

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

**ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE**



**Département Hydraulique**

**Laboratoire Matériaux de Génie Civil Et Environnement**

Mémoire de projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme  
*d'ingénieur d'Etat en Hydraulique*

---

# **Etude comparative entre les algorithmes d'optimisation appliqués aux modèles Pluie-Débit**

---

Présenté et soutenu publiquement le 17/06/2017

Par Mr **Rafik OULEBSIR**

Sous la direction du **Pr. Abdelmalek BERMAD**

Co-dirigé par M. **Mohamed AMIRECHE**

**Composition du Jury :**

<i>Président</i>	M. Abderrahim BALI	Professeur	ENP
<i>Promoteurs :</i>	M. Abdelmalek BERMAD	Professeur	ENP
	M. Mohamed AMIRECHE	MAA	ENSTP
<i>Examineur</i>	M. Abdelouaheb LEFKIR	MAA	U-OEB

**ENP 2017**



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

**ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE**



**Département Hydraulique**

**Laboratoire Matériaux de Génie Civil Et Environnement**

Mémoire de projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme  
*d'ingénieur d'Etat en Hydraulique*

---

# **Etude comparative entre les algorithmes d'optimisation appliqués aux modèles Pluie-Débit**

---

Présenté et soutenu publiquement le 17/06/2017

Par Mr **Rafik OULEBSIR**

Sous la direction du **Pr. Abdelmalek BERMAD**

Co-dirigé par M. **Mohamed AMIRECHE**

**Composition du Jury :**

<i>Président</i>	M. Abderrahim BALI	Professeur	ENP
<i>Promoteurs :</i>	M. Abdelmalek BERMAD	Professeur	ENP
	M. Mohamed AMIRECHE	MAA	ENSTP
<i>Examineur</i>	M. Abdelouaheb LEFKIR	MAA	U-OEB

**ENP 2017**

\_\_\_\_\_:

ويأتي هذا المشروع وصولاً إلى مقارنة وإيجاد أفضل النماذج الهيدرولوجية التي يمكن استخراج السلوك التي شملتها الدراسة. النماذج المستخدمة في هذه الدراسة هي GR4J tank model. وقد أثبتت كلا النموذجين فعاليتهم في العالم، وسوف نقوم بتحليلهم.

لمعايرة النماذج الهيدرولوجية، استخدمت اثنين من الخوارزميات، osplo te auecs, من هذه الخوارزميات اثنين يمكن استخلاصه أفضلهم لمعايرة النماذج الهيدرولوجية المستخدمة في هذه الدراسة.

الكلمات المفتاحية :

### **Abstract :**

This study comes down to compare and to find the best hydrologic model, which could reproduce the behaviour of the studied watershed. Models used in this study are the tank model and GR4J. These two models showed their performance all over the world, and they are going to be confronted for this study with the watershed of Zardezas and their behaviour is going to be analysed.

For the calibration of hydrologic models two algorithms were used, Shuffle Complex Evolution (SCEUA) and Orthogonal Learning Particle Swarm Optimization (OLPSO), we will find which is the best to calibrate the hydrologic models used for this study

Keywords: Optimization, Modelling, Watershed, Simulation.

### **Résumé :**

Ce projet se résume à comparer et à trouver le meilleur modèle hydrologique qui pourrait reproduire le comportement du bassin versant étudié. Les modèles utilisées dans cette étude sont le tank model et le GR4J. Ces deux modèles ont fait leur preuve de par le monde, et on va les confronter pour cette étude au bassin versant de Zardezas et on va analyser leur comportement.

Pour la partie calibration des modèles hydrologiques, deux algorithmes ont été utilisées, le Shuffle Complex Evolution(SCEUA) et l'Orthogonal Learning Particle Swarm Optimization(OLPSO), de ces deux algorithmes on pourra déduire quel est le meilleur pour calibrer les modèles hydrologiques utilisées pour cette étude.

Mots clés : Optimisation, Modélisation, Bassin Versant, Simulation.

## **Remerciements**

Avant tout je remercie le bon dieu de m'avoir guidée et m'a permis de prospérer dans ce monde.

C'est avec beaucoup d'émotions que je voudrais remercier toute les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail, qui m'ont permis de pouvoir passer au travers des plusieurs difficultés que j'ai pu rencontrer, a tous ceux qui m'ont soutenus je voudrais dire merci.

Je remercie aussi mon encadreur Mr A.Bermed qui tout au long de mon cursus universitaire au sein de l'Ecole National Polytechnique a su m'apporter tout l'aide qui était en son possible, et qui m'a appris beaucoup tant au niveau scientifique qu'au niveau humain, c'est avec lui que dans le présent travail j'ai pu dépasser mes limites et ainsi ressortir le potentiel que j'avais, et pour cela je ne pourrais le remercier assez.

Je remercie aussi le corps enseignants qui a pu nous transmettre un peu de leur connaissance et ainsi nous permettre de nous améliorer chaque jour passée dans l'Ecole National Polytechnique, mais aussi à l'Ecole National Préparatoire de Sciences et Technique de Tlemcen.

Je tiens aussi a remercier aussi mes camarades de classe avec qui j'ai pu passer trois années formidables, mais aussi mes amis d'enfance avec qui je partage jusqu'à maintenant des souvenirs formidables ; je remercie aussi les membres de ma famille qui ont pu me soutenir tout au long de ma vie, et qui ont pu me permettre d'arriver jusqu'ici, je tiens aussi à remercier mes parents pour tous les sacrifices qu'ils ont du faire pour que je puisse réussir dans ma vie.

Je remercie aussi les membres du jury qui ont m'ont fait l'honneur de bien vouloir juger mon travail, et me permettre de pouvoir m'améliorer et de pouvoir avancer dans ma vie.

## **Table Des Matières :**

Liste des Tableaux

Liste des Figures

Introduction Générale	9
1. Chapitre I : Introduction à la modélisation en hydrologie	11
1.1. Objet de l'hydrologie	12
1.2. Modélisation en hydrologie	13
1.3. Classification des modèles	14
1.4. Evaluation d'un modèle	15
1.5. Choix des meilleurs critères d'évaluation	19
1.6. Conclusion	20
2. Chapitre II : Introduction à l'optimisation en hydrologie	21
2.1. Optimisation mathématique	22
2.1.1. Classification des algorithmes d'optimisation	22
2.1.2. Classification selon l'espace de recherche	23
2.2. Difficulté que représente l'optimisation des modèles pluie-débit	23
2.3. SCEUA(Shuffled complex evolution, University of Arizona)	26
2.4. Particle swarm optimization (Optimisation par essaim de particules)	31
2.4.1. Caractéristiques de l'algorithme	31
2.5. OLPSO	34
2.6. Conclusion	35
3. Chapitre III : Modèles hydrologique : GR4J-TANK MODEL	36
3.1. Notion de paramètres	37
3.2. Initialisation du système	38
3.3. Modèle GR4J	38
3.4. Tank model	42
3.5. Conclusion	44
4. Chapitre IV : Résultats et interprétation	45
4.1. Présentation de la Zone d'étude	46
4.2. Comparaison des algorithmes SCUEA ET OLPSO	48
4.3. Comparaison entre le modèle hydrologique tank model a 4 réservoirs simples et tank model à 4 réservoirs en incluant le paramètre gamma	54
4.4. Comparaison entre le modèle hydrologique tank model a 2 réservoirs simples et tank model à 2 réservoirs en incluant le paramètre gamma	62
4.5. Comparaison des différents modèles hydrologiques	69
4.6. Critiques des critères numériques	74
5. Conclusion finale	76
6. Bibliographie	78
7. Annexe	80

## **Liste des Tableaux :**

**Tableau 1** : *intervalle d'appréciation des critères de validation*

**Tableau 2** : intervalle de variation des paramètres du modèle GR4J

## **Liste des figures :**

**Figure 1-1 :** représentation schématique d'un modèle hydrologique

**Figure 1-2 :** schéma représentant les différentes étapes de la modélisation hydrologique

**Figure 1-3 :** schéma représentant les critères sur lesquelles sont jugés les modèles

**Figure 2-1 :** organigramme représentant les différentes techniques d'optimisation global

**Figure 2-2 :** schéma représentant un espace de recherche incluant des minimums et des maximums globaux et locaux

**Figure 2-3 :** organigramme de calcul de l'algorithme SCEUA

**Figure 2-4 :** Diagramme de la stratégie Competitive Complex Evolution (CCE)

**Figure 2-5 :** Illustration de la méthode Shuffled Complex Evolution (SCE-UA) en 2D

**Figure 2-6 :** Illustration des étapes d'évolution de chaque complexe

**Figure 2-7 :** organigramme de l'algorithme PSO

**Figure 2-8 :** schéma représentative de l'oscillation d'une particule lors l'optimisation avec l'algorithme PSO

**Figure 3-1 :** schéma représentatif du modèle GR4J

**Figure 3-2 :** schéma représentatifs du tank model a 4 réservoirs

**Figure 4-1 :** Carte du bassin versant du Saf-Saf

**Figure 4-2 :** histogramme des débit en m<sup>3</sup>/s (Y :plage des débit X :nombre de données )

**Figure 4-3 :** histogramme des pluies en mm (Y :plage des pluies X :nombre de données )

**Figure 4-4 :** 'évolution des différents critères pour le tank model a 2 réservoirs avec gamma =1, pour la période de calibration

**Figure 4-5 :** 'évolution des différents critères pour le tank model a 2 réservoirs avec gamma =1, pour la période de validation

**Figure 4-6 :** 'évolution des différents critères pour le tank model a 4 réservoirs avec gamma =1, pour la période de calibration

**Figure 4-7 :** 'évolution des différents critères pour le tank model a 4 réservoirs avec gamma =1, pour la période de validation

**Figure 4-8 :** évolution des critères pour le cas de la simulation avec le tank-model a 4 réservoirs avec gamma=1 et avec gamma variable, dans la période de calibration

**Figure 4-9 :** évolution des critères pour le cas de la simulation avec le tank-model a 4 réservoirs avec gamma=1 et avec gamma variable, dans la période de validation

**Figure 4-10 :** Hydrogrammes observé et simulée à l'aide du tank-model a 4 réservoirs avec gamma=1 et dans la période de calibration ( à l'aide du critère de NASH) nombre de donnée pour la calibration=1200.

**Figure 4-11 :** Hydrogrammes observé et simulée à l'aide du tank-model a 4 réservoirs avec gamma variable et dans la période de calibration (à l'aide du critère de NASH) nombre de donnée pour la calibration=1200.



**Figure 4-11** : Hydrogrammes observé et simulé à l'aide du tank-model à 4 réservoirs avec  $\gamma=1$  et dans la période de validation (à l'aide du critère de NASH) nombre de données utilisées pour la calibration =1000

**Figure 4-12** : Hydrogrammes observé et simulé à l'aide du tank-model à 4 réservoirs avec  $\gamma$  variable et dans la période de validation (à l'aide du critère de NASH) nombre de données utilisées pour la calibration =1000

**Figure 4-13** : comparaison des données simulées comparés avec les données observées dans le cas de la simulation avec le tank model à 4 réservoirs avec  $\gamma=1$ , avec l'algorithme OLPSO, en période de calibration, en utilisant le critère de NASH.

**Figure 4-14** : comparaison des données simulées comparés avec les données observées dans le cas de la simulation avec le tank model à 4 réservoirs avec  $\gamma=1$ , avec l'algorithme OLPSO, en période de validation, en utilisant le critère de NASH.

**Figure 4-15** : comparaison des données simulées comparés avec les données observées dans le cas de la simulation avec le tank model à 4 réservoirs avec  $\gamma$  variable, avec l'algorithme OLPSO, en période de calibration, en utilisant le critère de NASH.

**Figure 4-16** : comparaison des données simulées comparés avec les données observées dans le cas de la simulation avec le tank model à 4 réservoirs avec  $\gamma$  variable, avec l'algorithme OLPSO, en période de validation, en utilisant le critère de NASH.

**Figure 4-17** : évolution des critères pour le cas de la simulation avec le tank-model à 2 réservoirs avec  $\gamma=1$  et avec  $\gamma$  variable, dans la période de calibration

**Figure 4-18** : évolution des critères pour le cas de la simulation avec le tank-model à 2 réservoirs avec  $\gamma=1$  et avec  $\gamma$  variable, dans la période de validation

**Figure 4-19** : Hydrogrammes observé et simulé à l'aide du tank-model à 2 réservoirs avec  $\gamma=1$  et dans la période de calibration (à l'aide du critère RSR) nombre de données pour la calibration=1200.

**Figure 4-20** : Hydrogrammes observé et simulé à l'aide du tank-model à 2 réservoirs avec  $\gamma$  variable et dans la période de calibration (à l'aide du critère RSR) nombre de données pour la calibration=1200.

