. Durant son adaptation à notre étude, on a pu profiter de l'avantage d'améliorer la précision offerte par les modèles.

Le modèle de Coppetti original présente quelques écarts avec les courbes expérimentales, en particulier au début du mode de première phase du mode de charge et à la fin du mode de décharge. Par conséquent, de nouveaux paramètres ont été proposés pour le modèle de Coppetti en utilisant l'algorithme de colonie d'abeilles artificielles. Cette identification a considérablement amélioré la précision du modèle en réduisant considérablement les écarts entre les valeurs estimées par le modèle et les données mesurées. Les résultats montrent que les erreurs statiques ont diminué, atteignant de meilleures performances en mode charge et décharge de la batterie.

Le modèle Coppetti tient compte de toutes les caractéristiques dynamiques et du fonctionnement complexe de la batterie plomb-acide avec différents fabricants et technologies, néanmoins, il est toujours nécessaire de tester toute nouvelle conception de batterie plomb-acide afin de déterminer les meilleurs coefficients pour mieux améliorer l'efficacité du modèle susmentionné dans les applications PV.

Les batteries Li-ion sont désormais la technologie privilégiée en termes de puissance et d'efficacité. Sur la base d'études comparatives approfondies et les erreurs statiques afin d'obtenir une précision optimale. Le modèle Nernst décrit le comportement dynamique de la batterie par rapport à sa tension de sortie pendant les modes de charge et de décharge, l'analyse rapporte que l'amélioration du modèle de Nernst grâce à de nouveaux coefficients utilisant l'algorithme ABC, a entraîné un succès significatif et un meilleur accord dans la courbe de données réelles. En résumé, le modèle de Nernst mis à jour fonctionne bien mieux en termes de dynamique et de fonctionnement complexe des batteries Li-ion. Cependant, certains tests restent nécessaires pour déterminer les coefficients corrects nécessaires pour améliorer l'efficacité du modèle ci-dessus dans les applications PV.

La perspective à atteindre, est de rendre la batterie maniable à toute application (systèmes PV terrestres et spatiaux, EV, EHV,), particulièrement pour les systèmes photovoltaïque terrestres et leurs différentes applications (autonomes, hybride ou connecter au

réseau) d'où le large spectre des technologies de batteries visitées durant ce travail (VRLA, Ni-Cd, Li-Ion ...et autres).

Dans ce travail, en utilisant un banc de test réalisé au sein du laboratoire de CDER on a pu effectuer des caractérisations des différents processus de charge et/ou de décharge des batteries, les résultats collectés ont été interprétés et ont permis la validation des travaux. Ce banc est une plateforme de travail qui sera agrandie par la suite afin de couvrir d'autres aspects liés aux :

- L'application de l'algorithme ABC sur d'autres technologies de batteries.
- Amélioration de l'algorithme ABC par une hybridation avec autre algorithme.

# Références:

- [1] A. Goetzberger et U. Hoffmann, Photovoltaic Solar Energy Generation, Berlin: Springer-Verlag, 2005.
- [2] H. Yoon et al, «Progress of Inverted Metamorphic III-V Solar Cell Development at Spectrolab» 2007 .
- [3] H. Cotal et al, «III–V multijunction solar cells for concentrating photovoltaics,» Energy & Environmental Science, pp. 174-192, 2009.
- [4] D. Linden et T. Reddy, HandBook of Batteries, 3 éd., New York: McGraw-Hill, 2002.
- [5] I. Buchmann, Batteries in a Portable World, Cadex Electronics Inc, 2005.
- [6] G. Pistoia, Battery Operated Devices and systems, From Portable Electronics to Industrial Products, Rome: Elsevier, 2008.
- [7] T. R. Crompton, Battery Reference Book, Oxford: Newnes, 2000.
- [8] Battery Univesity.com, CADEX, 2006.
- [9] J. Royer et T. Djiako et E. Schiller, B. Sadasy. ‘ Le pompage photovoltaïque’, université d'Ottawa, 1998.
- [10] M. G. Villalva and J. R. Gazoli, and E. R. Filho ‘Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays’, Jornal of power electronics, May 2009.
- [11] D.Thévenard, and M.Ross «validation and Verification of Component Models and System Models for the PV», CETC-internal report 2003-035, Canada, (2003).
- [12] Alternative and Renewable Energy Tutorials,» Alternative Energy Tutorials, 2010. [En ligne]. Available: <http://www.alternative-energy-tutorials.com/solar-power/>. [Accès le 7 avril 2014]. .
- [13] T. Markvart et L. Castaner, Practical Handbook of Photovoltaics: Fundamentals and Applications, Oxford: Elsevier, 2003.