**Figure 4-21** : Hydrogrammes observé et simulé à l'aide du tank-model à 2 réservoirs avec  $\gamma=1$  et dans la période de validation (à l'aide du critère RSR) nombre de données utilisées pour la calibration =1000

**Figure 4-22** : Hydrogrammes observé et simulé à l'aide du tank-model à 2 réservoirs avec  $\gamma$  variable et dans la période de calibration (à l'aide du critère RSR) nombre de données utilisées pour la calibration =1000

**Figure 4-23** : comparaison des données simulées comparés avec les données observées dans le cas de la simulation avec le tank model à 2 réservoirs avec  $\gamma=1$ , avec l'algorithme OLPSO, en période de calibration, en utilisant le critère de NASH.

**Figure 4-24** : comparaison des données simulées comparés avec les données observées dans le cas de la simulation avec le tank model à 2 réservoirs avec  $\gamma=1$ , avec l'algorithme OLPSO, en période de validation, en utilisant le critère de NASH.

**Figure 4-25** : comparaison des données simulées comparés avec les données observées dans le cas de la simulation avec le tank model à 2 réservoirs avec  $\gamma$  variable, avec l'algorithme OLPSO, en période de calibration, en utilisant le critère de NASH.

**Figure 4-26** : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le tank model a 2 réservoirs avec gamma variable, avec l’algorithme OLPSO, en période de validation, en utilisant le critère de NASH.

**Figure 4-27** : évolution des critères pour le cas de la simulation avec plusieurs modèles hydrologiques, dans la période de calibration

**Figure 4-28** : évolution des critères pour le cas de la simulation avec plusieurs modèles hydrologiques, dans la période de validation

**Figure 4-29** : Hydrogrammes observé et simulée à l’aide du modèle GR4J avec gamma variable et dans la période de calibration (à l’aide du critère de NASH) nombre de donnée pour la calibration=1200.

**Figure 4-30** : Hydrogrammes observé et simulée à l’aide du modèle GR4J avec gamma variable et dans la période de validation (à l’aide du critère de NASH) nombre de donnée pour la calibration=1200

**Figure 4-31** : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le GR4J, avec l’algorithme OLPSO, en période de calibration, en utilisant le critère de NASH.

**Figure 4-32** : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le GR4J, avec l’algorithme OLPSO, en période de validation, en utilisant le critère de NASH.

**Figure 5-1** : l’évolution des différents critères pour le tank model a 2 réservoirs avec gamma variable, pour la période de calibration

**Figure 5-2** : l’évolution des différents critères pour le tank model a 2 réservoirs avec gamma variable, pour la période de validation

**Figure 5-3** : l’évolution des différents critères pour le tank model a 4 réservoirs avec gamma variable, pour la période de calibration

**Figure 5-4**: l’évolution des différents critères pour le tank model a 4 réservoirs avec gamma variable, pour la période de validation

**Figure 5-5** : l’évolution des différents critères pour le modèle GR4J, pour la période de calibration

**Figure 5-6**: l’évolution des différents critères pour le modèle GR4J, pour la période de validation

**Figure 5-7** : évolution des critères numériques des modèles hydrologiques dans la période de calibration, optimisée grâce à l’algorithme OLPSO

**Figure 5-8** : évolution des critères numériques des modèles hydrologiques dans la période de validation, optimisée grâce à l’algorithme OLPSO

**Figure 5-11** : Organigramme de l’algorithme OLPSO

*Introduction  
Générale*

## **Introduction Générale :**

Dans cette étude nous avons présenté quelques aspects de la modélisation en hydrologie et de son importance dans la gestion des ressources en eau, ressources qui sont vitales pour la vie. Carrefour de plusieurs sciences l'hydrologie n'est rien sans les autres sciences telles que les mathématiques, Géologie, la Mécanique des Sols...etc., ces sciences interviennent dans l'hydrologie, ce qui fait de cette science un véritable défi aux chercheurs, qui pour l'instant ont beaucoup de difficultés pour comprendre le sujet dont elle traite.

On traitera dans ce projet de fin d'étude, une partie de la modélisation en hydrologie qui renferme pour l'instant beaucoup de mystères, qui est l'optimisation en hydrologie, cette partie de l'hydrologie qui allie mathématiques, informatique, et quelques fois intelligence artificielle, a pour l'instant pas livré tous ces secrets, notre étude va permettre de comprendre un tout petit peu ce sujet, on va répondre à une question qui reste posée, de quel des algorithmes d'optimisation est le meilleur pour permettre le calage d'un modèle hydrologique.

Dans la présente étude nous allons voir de quel des modèles hydrologiques abordée est le plus apte modélisée les bassins versants algériens, et avec cela nous allons aborder un sujet très peu traité qui est l'impact du paramètre gamma sur les performances du tank model, nous allons avoir une approche différentes des approches entreprises précédemment dans d'autres articles ou études, nous allons inclure le paramètre gamma dans l'optimisation et voir son impact sur les autres paramètres.

Enfin tous les calculs seront traités via des programmes écrits sous MATLAB, connu pour son efficacité et ses multiples fonctions prédéfinies, il constitue un outil assez performant pour cette étude.

Chapitre I :  
Introduction à la  
modélisation en  
hydrologie

## 1. Introduction à la modélisation en hydrologie :

L'hydrologie est par définition la science qui traite de l'eau sous tous ses aspects, cette science a connu une avancée fulgurante du calcul numérique et cela du au développement de la puissance de calcul des ordinateurs ,l'hydrologie est une science assez complexe et cela dû aux faite qu'elles traitent de fait de plusieurs phénomènes qui interagissent entre eux, cette science fait appel à d'autres sciences comme la physique la thermodynamique, l'informatique etc., bien que beaucoup de progrès ont été faites ces dernières années on arrivent pas à comprendre jusqu'à maintenant tous les phénomènes qu'étudient cette science, donc on fait appel très souvent à la modélisation mathématique pour permettre de trouver des solutions aux problèmes que l'on rencontre, ces dernières années on voit une augmentation fulgurante du nombre de modèles hydrologiques, on dit aussi qu'il y a autant de modèles hydrologiques que d'hydrologues.

Dans le présent chapitre nous présenterons succinctement l'objet de l'hydrologie, les bases et concepts de la modélisation hydrologique.

### 1.1. Objet de l'hydrologie :

Il est assez difficile de définir l'hydrologie car ce n'est pas une science unifiée. Etymologiquement "science qui traite des eaux", la définition change d'une époque ou d'un Hydrologue à l'autre (Perrin, 2000), Dooge (1988) mentionne que 'l'affaire de l'hydrologie est de résoudre l'équation du bilan de l'eau'. L'hydrologie continentale, qui s'intéresse plus particulièrement à la partie du cycle de l'eau sur ou proche des terres émergées, peut être aussi définie comme la science de l'eau qui traite de la circulation, de la distribution, de la dynamique et des propriétés de l'eau sur Terre au travers du cycle hydrologique (Eagleson, 1991).

Ses thèmes d'étude sont les précipitations, l'évaporation, l'infiltration, le ruissellement, les écoulements dans les nappes et les cours d'eau, et le transport de substances dissoutes ou en suspension (Perrin,2000).

Klemeš (1988) illustre d'ailleurs cette complexité en disant que pour le scientifique, résoudre l'équation du bilan de l'eau peut être considéré comme l'un des Rubic Cubes les plus difficiles à résoudre de la nature, pour lequel les facettes changent de couleur, de forme, de taille au fur et à mesure qu'elles sont déplacées par différentes forces, et dans lequel même les bases structurales changent au cours du temps.

### 1.2. Modélisation en hydrologie :

Pour commencer nous allons définir ce que c'est qu'un modèle mathématique, un modèle mathématique est par définition Un type de modèle scientifique Qui emploie un formalisme mathématique pour exprimer des relations, des prédictions, des variables, des paramètres, des entités et des relations entre des variables et/ou des entités ou opérations.

Ces modèles servent à analyser les comportements de systèmes complexes dans des situations difficiles à observer dans la réalité.

Une contrainte apparaît dans la construction de ces modèles mathématiques, ceux-ci mathématiques doivent être simples et doivent répondre aux exigences du modélisateur, par simple nous entendons qu'ils doivent donner des résultats avec les moyens technologiques existantes.

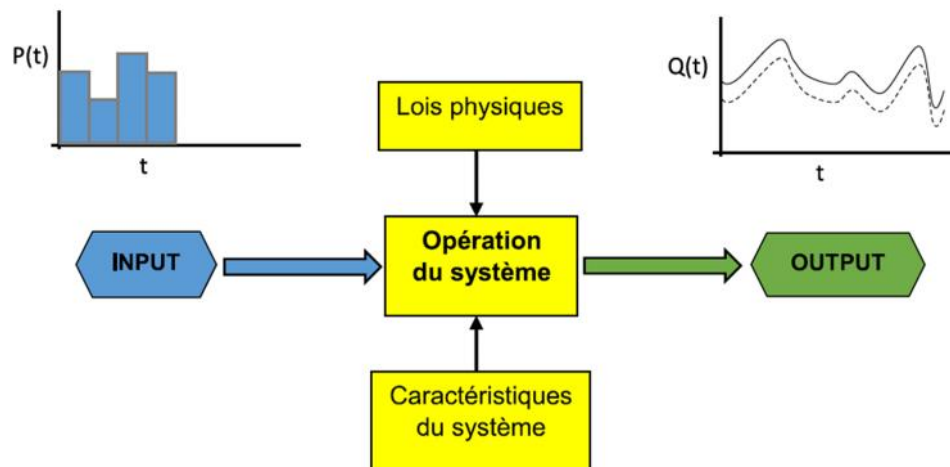


Figure 1-1 : Représentation schématique d'un modèle hydrologique

La plupart des modèles hydrologiques ont une structure commune qui est assez simple et est composée par trois parties, entrées-modèle-sortie, le nombre d'entrées est variables et peut être composées par tous types d'entrées mais doivent avoir un lien avec la ou les sorties, le modèle lui peut avoir différentes structures.

Tous modèle hydrologiques doit passer des étapes qui sont :

#### 1.2.1. Mise en perception :

Cette étape concerne généralement les concepteurs de modèles, cette étape consiste en l'interprétation des phénomènes qui permettent la transformation de la pluie en débit, cette étape dépend des connaissances du modélisateur sur les phénomènes étudiés.

#### 1.2.2. Etape de conception :

Cette étape consiste en la mise en équations des phénomènes perçus dans l'étape précédente, tout cela utilisant des hypothèses simplificatrices, mais ces hypothèses doivent être assez représentatives du phénomène étudié et doivent permettre le fonctionnement du modèle, par fonctionnement on entend qu'il devrait remplir l'objectif fixé par le modélisateur, et non représenter parfaitement la réalité du terrain. Cette étape est souvent limitée par les données disponibles sur le terrain.

#### 1.2.3. Etape de mise en procédure :

Cette étape consiste en la mise en code des équations du modèle et lancer le code obtenir les résultats de la prévision issu du modèle mais il sera nécessaire de passer par l'étape de calibration.

#### 1.2.4. Etape de calibration :

Cette étape est primordiale et permet au modèle de s'ajuster au bassin versant, c'est-à-dire d'essayer de 'copier' le comportement du modèle, en essayant de trouver le meilleur jeu de paramètres qui permettent d'approcher le plus précisément les sorties du modèle, cette étape peut donner des résultats qui ne sont pas ceux voulus dans le cas où les entrées ou bien les sorties avec lesquelles on compare les résultats du modèle comportent des erreurs.

### 1.2.5. Etape de validation du modèle :

Cette étape permet de tester la fiabilité du modèle à pouvoir remplir les objectifs définies par le modélisateur, et cela en testant son pouvoir de prédiction, plus le modèle se rapproche des données observées et plus il est représentatif du bassin versant ‘dans la vision du modélisateur’.

Ces étapes peuvent paraître simple à la première pensée, mais la complexité des bassins versant a conduits à la création de plusieurs modèles qui peuvent représenter tous une partie de la réalité des phénomènes physiques, aucun modèle ne représente efficacement toute la réalité, c’est comme si les phénomènes hydrologiques étaient un gigantesques puzzle dont chacun des modèles serait une pièce, on pourrait avoir une idée du puzzle à partir de cette pièce mais on ne pourrait pas déduire tous le puzzle à partir de cette simple pièce.

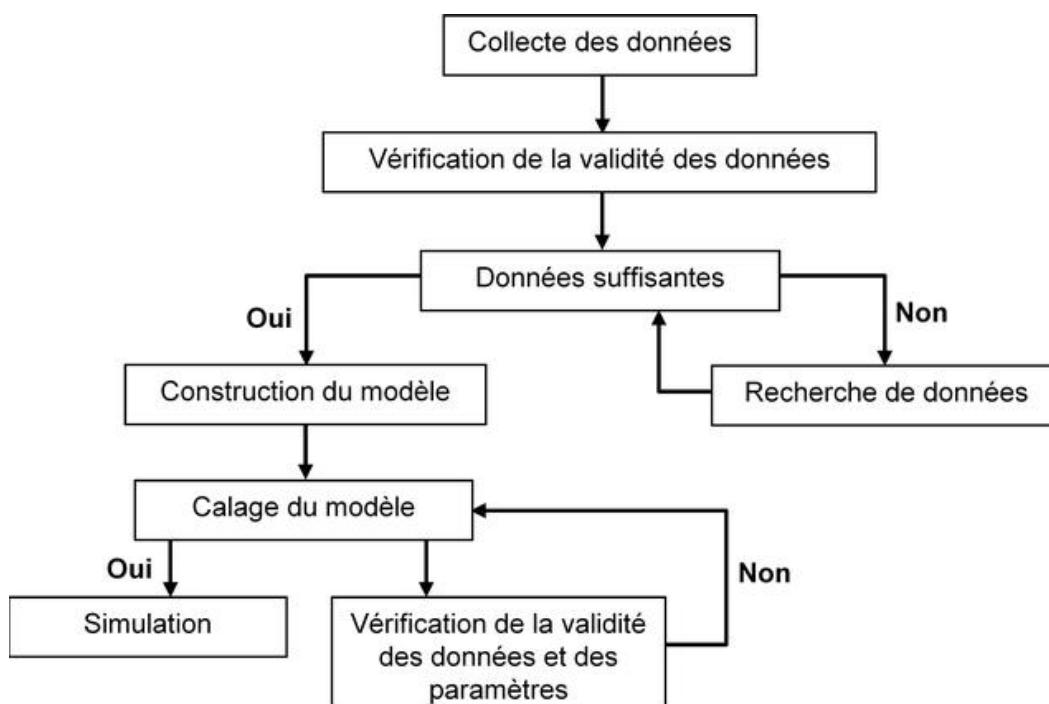


Figure 1-2 : schéma représentant les différentes étapes de la modélisation hydrologique

### 1.3. Classification des modèles :

Plusieurs classifications des modèles pluie-débit existent, mais celle qui est la plus répandue et la plus représentative est celle de Perrin(2000) :

- déterministes ou stochastiques, suivant la nature des variables, des paramètres et/ou des relations entre eux.
- globaux, semi-distribués ou spatialisés, suivant que le bassin versant est considéré dans l’espace comme une entité homogène, qu’il est divisé en sous-unités supposées homogènes (éventuellement des sous-bassins) ou qu’il est finement discrétisé en mailles.
- cinématiques (descriptifs) ou dynamiques (explicatifs), suivant que l’évolution temporelle du système est simplement décrite ou mise en relation avec les forces qui en sont la cause.



- empiriques, conceptuels ou théoriques (fondés sur la physique), suivant les relations utilisées pour modéliser la transformation de la pluie en débit et suivant la représentation du système modélisé.

On pourrait rajouter à ces éléments le type de fonctionnement du modèle au cours du temps, continu ou par événement (Linsley, 1982), le type et la quantité de données requises (Todini, 1988), le but du modèle (Roche, 1988) ou le pas de discrétisation temporel concerné (heure, jour, mois, année). Les classifications proposées emploient souvent des combinaisons de ces caractéristiques (Perrin, 2000).

#### 1.4. Evaluation d'un modèle :

Il existe autant de modèles que d'hydrologues, avec tous ces modèles comment pouvons-nous savoir quelle modèle est le plus représentatifs de la réalité, et cela se basant sur quelles critères ?

Les modèles mathématiques sont notés sur 4 critères qui ont été jugées comme étant les plus pertinents :

- généralité ou généralisation : est l'aptitude du modèle à être appliquée sur le plus de cas possible (bassin versants), c'est-à-dire de représenter le plus possible la complexité de la modélisation pluie-débit.
- Fiabilité : est la capacité du modèle à s'adapter à un nombre élevée de cas possible, c'est-à-dire de fournir une réponse acceptable pour le plus de scénarios possible qui pourrait se produire.
- Robustesse : représente l'aptitude du modèles à fournir la réponse la plus acceptable possible a des situation inconnues, par cela nous voulons dire qu'il devra donnée des résultats de simulation juste pour des cas pour lesquelles il n'a pas été calé .
- Stabilité : est la capacité de donner des scénarios pour des entrées incertaines (par incertaine nous voulons dirent que la données pourrait faire preuve d'une certaine incertitude par le modélisateur), et qu'il pourra en effet continuer de donner de bonnes prédictions malgré cette données suspicieuse.

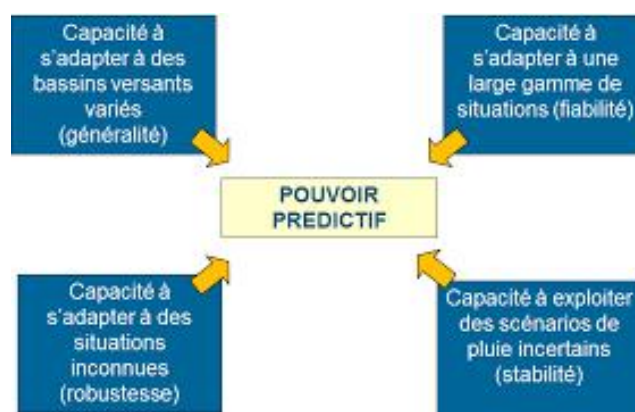


Figure 1-3 : Schéma représentant les critères sur lesquels sont jugés les modèles

Les modèles existant sont très loin de satisfaire pleinement toutes ces critères, mais certains sont jugés plus représentatifs que d'autres grâce à ses critères.

Les critères présentées ci-dessous sont assez abstraite et leur compréhension dépendra du modélisateur, c'est pour cela que des indicateurs ont été conçu pour palier à cela, nous présenterons 3 types d'évaluation des modèles :

#### 1.4.1. Evaluation graphique :

L'évaluation graphique nous donne un premier aperçu sur la tendance de la variable simulée par rapport à la variable observée. Elle permet de détecter certaines anomalies mal décelables par les critères numériques classiques (ytoui,2012) Après calage des modèles, elle nous indique si l'évolution de la variable simulée suit l'évolution de la variable observée. Autrement dit, elle nous indique si le modèle reproduit bien les événements étudiés (ytoui,2012).

#### 1.4.2. Evaluation statistique :

Afin de juger l'efficacité des modèles, on présentera les critères appliqués dans le domaine de la modélisation hydrologique. Une étude comparative du degré de représentation de ces critères sera établie par la suite afin de juger de la pertinence des critères suivant notre cas d'étude (ytoui,2012).

Les critères globaux d'appréciation des performances des modèles de simulation des débits diffèrent sur trois points essentiels : la forme analytique de l'erreur (quadratique, absolue, cumulée...), la forme de la variable cible (transformée ou non) et le choix d'un modèle de référence (pour avoir une mesure relative). (Perrin, 2000).

##### 1.4.2.1. Les régressions standard :

Permettent d'évaluer la relation linéaire entre la variable simulé et variable observée.

##### 1.4.2.1.1. Coefficient de détermination R<sup>2</sup> :

Le coefficient de détermination r<sup>2</sup> est défini comme étant le carré du coefficient de corrélation, d'après Bravais-Pearson :

$$r^2 = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (Qo.i - Qo.moy)(Qs.i - Qs.moy)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Qo.i - Qo.moy)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Qs.i - Qs.moy)^2}} \right]^2$$

Le R<sup>2</sup> estime la dispersion (distribution) entre les valeurs simulées et observées, en déterminant la proportion avec laquelle la dispersion estimée explique la dispersion observée, Il varie de 0 (pas de corrélation) à 1 (la distribution de la prédiction est égale à celle de l'observation), L'inconvénient majeur du r<sup>2</sup> est qu'il ne quantifie que la dispersion des variables, et de là, si le modèle sous-estime ou surestime toujours la prédiction, on aura toujours un R<sup>2</sup> proche de 1 même si les valeurs simulées sont fausses(Ytoui,2012).

Pour faire face à cet inconvénient lors de la validation, on introduit la pente (b) et la composante (a) de l'intersection de la droite de régression avec l'axe des y ( $y=b.x+a$ ) (Ytoui,2012).

Pour une bonne simulation, (a) devrait être proche de « 0 », ce qui veut dire qu'un  $Q_{obs}$  de « 0 » donnera un  $Q_{sim}$  très proche de « 0 », et (b) devrait être proche de « 1 » (Ytoui,2012).

Si ( $b < 1$ ) => le modèle sous-estime la prédiction, et la surestime dans le cas contraire. La combinaison du  $r^2$  et de b, nous donne le «  $r^2$  pondéré », qui prend en compte la sous/surestimation de la prédiction (Ytoui,2012) :

$$\omega r^2 = \begin{cases} |b|r^2 & \text{pour } b \leq 1 \\ |b|^{-1} & \text{pour } b > 1 \end{cases}$$

Le coefficient de détermination pondéré accorde ainsi plus de poids aux forts débits.

#### 1.4.2.2. Les indices adimensionnels :

Fournissent un modèle d'évaluation où les indices d'erreur quantifient l'écart dans les unités de données traitées.

##### 1.4.2.2.1. Coefficient de Nash-Sutcliff (NSE) :

Introduit par Nash et Sutcliff en 1970 il permet d'estimer l'efficacité prédictive d'un modèle hydrologique, et sa formulation est :

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_s)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_o.moy)^2}$$

Il varie entre 1 et - , une valeur de NSE de 1 représente une simulation parfaite et plus on s'éloigne de cette valeurs et plus l'estimation est de plus en plus mauvaise.

Le NSE est fortement influencé par les grands écarts et cela due au fait qu'il quantifie le carré de l'écart entre valeur simulé et valeur observé, ce qui conduit à la surestimation aux forts débit et une surestimation au période d'étiage, donc une erreur a une période de crue peut faire baisser très fortement la valeur du critère.

##### 1.4.2.2.2. Index of agreement :

Proposé par Willmot (1981). C'est une mesure standardisée de l'erreur de prédiction du modèle.

Il représente le rapport de l'erreur quadratique moyenne par l'erreur potentielle (Willmot, 1984) :

$$D = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_s)^2}{\sum_{i=1}^n (|Q_s - Q_s.moy| + |Q_o - Q_o.moy|)^2}$$

Tout comme le coefficient de Nash-Sutcliff, le fait qu'au numérateur on calcule l'erreur quadratique moyenne ce qui conduit à une augmentation de la sensibilité face aux pics et une baisse de sensibilité face aux étiages.

#### 1.4.2.2.3. Le NSE et index of agreement modifié :

Des modifications ont été faites pour permettre de corriger les défauts de ces indices adimensionnels :

- Pour pouvoir corriger le défaut principal du Nash-Sutcliff, on a procédé à une petite modification sur les données, au lieu de calculer le NSE sur les données originales, on calcule le logarithme des données et on procède au calcul du Ln E, ce qui permet de réduire l'impact des pics sur le coefficient.
- Les formes modifiées du NSE et de l'index of agreement calculent l'erreur moyenne simple, en valeur absolue et élevée à la puissance « j », cette modification a permis une augmentation de l'efficacité de ces critères (Ytoui 2012).

$$E_j = 1 - \frac{\sum_{i=0}^n |O_i - P_i|^j}{\sum_{i=0}^n |O_i - \bar{O}|^j}$$

$$D_j = 1 - \frac{\sum_{i=0}^n |O_i - P_i|^j}{\sum_{i=0}^n (|P_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)^j}$$

#### 1.4.2.3. Les indices d'erreurs :

##### 1.4.2.3.1. MAE, RMSE, MSE :

L'erreur moyenne absolue, l'erreur quadratique moyenne, et racine de l'erreur quadratique moyenne, sont les indices d'erreurs les plus utilisés. Ils sont intéressants car ils indiquent l'erreur dans les unités des variables étudiées. Une valeur de « 0 » de ces indices indique que le modèle simule bien la variable étudiée. Une version standardisée du RMSE (RSR) est recommandée et est présentée par la suite. (Ytoui, 2000).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Q_o - Q_s|$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_o - Q_s)^2$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_o - Q_s)^2}$$

#### 1.4.2.3.2. Percent bias (PBIAS) :

Mesure la tendance moyenne des valeurs simulées (plus grande ou plus petite) par rapport aux valeurs observées (GUPTA et al., 1999), donc estime la sous/surestimation de la simulation. Sa valeur optimale est de « 0 ». Des valeurs positives de ce critère indiquent qu'il y a sous-estimation du biais et des valeurs négatives indiquent qu'il y a surestimation du biais.(Ytoui,2000)

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_s)}{\sum_{i=1}^n Q_o}$$

Ce critère est recommandé pour sa capacité d'indiquer la performance du modèle. La variation du PBIAS est plus importante durant les périodes sèches que durant les périodes humides (GUPTA et al., 1999).

#### 1.4.2.3.3. RMSE-observations standard deviation ratio (RSR) :

Le RSR est l'indice d'erreur le plus utilisé (Chu and Shirmohammadi, 2004; Singh et al., 2004; Vasquez-Amabile and Engel, 2005) . Le modèle est plus performant quand la valeur du RMSE est petite.

Un modèle d'évaluation statistique a été développé par SINGH et al. (2004).

$$RSR = \frac{RMSE}{STDEV_{obs}} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_s)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_o.moy)^2}}$$

Le RSR incorpore les avantages d'un indice d'erreur statistique et d'un facteur de normalisation pour qu'il soit applicable aux différentes variables, en accordant le même poids à tous les débits. Il varie de la valeur optimale « 0 » qui indique une variation résiduelle nulle et donc un modèle de simulation parfait, à des valeurs positives très grandes(Ytoui,2000).