- [14] E. Darcy et al, «Lithium-Ion Cell PTC Limitations and Solutions for High Voltage Battery Applications».
- [15] M. Broussely et G. Pistoia, *Industrial Applications of Batteries, From Cars to Aerospace and Energy Storage*, Oxford: Elsevier, 2007.
- [16] P. Bauer, *Batteries for Space Power Systems*, Washington, D.C: NASA, 1968.
- [17] Jean-Loup PRENSIER – Cédric Lusseau, *Principe de fonctionnement et constituants d'une batterie. Les vélos à assistance électrique au pédalage*, 01/01/2004.
- [18] D. Rand et al, *Valve-regulated Lead–Acid Batteries*, Amsterdam: Elsevier, 2004.
- [19] MIT-Electric Vehicle Team, «A Guide to Understanding Battery Specifications,» 2008.
- [20] Y. Diab et al, «Self-Discharge Characterization and Modeling of Electrochemical Capacitor Used for Power Electronics Applications» *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 24, pp. 510-517, 2009.
- [21] C. Zhang et al, «Identification of Dynamic Model Parameters for Lithium-Ion Batteries used in Hybrid Electric Vehicles,» chez International Symposium on Electric Vehicles (ISEV), Beijing, China, 2009.
- [22] F. Xuyun et S. Zechang, «A battery model including hysteresis for State-of-Charge estimation in Ni-MH battery,» *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, Harbin, China, 2008.
- [23] Kremzow-Tennie Simeon, Scholz Tobias, Pautzke Friedbert, Popp Alexander, Fechtner Heiko et Schmülling Benedikt, 'A Comprehensive Overview of the Impacting Factors on a Lithium-Ion-Batteries Overall Efficiency', Volume 7 (2022) - Edizione 1 (January 2022).
- [24] Pillai DS, Rajasekar N. Metaheuristic algorithms for PV parameter identification: A Comprehensive review with an application to threshold setting for fault detection in PV systems. *Renew Sustain Energy Rev* 2018;82(3):3503–25.
- [25] Nesmithnow S. An overview of metaheuristics: accurate and efficient methods for optimization. *Int J Metaheuristics* 2014;3(4):320–47.

- [26] Fathy A. Recent meta-heuristic grasshopper optimization algorithm for optimal reconfiguration of a partially shaded PV array. *Sol Energy* 2018;171:638–51.
- [27] Del Valle Y, Venayagamoorthy GK, Mohagheghi S, Hernandez JC, Harley RG. Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in power systems. *IEEE Trans Evol Comput* 2008;12(2):171–95.
- [28] Ye MY, Wang XD, Xu YS. Parameter extraction of solar cells using particle swarm optimization. *J Appl Phys* 2009;105(9). 094502-094502-8.
- [29] Injeti SK, Thunuguntla VK. Optimal integration of DGs into radial distribution networks in the presence of plug-in electric vehicles to minimize daily active power losses and to improve the voltage profile of the system using bio-inspired optimization algorithms. *Protect Control Modern Power Syst* 2020;5(3). <https://doi.org/10.1186/s41601-019-0149-x>.
- [30] Elsheikh AH, Elaziz MA. Review on applications of particle swarm optimization in solar energy systems. *Int J Environ Sci Technol* 2019;16(2):1159–70.
- [31] Ebrahimi SM, Salahshour E, Malekzadeh M, Gordillo F. Parameters identification of PV solar cells and modules using a flexible particle swarm optimization algorithm. *Energy* 2016;140:265–76.
- [32] Nunes HGG, Pombo JAN, Mariano SJPS, Calado MRA, Felipe de Souza JAM. A new high performance method for determining the parameters of PV cells and modules based on guaranteed convergence particle swarm optimization. *Appl Energy* 2018;211:774–91.
- [33] Ma JM, Man KL, Guan SU, Ting TO, Wong WH. Parameter estimation of photovoltaic model via parallel particle swarm optimization algorithm. *Int J Energy Res* 2015;40(3):343–52.
- [34] Jordehi AR. Time varying acceleration coefficients particle swarm optimisation (TVACPSO): A new optimisation algorithm for estimating parameters of PV cells and modules. *Energy Convers Manage* 2016;129:262–74.
- [35] Jordehi AR. Enhanced leader particle swarm optimisation (ELPSO): An efficient algorithm for parameter estimation of photovoltaic (PV) cells and modules. *Sol Energy* 2018;159:78–87.

- [36] El-Naggar KM, AlRashidi MR, AlHajri MF, Al-Othman AK. Simulated annealing algorithm for photovoltaic parameters identification. *Sol Energy* 2012;86(1):266–74.
- [37] Dekhichi F, Oukarfi B, Fakkar A, Belbounaguia N. Parameter identification of solar cell model using Levenberg-Marquardt algorithm combined with simulated annealing. *Sol Energy* 2014;110:781–8.
- [38] Shen Y, Yao W, Wen JY, He HB, Jiang L. Resilient wide-area damping control using GrHDP to tolerate communication failures. *IEEE Trans Smart Grid* 2019;10(3):2547–57.
- [39] Babu TS, Ram JP, Sangeetha K, Laudani A, Rajasekar N. Parameter extraction of two diode solar PV models using fireworks algorithm. *Sol Energy* 2016;140:265–86.
- [40] Bayraktar Z, Komurcu M, Bossard JA, Werner DH. The wind driven optimization technique and its application in electromagnetics. *IEEE Trans Antennas Propag* 2013;61(5):2745–57.
- [41] Derick M, Rani C, Rajesh M, Farrag ME, Wang Y, Busawon K. An improved optimization technique for estimation of solar photovoltaic parameters. *Sol Energy* 2017;157:116–24.
- [42] Sadollah A, Eskandar H, Bahreininejad A, Kim JH. Water cycle algorithm with evaporation rate for solving constrained and unconstrained optimization problems. *Appl Soft Comput* 2017;30:58–71.
- [43] Kler D, Sharma P, Banerjee A, Rana KPS, Kumar V. PV cell and module efficient parameters estimation using evaporation rate based water cycle algorithm. *Swarm Evol Comput* 2017;35:93–110.
- [44] Jervase JA, Bourdouce H, Al-lawati AM. Solar cell parameter extraction using genetic algorithms. *Meas Sci Technol* 2001;12:1922–5.
- [45] Rodriguez JDB, Petrone G, Paja AR, Spagnuolo G. A genetic algorithm for identifying the single diode model parameters of a photovoltaic panel. *Math Comput Simul* 2017;134:38–54.
- [46] Konak A, Coit DW, Smith AE. Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial. *Reliab Eng Syst Saf* 2006;91(9):992–1007.

- [47] Ismail MS, Moghavvemi M, Mahlia TMI. Characterization of PV panel and global optimization of its model parameters using genetic algorithm. *Energy Convers Manage* 2013;73:10–25.
- [48] Kumari PA, Geethanjali P. Adaptive genetic algorithm based multi-objective optimization for photovoltaic cell design parameter extraction. *Energy Procedia* 2017;117:432–41.
- [49] Askarzadeh A, Rezazadeh A. Artificial bee swarm optimization algorithm for parameters identification of solar cell models. *Appl Energy* 2013;102:943–9.
- [50] Yang B, Yu T, Zhang XS, Li HF, Shu HC, Sang YY, et al. Dynamic leader based collective intelligence for maximum power point tracking of PV systems affected by partial shading conditions. *Energy Convers Manage* 2019;179:286–303.
- [51] Oliva D, Cuevas E, Pajares G. Parameter identification of solar cells using artificial bee colony optimization. *Eenergy* 2014;72:93–102.
- [52] Wang RJ, Zhan YJ, Zhou HF. Application of artificial bee colony in model parameter identification of solar cells. *Energies* 2015;8(8):7563–81.
- [53] Oliva D, Ewees AA, Elaziz MA, Hassanien E, Cisneros MP. A Chaotic improved artificial bee colony for parameter estimation of photovoltaic cells. *Energies* 2018;11(5):865–83.
- [54] Chen X, Xu B, Mei CL, Ding YH, Li KJ. Teaching-learning-based artificial bee colony for solar photovoltaic parameter estimation. *Appl Energy* 2018;212:1578–88.
- [55] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm. *Adv Eng Softw* 2016;95:51–67.
- [56] Dasu B, Sivakumar M, Srinivasarao R. Interconnected multi-machine power system stabilizer design using whale optimization algorithm. *Protect Control Modern Power Syst* 2019;4(4):13–23.
- [57] Amroune M, Bouktir T, Musirin I. Power system voltage instability risk mitigation via emergency demand response-based whale optimization algorithm. *Protect Control Modern Power Syst* 2019;4(25). <https://doi.org/10.1186/s41601-019-0142-4>.