#### 1.5.Choix des meilleurs critères d'évaluation :

Les critères jugés les plus efficace d'après l'article : « *MODEL EVALUATION GUIDELINES FOR SYSTEMATIC QUANTIFICATION OF ACCURACY IN WATERSHED SIMULATIONS* », sont le NSE, RSR, Pbias.

**Tableau 1: Intervalles d'appréciation des critères de validation**

Taux de performance	RSR	NSE	PBIAS : Débits liquide (%)
Très bon	$0.0 \leq RSR \leq 0.5$	$0.75 < NSE \leq 1.0$	$ PBIAS  < 10$
Bon	$0.5 < RSR \leq 0.6$	$0.65 < NSE \leq 0.75$	$15 \leq  PBIAS  < 30$
Satisfaisant	$0.6 < RSR \leq 0.7$	$0.5 < NSE \leq 0.65$	$30 \leq  PBIAS  < 55$
insatisfaisant	$RSR > 0.7$	$NSE \leq 0.5$	$ PBIAS  \geq 55$

Nous allons donc baser notre étude sur ces trois critères, bien que ces trois critères soient jugés efficaces, tout résultat fera l'objet d'une appréciation visuelle de la part du modélisateur, pour confirmer les résultats obtenus.

## **1.6. Conclusion**

Nous avons présenté dans ce chapitre le contexte général de la modélisation hydrologique. La modélisation pluie débit s'intéresse à la compréhension et la représentation de la transformation de la pluie en débit à l'échelle du bassin versant. Les différents modèles développés font appel à différentes perceptions du monde réel et répondent à différents objectifs.

Chapitre II :  
Introduction à  
l'optimisation en  
hydrologie

## 2. Introduction à l'optimisation en hydrologie :

L'optimisation est un principe fondamentale dans notre vie, nous n'avons pas encore conscience mais elle existe et nous l'utilisons tous les jours, par exemple nous essayons toujours d'être au maximum heureux dans notre vie tout en minimisant l'effort pour cela ;

La nature a elle aussi tendance à optimiser, par exemple les corps en mouvement ont toujours tendance à essayer de prendre la position qui permettra de minimiser leur énergie tout en gardant leur équilibre.

Tout cela indique que l'optimisation est ancrée en nous et qu'elle fait partie de la science depuis des millénaires.

Dans le présent chapitre nous allons introduire les méthodes d'optimisation, ses principes et comment les utiliser en hydrologie.

### 2.1. Optimisation mathématique :

L'optimisation mathématique est par définition une branche des mathématiques cherchant à modéliser, à analyser et à résoudre analytiquement ou numériquement les problèmes qui consistent à minimiser ou maximiser une fonction sur un ensemble ; L'optimisation joue un rôle important en recherche opérationnelle (domaine à la frontière entre l'informatique, les mathématiques et l'économie), dans les mathématiques appliquées (fondamentales pour l'industrie et l'ingénierie), en analyse et en analyse numérique, en statistique pour l'estimation du maximum de vraisemblance d'une distribution, pour la recherche de stratégies dans le cadre de la théorie des jeux, ou encore en théorie du contrôle et de la commande.

La fonction à optimiser est appelée fonction objective, bien que dans la plupart des cas il suffit d'optimiser une seule fonction objective, dans certains cas nous avons à faire à une optimisation avec plusieurs fonctions objective, on appelle ce type d'optimisation une optimisation multi objective.

#### 2.1.1. Classification des algorithmes d'optimisation :

Classification selon la méthode d'optimisation :

Il existe deux méthodes d'optimisation qui apparaissent :

##### 2.1.1.1. Méthode deterministic :

Cette méthode d'optimisation est très souvent utilisée dans le cas où une relation relativement claire entre les caractéristiques de la solution et le problème apparaît. Très souvent ces techniques font appel à des artifices mathématiques pour résoudre le problème voulu. Mais dans le cas où la fonction objective (« ou fitness ») est assez complexe, ce type de méthode est très peu efficace, ce qui restreint énormément leur domaine d'application.

##### 2.1.1.2. Méthode probabiliste :

Ce type de méthode ont vu le jour il y'a un peu plus d'un demi-siècle et sont les méthodes les plus utilisées, elles se basant sur les principes probabilistes ont permis une avancée fulgurante concernant l'optimisation.



### 2.1.2. Classification selon l'espace de recherche :

Il existe deux types classes :

#### 2.1.2.1. Les algorithmes d'optimisation locale :

Ce type d'algorithme se base sur le fait que qu'il n'existe qu'un seul optimum dans tout l'espace de recherche, ce qui veut dire que dans le cas où l'algorithme identifiera un optimum, il le considérerait comme étant l'optimum global de la zone de recherche.

Ces algorithmes font très souvent appel au principe de recherche, par recherche nous voulons dire qu'il cherchent leur objectif, comme un chercheur de trésor qui essaiera de trouver un trésor en suivant des indices et s'il le trouve ne se fatiguera pas à explorer toute la zone de sur laquelle il se situe.

Il existe une longue liste d'algorithmes d'optimisation locale, la plupart d'entre eux sont déterministe, on citera quelque uns :

- Méthode de Rosenbrock
- Le tunneling

#### 2.1.2.2. Les algorithmes d'optimisation globale :

Les méthodes d'optimisation globale permettent de détecter l'optimum global de l'espace de recherche, ces algorithmes ont la capacité de ne pas tomber dans le piège des optimum locaux, ce qui est un très gros avantage, mais leur plus gros problème est le temps de calcul et la convergence (mais cela dépend de la technique utilisées).

On présentera quelques exemples d'algorithmes d'optimisations globales :

- Ant colony
- Les algorithmes génétiques
- Particles Swarm Optimization

## 2.2. Difficulté que représente l'optimisation des modèles pluie-débit :

Plusieurs difficultés se ressentissent lorsque on parle d'optimisation en hydrologie, et encore plus dans le calage des modèles pluie-débit, plusieurs algorithmes ont été testé, plusieurs algorithmes ont joué leur rôles mais il reste encore beaucoup de chemin à faire, les difficultés rencontré sont :

### 2.2.1. Interdépendance des paramètres :

Dans l'optimisation les relations mathématiques utilisées ne sont pas bijective, ce qui veut que pour un jeu de paramètres différents on peut avoir la même valeur de la fonction objective, donc on pourra un seul optimum mais pour différent jeu de paramètres, cela s'explique par le fait que les paramètres dépendent les uns des autres et que la variation d'un des paramètres peut être compensé par les autres.

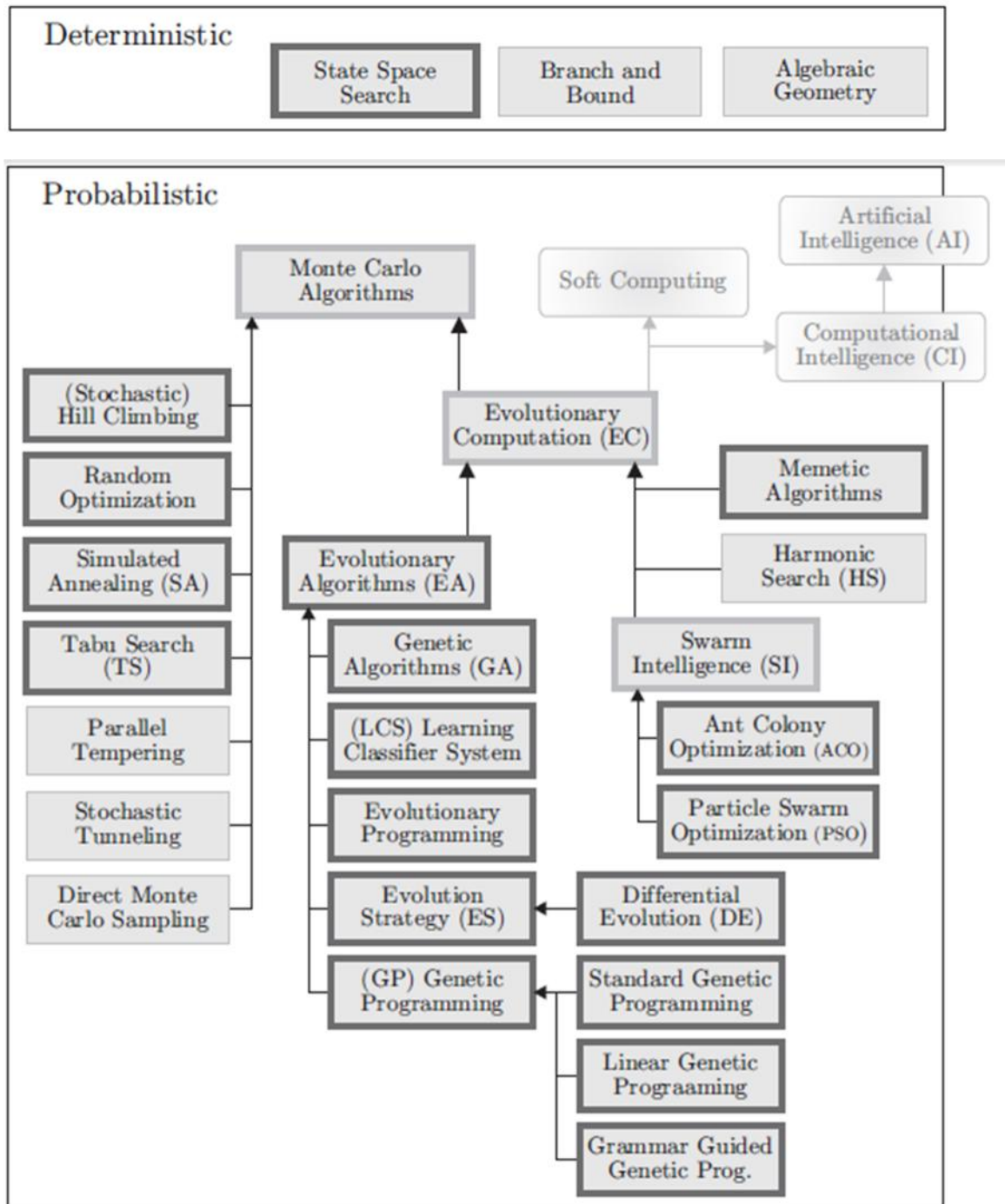


Figure 2-1 : organigramme représentant les différentes techniques d'optimisation globale

### 2.2.2. Indifférence de la fonction objective face aux paramètres :

On peut parler de l'indifférence ou de l'instabilité de la fonction objective quand la variation d'un des paramètres à optimiser n'influent pas sur la valeur de la fonction objective, ce phénomène se manifeste par des vallées de la fonction réponse de la fonction objective, cette vallée peut causer une difficulté aux algorithmes d'optimisation qui peuvent s'y trouver piégés. Si la vallée se situe au niveau de l'optimum, ceci entraîne une forte incertitude au niveau de l'estimation de l'optimum surtout dans la direction des paramètres insensibles (Moulahoum, 2016).

### 2.2.3. Direction du gradient :

Certains algorithmes utilisent le principe de la descente du gradient, et donc convergent que dans le cas où la fonction est dérivable et continue dans l'espace de recherche.

### 2.2.4. les optimums locaux :

Les optimums locaux représentent des pics de la fonction objectives mais qui ne représentent pas la valeur optimale de tout l'espace de recherche, ces pics représentent des pièges pour les algorithmes d'optimisation, surtout pour les algorithmes d'optimisation local, qui peuvent tomber très facilement dans ce genre de pièges.

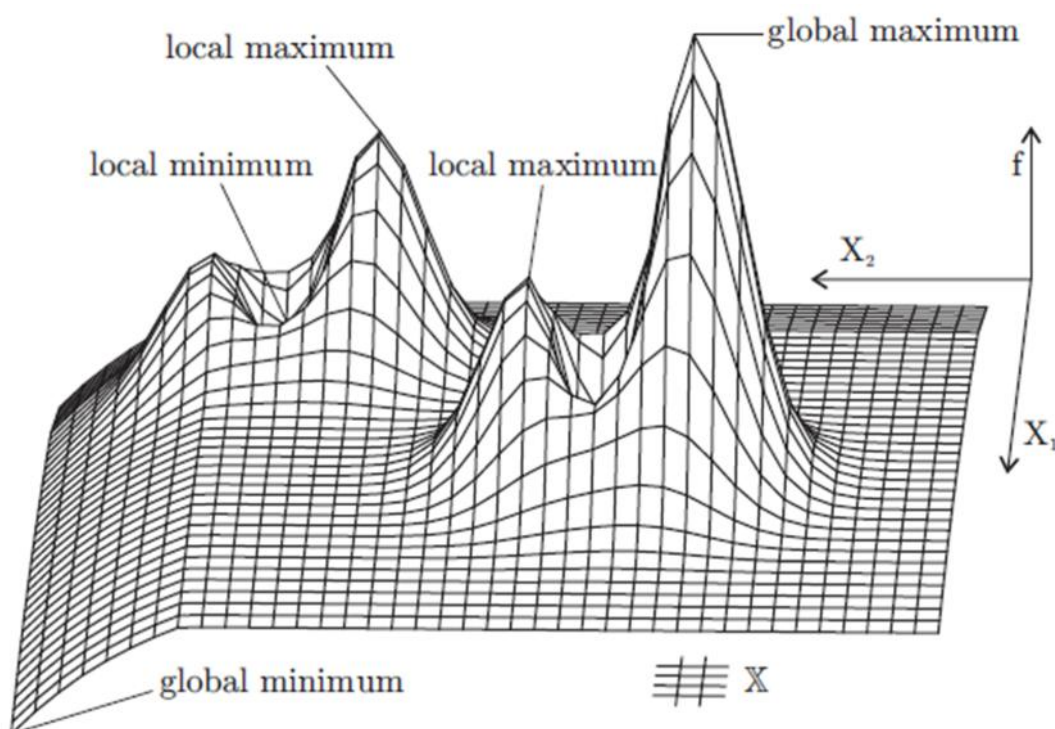


Figure 2-2 : schéma représentant un espace de recherche incluant des minimums et des maximums globaux et locaux

### 2.2.5. problème d'échelle des paramètres :

Certains algorithmes ne tolèrent pas d'écart assez grand entre les bornes de l'espace de recherches, cette difficulté peut mener l'algorithme à une divergence, la solution est d'intégrer une transformation de l'espace des paramètres pour permettre de rendre ses bornes relativement homogènes.

Nous avons choisis deux algorithmes d'optimisation jugés être efficace dans le calage des paramètres des modèles pluie-débit :

### 2.3. SCEUA(Shuffled complex evolution, University of Arizona) :

Selon dual et al (1992). Cette méthode est efficace et robuste, flexible et efficiente. Elle prend sa force du fait qu'elle est fondée sur la synthèse de quatre concepts :

- combinaisons des approches déterministes et probabilistes.
- L'évolution systématique des points (sommet du complexe) dans la direction de l'amélioration globale de la FO.
- Elle utilise le principe de l'évolution compétitive.
- L'évolution indépendante des complexes un avec un « shuffling » ou autrement un brassage des éléments de chaque complexe.

Une description générale du fonctionnement de l'algorithme est présentée ci-dessous, et cela dans le cas où on cherche le minimum d'une FO :

1. Générer un échantillon aléatoire de points sur l'espace de recherche et calculer la valeur de la FO en chaque point. On générera des points selon la loi uniforme par défaut.
2. Classer les points par ordre croissant de la FO.
3. Répartition des individus sur p-complexe, et cela de façon équitable, par exemple on prendra le point qui a le petite valeur de la FO (classer 1<sup>er</sup>) on ne le mettra dans le 1<sup>er</sup> complexe, le second dans le second complexe, et ainsi de suite jusqu'au p-ième complexe, et le p+1-ième sera mis dans le premier complexe.
4. Evoluer indépendamment chaque complexe selon la méthode d'évolution compétitive des complexe basé sur la méthode du simplex.
5. Mélanger les résultats des complexes et les redistribuer dans chaque complexe.
6. Vérifier le critère de convergence sinon répéter (3).

Le shuffling permet un partage de l'information, ce qui permet d'atteindre l'optimum global et d'éviter les pièges des optimums locaux.

Les étapes de l'algorithme d'évolution compétitive du SCEUA de l'étape 5 sont décrites ci-dessous :

1. Affecter des poids selon une probabilité trapézoïdale aux individus composant le complexe de façon à donner le poids le plus grand à l'individu de meilleure performance et le poids le plus petit à l'individu de mauvaise performance.
2. Choix des parents (q sommets du simplexe) par tirages aléatoire de q individus du complexe e en suivant la distribution citée dans (1)
3. Générer les descendants selon les trois procédures suivantes :

- a. Réflexion du faible sommet du simplexe à travers le centroides des autres sommets d sous-complexe, si le point réfléchi est dans les limite de l'espace de recherche, aller a (d) sinon générer aléatoirement un individu dans l'hypercube contenant le sous-simplexe.
  - b. Si la FO s'améliore par réflexion le point réfléchi remplace le point faible du sous-complexe sinon contracter le point faible vers le centroide des autres points
  - c. Si la contraction améliore la fonction objective du mauvais sommet, le point contracté remplace le mauvais point sinon générer aléatoirement un individu dans l'hypercube contenant le sous-complexe.
  - d. Répéter les étapes (a)-(c) k fois avec a un paramètres au choix de l'opérateur.
4. Remplacer les parents par leurs descendants dans le complexe et classer les individus du complexe par ordre croissant de FO
  5. Répéter les étapes (1)-(4) b fois avec b un paramètres algorithmiques à fixer par l'utilisateur et détermine combien de descendant sont générer.

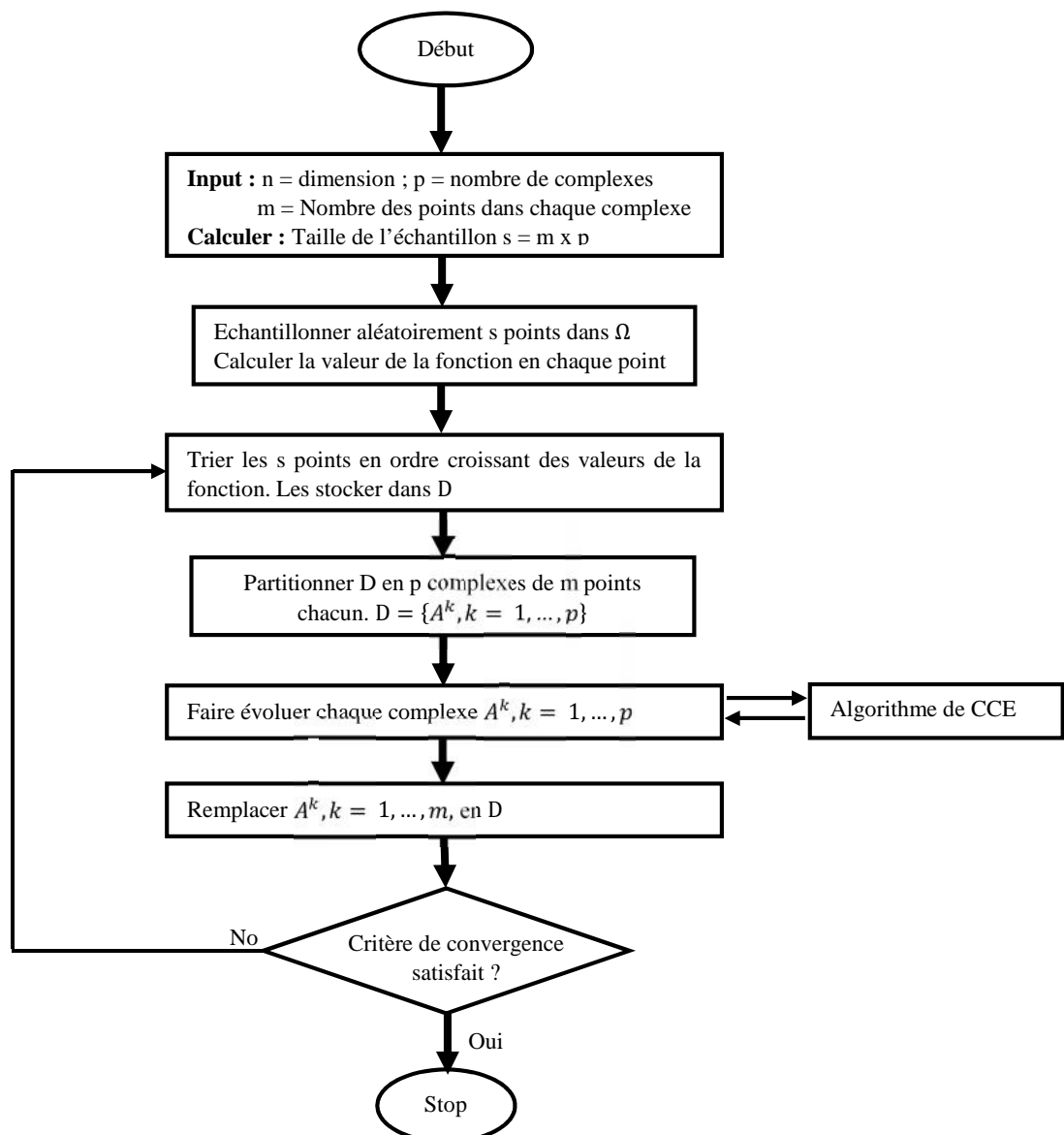


Figure 2-3 : organigramme de calcul de l'algorithme SCEUA

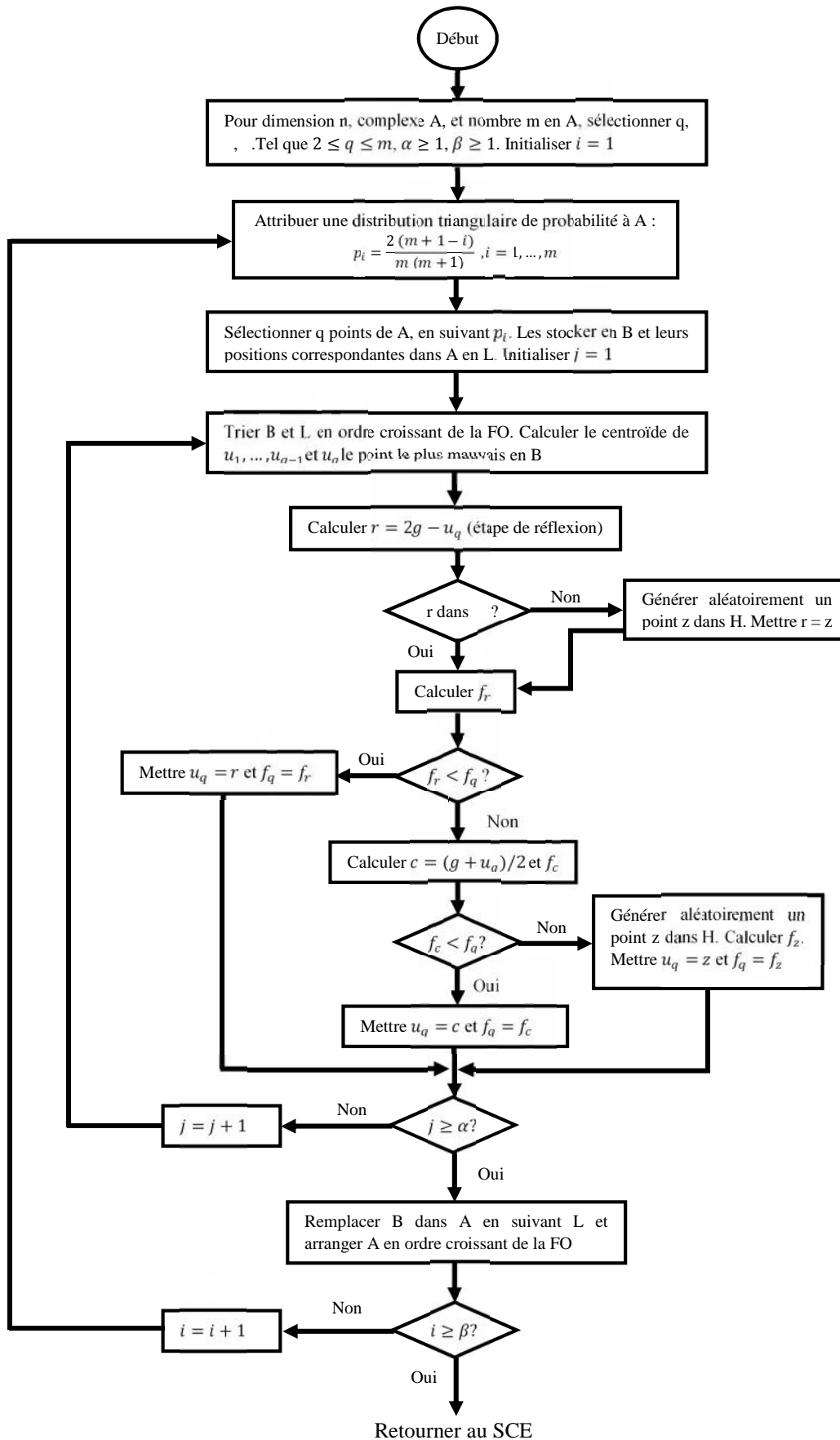


Figure 2-4 : Diagramme de la stratégie Competitive Complex Evolution (CCE)