- [58] Elazab OS, Hasanien HM, Elgendy MA, Abdeen AM. Parameters estimation of single- and multiple-diode photovoltaic model using whale optimisation algorithm. *IET Renew Power Gener* 2018;12(15):1755–61.
- [59] Xiong GJ, Zhang J, Shi DY, He Y. Parameter extraction of solar photovoltaic models using an improved whale optimization algorithm. *Energy Convers Manage* 2018;174:388–405.
- [60] Oliva D, Elaziz MA, Hassanien A. Parameter estimation of photovoltaic cells using an improved chaotic whale optimization algorithm. *Appl Energy* 2017;200:141–54.
- [61] Sun YJ, Wang XL, Chen YH, Liu ZJ. A modified whale optimization algorithm for large-scale global optimization problems. *Expert Syst Appl* 2018;114:563–77.
- [62] Wu ZQ, Yu DQ, Kang XH. Parameter identification of photovoltaic cell model based on improved ant lion optimizer. *Energy Convers Manage* 2017;151:107–15.
- [63] Askarzadeh A, Rezazadeh A. Parameter identification for solar cell models using harmony search-based algorithms. *Sol Energy* 2012;86(11):3241–9.
- [64] Kler D, Sharma P, Banerjee A, Rana KPS, Kumar V. PV cell and module efficient parameters estimation using evaporation rate based water cycle algorithm. *Swarm Evol Comput* 2017;35:93–110.
- [65] Ayodele TR, Ogunjuyigbe ASO, Ekoh EE. Evaluation of numerical algorithms used in extracting the parameters of a single-diode photovoltaic model. *Sustainable Energy Technol Assess* 2016;13:51–9.
- [66] *Energy Convers Manage* 2015;89:608–14. Shang LQ, Zhu WW, Li PW, Guo HC. Maximum power point tracking of PV systems under partial shading conditions through flower pollination algorithm. *Protect Control Modern Power Syst* 2018;3(3):400–6.
- [67] Alam DF, Yousri DA, Eteiba MB. Flower pollination algorithm based solar PV parameter estimation. *Energy Convers Manage* 2015;101:410–22.
- [68] Ram JP, Babu S, Dragicevic T, Rajasekar N. A new hybrid bee pollinator flower pollination algorithm for solar PV parameter estimation. *Energy Convers Manage* 2017;135:463–76.

- [69] Passino KM. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control. *IEEE Control Syst Mag* 2002;22(3):56–67.
- [70] Awadallah MA. Variations of the bacterial foraging algorithm for the extraction of PV module parameters from nameplate data. *Energy Convers Manage* 2016;113:312–20.
- [71] Rajasekar N, Kumar NK, Venugopalan N. Bacterial foraging algorithm based solar PV parameter estimation. *Sol Energy* 2013;97:255–65.
- [72] Diabat A, Kannan D, Kaliyan M, Svetinovic D. An optimization model for product returns using genetic algorithms and artificial immune systems. *Resour Conserv Recycl* 2013;74:156–69.
- [73] Jacob B, Balasubramanian K, Babu TS, Azharuddin SM, Rajasekar N. Solar PV modeling and parameter extraction using an artificial immune system. *Energy Procedia* 2015;75:331–6.
- [74] Yuan X, Zhao J, Yang Y, Wang Y. Hybrid parallel chaos optimization algorithm with harmony search algorithm. *Appl Soft Comput* 2014;17:12–22.
- [75] Askarzadeh A, Rezaazadeh A. Parameter identification for solar cell models using harmony search-based algorithms. *Sol Energy* 2012;86(11):3241–9.
- [76] Patel SKJ, Panchal AK, Kheraj V. Extraction of solar cell parameters from a single current-voltage characteristic using teaching learning based optimization algorithm. *Appl Energy* 2014;119:384–93.
- [77] Niu Q, Zhang HY, Li K. An improved TLBO with elite strategy for parameters identification of PEM fuel cell and solar cell models. *Int J Hydrogen Energy* 2014;39(8):3837–54.
- [78] Chen X, Yu KJ, Du WL, Zhao WX, Liu GH. Parameters identification of solar cell models using generalized oppositional teaching learning based optimization. *Energy* 2016;99:170–80.
- [79] Fathy A, Rezk H. Parameter estimation of photovoltaic systems using imperialist competitive algorithms. *Renewable Energy* 2017;111:307–20.