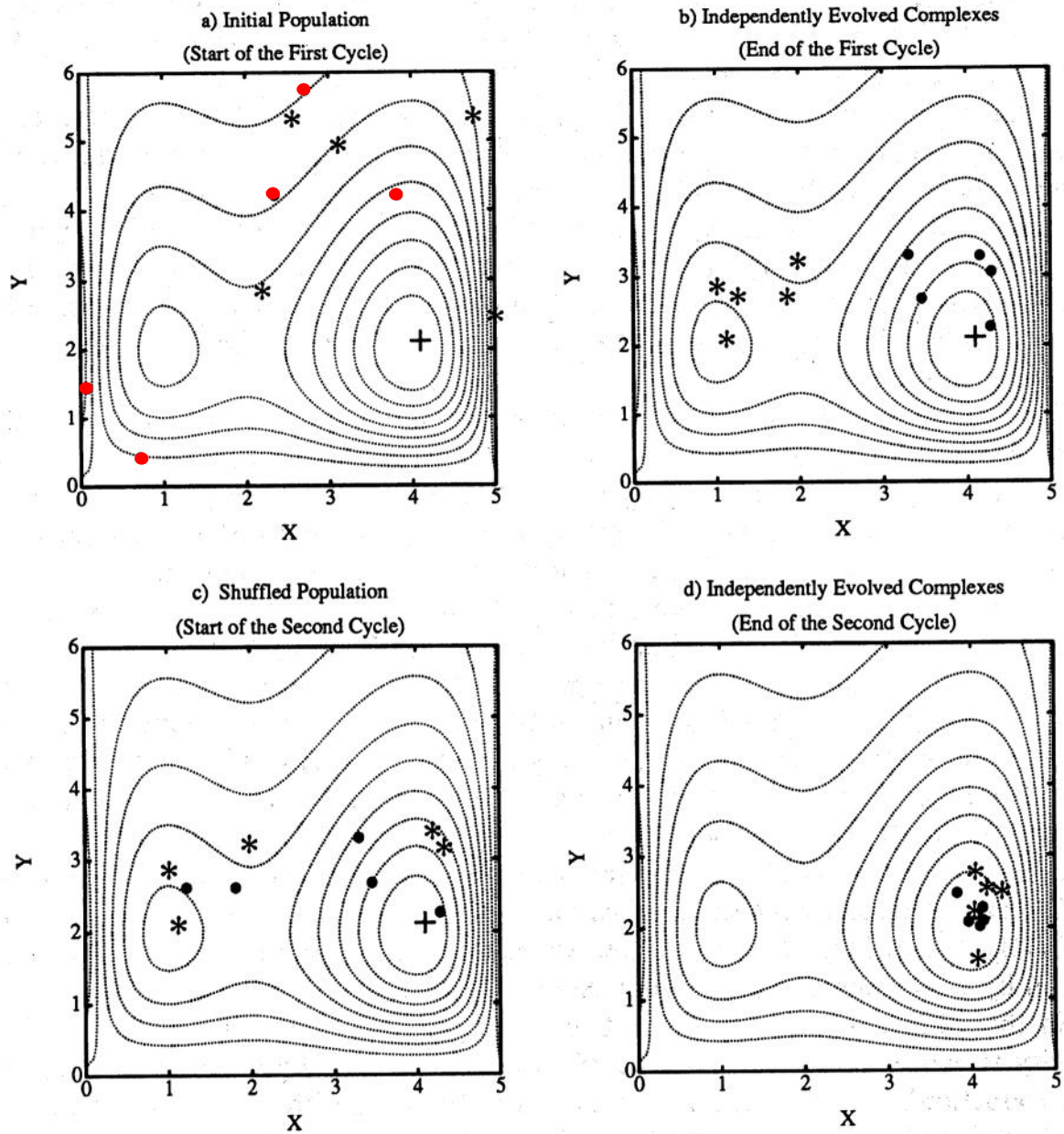


Figure 2-5 : Illustration de la méthode Shuffled Complex Evolution (SCE-UA) en 2D

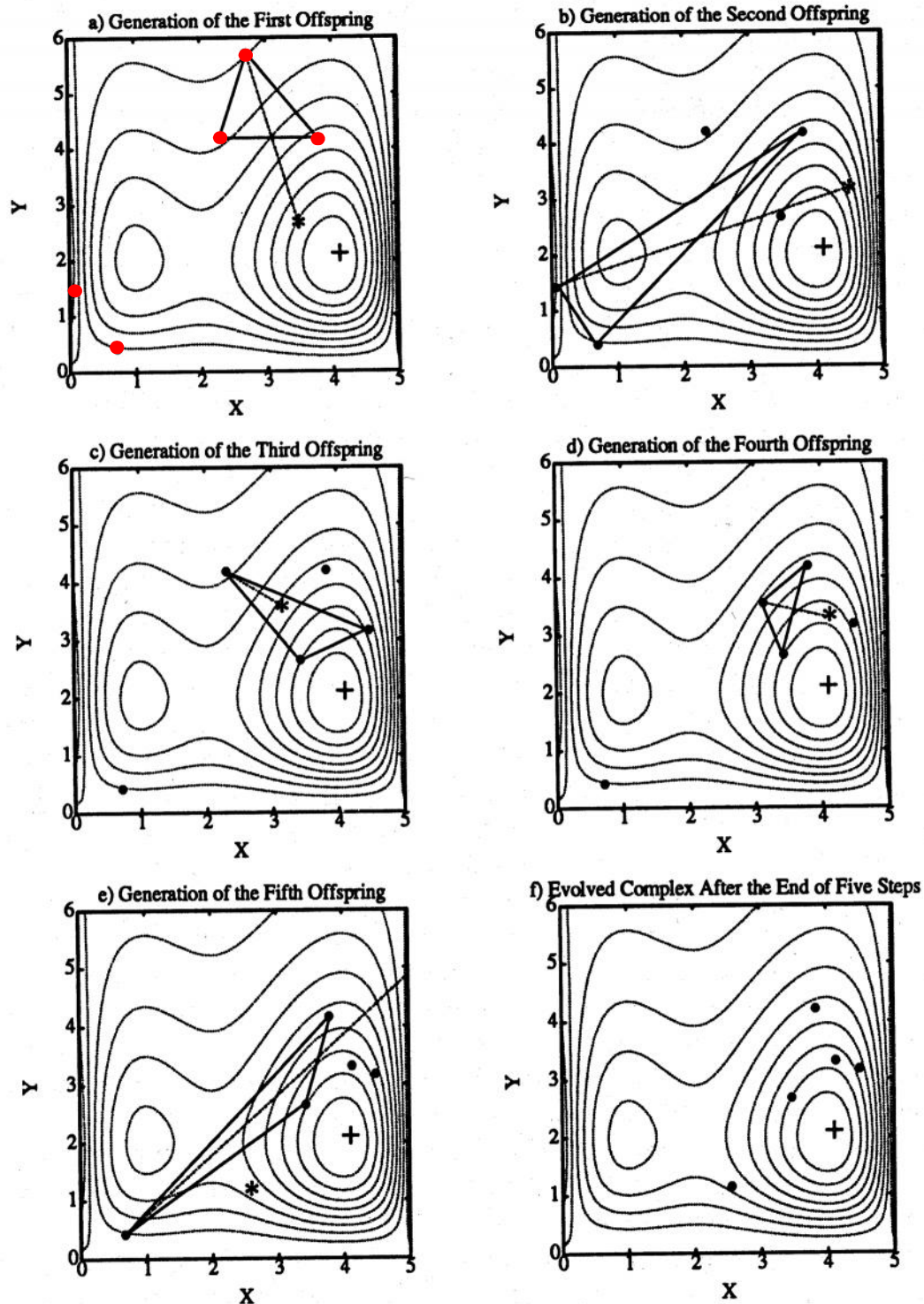


Figure 2-6 : Illustration des étapes d'évolution de chaque complexe



#### 2.4. Particles swarm optimization (Optimisation par essaim de particules) :

Faisant partie d'une branche de l'optimisation connue sous le nom de swarm intelligence, et constituant le premier algorithme conçu, cette algorithme a prouvé son efficacité quand a la recherche de l'optimum globale ; elle est Basée sur le principe de la descente stochastique tout comme les algorithmes génétiques.

Cette méthode est inspiré de la nature, plus précisément du comportement des oiseaux dans la période migratoire, qui doivent parcourir de longues distances et donc doivent optimiser leur déplacement en termes d'énergie dépensée.

Le principe de l'algorithme est de déplacer ces particules afin qu'elles trouvent l'optimum, Chacune de ces particules est dotée (bombrun) :

- D'une position, c'est-à-dire ses coordonnées dans l'ensemble de définition.
- D'une vitesse qui permet à la particule de se déplacer. De cette façon, au cours des itérations, chaque particule change de position. Elle évolue en fonction de son meilleur voisin, de sa meilleure position, et de sa position précédente. C'est cette évolution qui permet de tomber sur une particule optimale.
- D'un voisinage, c'est-à-dire un ensemble de particules qui interagissent directement sur la particule, en particulier celle qui a le meilleur critère.

A tout instant, chaque particule connaît :

- Sa meilleure position visitée. On retient essentiellement la valeur du critère calculée ainsi que ses coordonnées.
- La position du meilleur voisin de l'essaim qui correspond à l'ordonnement optimal.
- La valeur qu'elle donne à la fonction objectif car à chaque itération il faut une comparaison entre la valeur du critère donnée par la particule courante et la valeur optimale.

On se rend compte que l'évolution d'une particule est finalement une combinaison de trois types de comportements : égoïste (suivre sa voie suivant sa vitesse actuelle), conservateur (revenir en arrière en prenant en compte sa meilleure performance) et panurgien (suivre aveuglement le meilleur de tous en considérant sa performance). On voit alors que la bio-inspiration à l'origine de l'optimisation par essaim particulaire ressort dans l'algorithme sous la forme d'une intelligence collective : coordination du groupe, instinct individuel et interaction locale entre les individus (grognements, phéromones...)(bombrun).

On observe donc un compromis psycho-social entre confiance en soi et influence des relations sociales (bombrun).

Nous allons présenter le fonctionnement de l'algorithme de base :

- a. Initialisation des paramètres de chaque particules, position des particules dans l'espace de recherche, vitesse d'avancement, et on prendra comme meilleur position connue sa position initiale et évaluation de la FO pour chaque particules.

- b. Pour chaque particule, on tire aléatoirement deux paramètres  $c_2$  et  $c_3$  et on met à jour la vitesse de la particule grâce à la formule suivante :

$$V_{k+1} = c_1 * V_k + c_2 * (\text{best}_{\text{particule}} - \text{position}_{\text{particule}}) + c_3 * (\text{best}_{\text{voisin}} - \text{position}_{\text{particule}})$$

Puis on met à jour la position de chaque particule grâce à la formule suivante :

$$X_{k+1} = X_k + V_{k+1}$$

- c. On compare les valeurs de FO de chaque particules leur voisinage et on procède à la mise à jour de la façon suivante :
- Si la valeur de la FO de la particule est meilleure que celle de son voisinage alors elle est choisie, sinon on prendra celle de son voisinage.
  - On compare la valeur retenue précédemment avec la meilleure position enregistrée dans son historique par la particule de la même manière que précédemment, et on retient la position qui a la valeur de FO comme étant la meilleure position enregistrée par la particule.
- d. Si les critères d'arrêt sont vérifié alors refait les étapes (b) et (c) sinon arrêter l'algorithme.

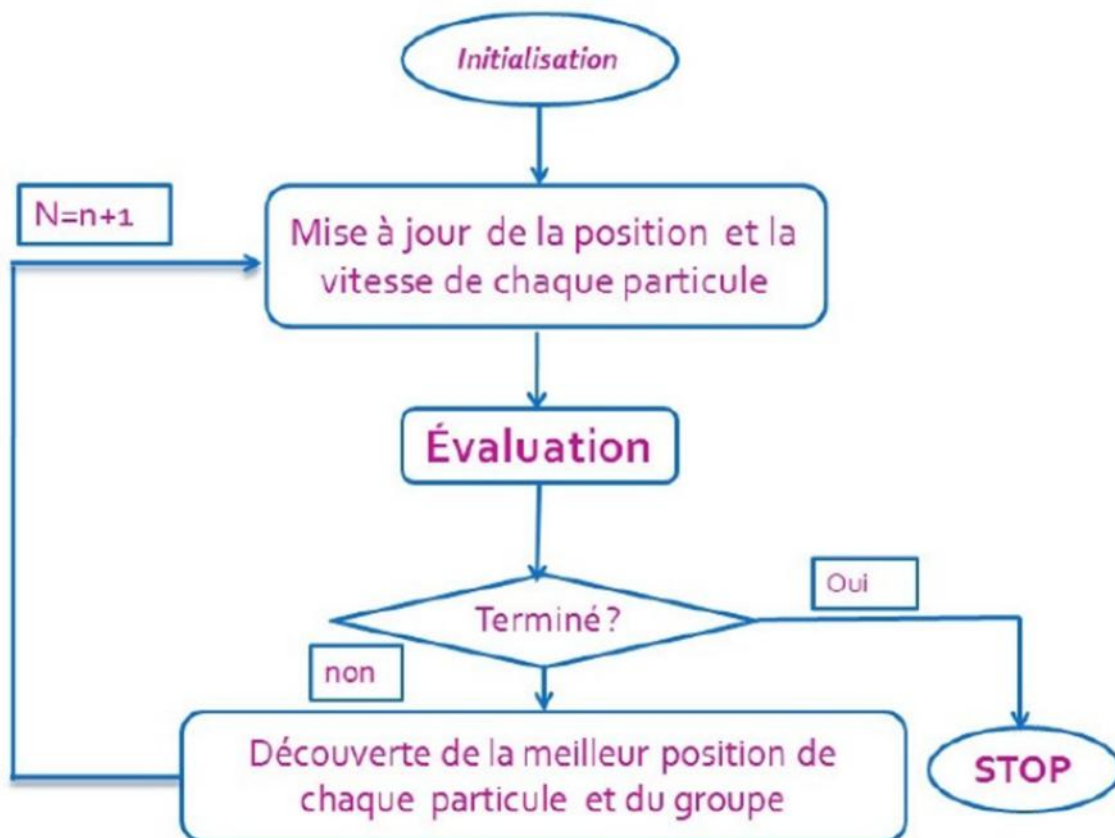


Figure 2-7 : organigramme de l'algorithme PSO

## 2.4.1. Caractéristiques de l'algorithme :

### 2.4.1.1. Topologie :

Par topologie on parle du groupe de particules qui représente le voisinage d'une particule, le choix de la topologie influe grandement sur le partage de l'information, c'est ce mécanisme qui permet d'éviter de tomber dans des optimums locaux. Plusieurs types de topologies sont existants mais la plus connue et la plus simple est la topologie en cercle, dans ce type de voisinage la particule partage l'information avec les deux particules les plus proche d'elles.

### 2.4.1.2. Choix des paramètres :

Le choix des paramètres  $c_1, c_2$  et  $c_3$  sont très important dans la convergence de l'algorithme, si les paramètres sont mal choisis il peuvent conduire à une divergence de l'algorithme ou bien conduire l'algorithme à une convergence très rapide qui peut le conduire à tomber dans le piège des minima locaux. Le choix de ces paramètres font jusqu'à jour l'objet de recherche.

Une solution proposé pour augmenter l'efficacité de ces paramètres est de procéder à une méta-optimisation, c'est-à-dire optimiser les paramètres de l'algorithme grâce un autre algorithme d'optimisation.

### 2.4.1.3. Phénomènes d'oscillations :

Plus communément appelée « two step forwards, one step back », est un phénomène qui conduit l'algorithme à ne pas converger, cela s'explique par le fait que dans la formule de mise à jour de la vitesse, celle-ci se calcul par une sommation algébrique de distance, donc si dans une étape  $j$  la distance entre la meilleur valeur enregistré dans l'historique et la position actuelle est supérieur à celle entre la position actuelle et la meilleur valeur dans le voisinage alors il s'approchera plus de la meilleur valeur enregistré, mais si dans l'itération  $j+1$  c'est le contraire qui se produit alors la particule va se diriger vers le meilleur valeur de son voisinage, ce qui conduit la particules à faire des va et viens et donc à osciller.

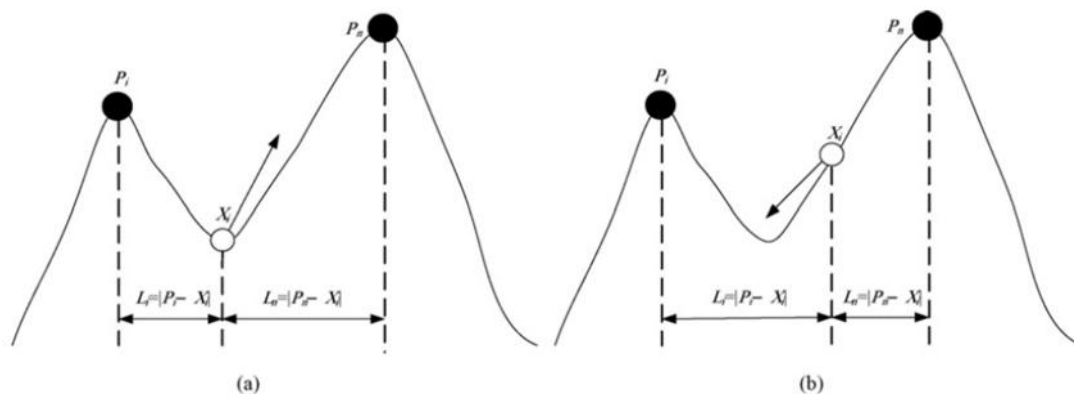


Figure 2-8 : schéma représentative de l'oscillation d'une particule lors l'optimisation avec l'algorithme PSO

## 2.5. OLPSO :

Développée par Zhi-Hui Zhan et al à l'université de Glasgow, cette technique a été créée pour améliorer l'algorithme original et corriger ses défauts, la structure originale a été retenue et on a ajoutée quelques étapes, les paramètres  $c_1, c_2, c_3$  ont été obtenus expérimentalement, l'intégration de la technique Orthogonal Experimental Design (OED) a permis d'explorer plus de possibilités dans l'espace de recherche, et de corriger les oscillations.

### 2.5.1. OED :

La technique OED a été utilisée dans plusieurs algorithmes pour améliorer ceux-ci, on peut citer le OGA de Leung et Zhang, et le OPSO de S-Y HO, l'implication de l'algorithme OED a fait ses preuves quant à l'amélioration des algorithmes d'optimisation.

Cette méthode utilise les résultats d'expériences, et calcul différentes combinaisons des paramètres de ces expériences pour explorer la meilleure combinaison de ces différents paramètres.

Les étapes de l'algorithme sont décrites ci-dessous, nous noterons les expériences  $E_i$  et chaque paramètre  $Pr_i$  :

- a) La première étape consiste à établir la matrice orthogonale ou orthogonal array, celle-ci représente les possibles combinaisons des paramètres de l'expérience qui pourront se produire, elle est notée  $L_M(Q^N)$ , où  $M$  représente le nombre de lignes de la matrice orthogonale,  $Q$  le nombre de paramètres de l'expérience et  $N$  le nombre de colonnes de la matrice orthogonale. Il est souvent conseillé de prendre  $N > M$ , pour permettre une meilleure exploration de la matrice orthogonale, et dans ce cas-là on prendra 3 colonnes arbitrairement, par exemple si on a 3 colonnes de paramètres initiales et qu'on génère 4 colonnes dans la matrice orthogonale, alors on pourra prendre les colonnes 1, 3 et 4 ou bien 1, 2, 4.
- b) La deuxième partie consiste en le calcul de la valeur de la fonction à laquelle on veut trouver le meilleur jeu de paramètres  $f_m$ , et cela pour chaque jeu de paramètres générés  $C_i$ , après cela nous procéderons au calcul des paramètres  $S_{nq}$  :

$$S_{nq} = \frac{\sum_{m=1}^M f_m * Z_{mnq}}{\sum_{m=1}^M Z_{mnq}}$$

Où (1 m M) et (1 n N) et (1 q Q)

Les résultats représenteront une matrice  $Q \times Q$ , et donneront l'impact de chaque paramètre sur l'expérience, par exemple dans la case (1,1) le résultat sera la somme de toutes les valeurs de la fonction  $f_m$  ayant comme paramètres  $Pr_1$  de l'expérience  $E_1$ , pour la case (2,3) le résultat sera la somme de toutes les valeurs de la fonction  $f_m$  ayant pour paramètre  $Pr_3$  de l'expérience  $E_2$ .

- c) Dans la dernière étape nous procéderons à l'évaluation de la meilleure valeur de chaque paramètre et cela en comparant les résultats obtenus précédemment, par exemple si la meilleure valeur correspond à la 3ème ligne pour le premier paramètre alors la meilleure valeur pour ce paramètre est celui de l'expérience 1, et on procédera à cette comparaison pour chaque paramètre, jusqu'à trouver le jeu de paramètres idéal.

Dans notre cas la stratégie OL utilise l'algorithme OED avec comme expérience la meilleure position dans le voisinage de la particule  $P_n$  et la meilleure position enregistrée dans son historique  $P_i$ , de ces deux expériences on produira le jeu de paramètres optimal  $P_o$ , puis on comparera ces trois positions et on prendra la meilleure d'entre elles.

Une autre modification a été apporté à l'algorithme, pour éviter que l'algorithme ne tombe dans un optimum local, et cela en insérant un compteur qui comptera le nombre de fois la particule restera à la même position, et si la particule dépasse la limite autorisée, cette particule sera réinitialiser a une autre position tiré aléatoirement, de cette petite modification on pourra extraire toutes les particules piégé dans un optimum local.

La formule originale de la vitesse a été modifiée, et elle est sous la forme suivante :

$$v_{id} = \omega * v_{id} + c * r_d(p_{od} - x_{id})$$

L'algorithme d'optimisation est décrit ci-dessous :

- 1) On génère une matrice  $L_M(2^D)$  ou  $M = 2^{\lceil \log_2(D+1) \rceil}$ , et cela en utilisant la procédure suivante :
  - a) Calcul du nombre de lignes  $M$ , puis calcuer le nombre de colonnes  $N = M - 1$ , et le nombre de colonnes a prendre (nombre de paramètres)  $u = \log_2(M)$ .
  - b) Les éléments des colonnes de base sont calculés d'après la formule suivante :

$$L[a][b] = \left( \left\lfloor \frac{a-1}{2^{u-k}} \right\rfloor \right) \text{mod } 2$$

Ou  $a = 1, 2, \dots, M$ , et  $b = 2^{k-1}$ , et  $k = 1, 2, \dots, u$ .

- c) Les éléments des autres colonnes sont calculés d'après la formule suivante :

$$L[a][b+s] = (L[a][s] + L[a][b]) \text{mod } 2$$

Ou  $a = 1, 2, \dots, M$ , et  $b = 2^{k-1}$ , et  $s = 1, 2, \dots, b-1$ ,  $k = 1, 2, \dots, u$ .

- d) Pour chaque élément de la matrice OA on effectue la transformation suivante :

$$L[a][b] = \begin{cases} 1 & \text{si } L[a][b] = 0 \\ 2 & \text{si } L[a][b] = 1 \end{cases}$$

Ou  $a = 1, 2, \dots, M$  et  $b = 1, 2, \dots, N$ .

- 2) Construire  $M$  solutions testés  $X_j$  ( $1 \leq j \leq M$ ), en sélectionnant les valeur de  $P_j$ , et  $P_n$  correspondante a la matrice OA, si la valeur dans la matrice OA est 1 on sélectionnera le paramètre correspondant à la valeur de  $P_1$ , et si la valeur est de 2 on sélectionnera le paramètre correspondant à la valeur  $P_n$ .
- 3) Evaluer les  $X_j$  solutions grâce à la fonction fitness, et enregistrer la meilleure solution  $X_b$ .
- 4) Etablir une analyse factorielle comme celle établie dans L'étape (b) l'algorithme OED, et déterminer l'influence de chaque niveau sur chaque facteur.
- 5) Construire la solution  $X_p$ , à partir des résultats obtenus dans l'étape (4).
- 6) Comparer entre la valeur de la fonction fitness des solutions  $X_p$  et  $X_b$ , et construire la solution  $P_o$  a partie de la meilleure solution retenue.

## 2.6. Conclusion :

Le calage des paramètres est une problématique en elle-même, qui mérite que l'on s'y penche de beaucoup plus près ; les méthodes utilisées dans ce travail reste qu'une partie de la réponses à la question de savoir quelle est la meilleur méthode à utiliser pour trouver le meilleur jeu de paramètres pour les modèle hydrologiques.

Ces méthodes décrite ci-dessus ont la particularité d'être très simple à programmer et à comprendre, et sont un outil assez puissant dans le calage des paramètres, les deux algorithmes d'optimisation utilisées tirent tous les deux leur principe de base de la nature en prenant des chemins différents, ce travail essayera de répondre à la question de savoir qui est l'algorithme le plus apte à utilisées dans le calage des modèles hydrologiques.

Chapitre III :  
Modèles  
hydrologique :  
GR4J-TANK  
MODEL

### 3. Modèles hydrologique : GR4J-TANK MODEL

Il existe une multitude de modèles qui ont permis la modélisation pluie-débit de par le monde, tous ces modèles répondent à des exigences locales, ce qui limite l'efficacité du modèle à d'autres régions que celles testées.

Les modèles sur lesquelles cette étude se base sont des modèles conceptuels, qui sont une classe de modèles hydrologiques qui sont le plus utilisés de par le monde, ce type de modèle se base sur le fait d'une représentation des phénomènes physiques via des concepts ou bien des idées ; et donc la création de ce type de modèle se base essentiellement sur les idées du modélisateur et de son imagination.

Les approches adoptées pour ce type de modèle s'appuient sur les éléments suivant :

- Le bassin versant est vu comme une entité globale.
- L'approche adoptée est empirique (pas d'usage a priori d'équations physiques).
- Les structures de modèles sont développées à partir de structures les plus simples, progressivement complexifiées.
- La complexité du modèle est conditionnée par la capacité du modèle à reproduire la transformation pluie-débit.
- On recherche les structures les plus générales possible.
- Le test en calage-contrôle, sur de grands échantillons de bassins, est le mode d'évaluation standard des modèles.

Dans notre cas nous allons nous intéresser au modèles GR à pas de temps journalier GR4J et tank model a pas de temps journalier.