- [80] AlRashidi MR, AlHajri MF, El-Naggar KM, Al-Othman AK. A new estimation approach for determining the I-V characteristics of solar cells. *Sol Energy* 2011;85(7):1543–11450.
- [81] Beigi AM, Maroosi A. Parameter identification for solar cells and modules using a hybrid firefly and pattern search algorithms. *Sol Energy* 2018;171:435–46.
- [82] AlHajri MF, El-Naggar KM, AlRashidi MR, Al-Othman AK. Optimal extraction of solar cell parameters using pattern search. *Renewable Energy* 2012;44:238–45.
- [83] Gomes RCM, Vitorino MA, Correa MBR, Fernandes DA, Wang RX. Shuffled complex evolution on photovoltaic parameter extraction: A comparative analysis. *IEEE Trans Sustainable Energy* 2017;8(2):805–15.
- [84] Gao XK, Cui Y, Hu JJ, Xu GY, Wang ZF, Qu JH, et al. Parameter extraction of solar cell models using improved shuffled complex evolution algorithms. *Energy Convers Manage* 2018;157:460–79.
- [85] Chen YX, Chen ZC, Wu LJ, Long C, Lin PJ, Cheng SY. Parameter extraction of PV models using an enhanced shuffled complex evolution algorithm improved by opposition-based learning. *Energy Procedia* 2019;158:991–7.
- [86] Yu KJ, Liang JJ, Qu BY, Chen X, Wang HS. Parameter identification of photovoltaic models using an improved JAYA optimization algorithm. *Energy Convers Manage* 2017;150:742–53.
- [87] Yu KJ, Qu BY, Yue CT, Ge SL, Chen X, Liang J. A performance-guided JAYA algorithm for parameters identification of photovoltaic cells and modules. *Appl Energy* 2019;237:241–57.
- [88] Wang L, Huang C. A novel elite opposition-based Jaya algorithm for parameter estimation of photovoltaic cell models. *Optik* 2018;155:351–6.
- [89] E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Theraulaz, “Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems”, New York, NY: Oxford University Press, 1999.
- [90] T. D. Seeley, *The Wisdom of the Hive* (Harvard University Press, Cambridge, MA, 1995).

[91] Floriano De Rango, Nunzia Palmieri, Mauro Tropea, University of Calabria, DIMES Department, Cosenza, Italy, 'Multirobot coordination through bio-inspired strategies', 1 May 2020.

[92] Dervis Karaboga and Bahriye Basturk, "Artificial Bee Colony (ABC) Optimization Algorithm for Solving Constrained Optimization Problems," Springer-Verlag Berlin Heidelberg , p. 789–798, 2007

[93] Coppetti, J.B., Lorenzo, E., Chenlo, F.: 'A general battery model for PV system simulation', Prog. Photovolt., Res. Appl., 1993, (1), pp. 283–292.

[94] Fang H, Zhao X & Wang Y et al. State-of-charge estimation for batteries: a multi-model approach. Paper presented at: 2014 American Control Conference; June 4-6, 2014; Portland, OR: 2779-2785.

[95] Plett GL. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs - part 2, modeling and identification. J Power Sources. 2004;134:262-276.

[96] Hu X, Zou C, Zhang C, Li Y. Technological developments in batteries: a survey of principal roles types and management needs. IEEE Power Energy Mag. 2017;15:20-31.

[97] Plett GL. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs - part 1, background. J Power Sources. 2004;134:252-261.