#### 3.1. Notion de paramètres :

C'est une notion propre aux modèles conceptuels, ne représentant pas un sens physique sauf dans le cas du tank model, intervient du fait qu'il est impossible de représenter les processus du phénomène, Ces paramètres sont déterminés par une phase de calage (Ytoui, 2012).

Cependant, une des particularités de l'optimisation de ces paramètres tient à leur domaine de définition. En effet, certains paramètres ne peuvent être négatifs, d'autres doivent absolument être compris entre 0 et 1, sous peine d'aboutir à des aberrations (comme le non-respect du bilan par exemple). Ces contraintes doivent donc absolument être respectées. On parle alors d'optimisation sous contrainte, ce qui revient dans notre cas, à interdire l'accès à certaines zones de l'espace des paramètres (Dezetter, 1991), (Cité par Perrin et al, 2007).

#### 3.2. Initialisation du système :

L'initialisation du système est d'une importance primordiale lors de la simulation de la relation pluie-débit, elle se fait soit en donnant des valeurs relativement élevées si la période de début de simulation est humide, sinon commencer par une période de mise en route et c'est la démarche la plus pertinente, mais cela peut ne pas être très favorable si la série de donnée n'est pas assez longue et qu'il est préférable d'exploiter cette période pour le calage du modèle (Ytoui, 2012).



### 3.3. Modèle GR4J :

Le modèle GR4J (modèle du Génie Rural à 4 paramètres Journalier) est un modèle pluie-débit global à quatre paramètres. Son développement a été initié au CEMAGREF au début des années 1980, avec pour objectif de mettre au point un modèle de simulation pluie-débit robuste et fiable en vue d'utilisations pour des applications de gestion de la ressource en eau et d'ingénierie (dimensionnement d'ouvrage, prévision des crues et des étiages, gestion de réservoirs, détection d'impact...).(Ytoui, 2012).

La structure du modèle GR4J associe un réservoir de production et un réservoir de routage, des hydrogrammes unitaires ainsi qu'une fonction d'ouverture sur l'extérieur non atmosphérique permettant de simuler le comportement hydrologique du bassin. Sa procédure consiste à suivre l'état d'humidité du bassin qui permet de tenir compte des conditions antérieures et d'en assurer un fonctionnement en continu (Perrin et al., 2007).

#### 3.3.1. Principe de fonctionnement :

##### 3.3.1.1. Fonction de production :

##### 3.3.1.1.1. Neutralisation :

La première opération est la neutralisation de  $P_k$  par  $E$  pour déterminer une pluie nette  $P_n$  et une évapotranspiration nette  $E_n$  calculée par :

$$\begin{aligned} \text{Si } P_k \geq E, & \quad \text{alors } P_n = P_k - E \quad \text{et} \quad E_n = 0 \\ \text{Si } P_k < E, & \quad \text{alors } P_n = 0 \quad \text{et} \quad E_n = E - P_k \end{aligned}$$

##### 3.3.1.2. Fonction de rendement :

Dans le cas où  $P_n$  est différente de zéro, une partie  $P_s$  de  $P_n$  alimente le réservoir de production et est calculée par :

$$P_s = \frac{X_1 \cdot \left( 1 - \left( \frac{S_k}{X_1} \right)^2 \right) \cdot \tanh\left( \frac{P_n}{X_1} \right)}{1 + \frac{S_k}{X_1} \cdot \tanh\left( \frac{P_n}{X_1} \right)}$$

Dans le cas contraire, lorsque  $E_n$  est différent de zéro, une quantité d'évaporation  $E_s$  est retirée du réservoir de production. Elle est donnée par :

$$E_s = \frac{S_k \cdot \left( 2 - \frac{S_k}{X_1} \right) \cdot \tanh\left( \frac{E_n}{X_1} \right)}{1 + \left( 1 - \frac{S_k}{X_1} \right) \cdot \tanh\left( \frac{E_n}{X_1} \right)}$$



Le contenu du réservoir qui résulte de ces opérations est donnée par :

$$S' = S_k + P_s - E_s$$

### 3.3.1.3. Percolation :

Une percolation Perc issue du réservoir de production est alors calculée par l'équation suivante :

$$Perc = S' \cdot \left\{ 1 - \left[ 1 + \left( \frac{4 S'}{9 X_1} \right)^4 \right]^{\frac{1}{4}} \right\}$$

Par suite, le contenu du réservoir devient :

$$S_{k+1} = S' - Perc$$

Et la quantité d'eau Pr qui atteint finalement la partie routage du modèle est donnée par :

$$Pr = Perc + (P_n - P_s)$$

### 3.3.1.4. Fonction de transfert :

#### 3.3.1.4.1. Hydrogramme unitaire :

Pr est divisé en deux composantes d'écoulement :

90 % étant routés par un hydrogramme unitaire HU1 et un réservoir de routage ;  
et 10 % par un hydrogramme unitaire symétrique HU2.

HU1 et HU2 dépendent du même paramètre  $X_4$ , temps de base de HU1 exprimé en jours.

Les ordonnées des hydrogrammes sont calculées à partir des courbes en S notées respectivement SH1 et SH2, qui correspondent aux fonctions cumulées de l'hydrogramme. SH1 est définie en fonction du temps par :

$$\text{Pour } t \leq 0, \quad SH1(t) = 0$$

$$\text{Pour } 0 < t < X_4, \quad SH1(t) = \left( \frac{t}{X_4} \right)^{\frac{5}{2}}$$

$$\text{Pour } t \geq X_4, \quad SH1(t) = 1$$

SH2 est définie de façon similaire par :

$$\begin{aligned} \text{Pour } t \leq 0, \quad SH2(t) &= 0 \\ \text{Pour } 0 < t \leq X_4, \quad SH2(t) &= \frac{1}{2} \left( \frac{t}{X_4} \right)^{\frac{5}{2}} \\ \text{Pour } X_4 < t < 2.X_4, \quad SH2(t) &= 1 - \frac{1}{2} \left( 2 - \frac{t}{X_4} \right)^{\frac{5}{2}} \\ \text{Pour } t \geq 2.X_4, \quad SH2(t) &= 1 \end{aligned}$$

Les ordonnées de HU1 et HU2 sont alors calculées par :

$$\begin{aligned} UH1(j) &= SH1(j) - SH1(j-1) \\ UH2(j) &= SH2(j) - SH2(j-1) \end{aligned}$$

Où j est un entier.

A chaque pas de temps k, les sorties Q9 et Q1 des deux hydrogrammes correspondent à la convolution des pluies antérieures par la clé de répartition donnée par l'hydrogramme discrétisé et sont calculées par :

$$\begin{aligned} Q9(k) &= 0,9 \cdot \sum_{j=1}^l UH1(j) \cdot Pr(k-j+1) \\ Q1(k) &= 0,1 \cdot \sum_{j=1}^m UH2(j) \cdot Pr(k-j+1) \end{aligned}$$

Où  $l = \text{int}(X_4)+1$ ,

Et  $m = \text{int}(2.X_4)+1$ ,

Avec  $\text{int}(\cdot)$  désignant la partie entière.

### 3.3.1.5. Fonction d'échange avec l'extérieur non atmosphérique :

Un échange souterrain en eau est calculé par :

$$F = X_2 \cdot \left( \frac{R_k}{X_3} \right)^{7/2}$$

où  $R_k$  est le niveau dans le réservoir en début de pas de temps,

$X_3$  la capacité à un jour du réservoir

Et  $X_2$  le coefficient d'échange en eau qui peut être positif dans le cas d'apports, négatif dans le cas de pertes vers des nappes profondes ou nul.

En fait, l'interprétation physique de cette fonction d'échange n'est pas directe.

### 3.3.1.5.1. Réservoir de routage :

Le niveau dans le réservoir de routage est modifié en ajoutant la sortie  $Q_9$  de l'hydrogramme  $HU1$  et  $F$  :

$$R' = \max(0 ; R_k + Q_9(k) + F)$$

Il se vidange ensuite en une sortie  $Q_r$  donnée par :

$$Q_r = R' \cdot \left\{ 1 - \left[ 1 + \left( \frac{R'}{X_3} \right)^4 \right]^{-\frac{1}{4}} \right\}$$

Le niveau dans le réservoir devient :

$$R_{k+1} = R' - Q_r$$

### 3.3.1.6. Écoulement totale :

La sortie  $Q_1$  de l'hydrogramme  $HU2$  est soumise au même échange pour donner la composante d'écoulement  $Q_d$  :

$$Q_d = \max(0 ; Q_1(k) + F)$$

Le débit total  $Q$  est alors donné par :

$$Q_k = Q_r + Q_d$$

#### Paramètres :

$X_1$ : capacité du réservoir de production	(mm)
$X_2$ : coefficient d'échanges souterrains	(mm)
$X_3$ : capacité à un jour du réservoir de routage	(mm)
$X_4$ : temps de base de l'hydrogramme unitaire $HU1$	(j)

Sur un large échantillon de bassins versants, on obtient les valeurs données dans le Tableau suivant:

**Tableau 2 :** intervalle de variation des paramètres du modèle GR4J

Paramètre	Médiane	Intervalle de confiance à 80%
$X_1$ (mm)	350	100 à 1200
$X_2$ (mm)	0	-5 à 3
$X_3$ (mm)	90	20 à 300
$X_4$ (jours)	1,7	1,1 à 2,9

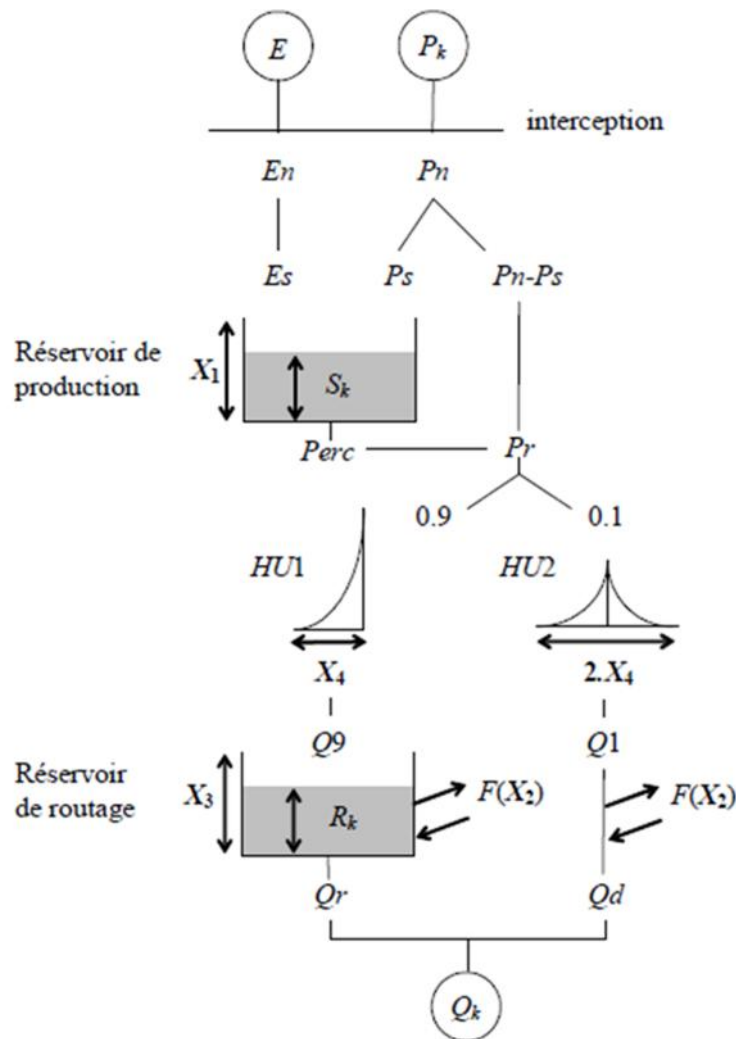


Figure 3-1 : schéma représentatif du modèle GR4J

### 3.4. Tank model :

Conçu par M.Sugawara, ce modèle est très simple à programmer, le modèle standard est constitué par 4 réservoirs qui sont connecté l'un a l'autre via l'infiltration, ce modèle permet de calculer le débit au pas de temps journalier.

Les étapes du modèle sont décrites ci-dessous :

- a) Les entrées du modèle sont la pluie et l'ETP, et les sorties sont le débit, les sorties se trouve a une certaine hauteur HQ du réservoir via les relations suivante :
  - Si  $S_k(i) > HQ(i)$  alors  $Q_o = a_o(i) * (S_k(i) - HQ(i))$   
Sinon  $Q_o = 0$   
Avec  $a_o(i)$  : coefficient de débit pour les sorties (i).  
Et  $S_k(i)$ : hauteur dans le réservoir (i) du modèle.

- b) Les réservoirs sont connectés via l'infiltration, chaque réservoir perd une quantité d'eau vers le réservoir qui est en dessous de lui, et cette perte représente l'apport du réservoir en dessous, et elle est formulée comme suit :

$$Q_i = ai(i) * S_k(i)$$

Avec :  $Q_i$ : les débits d'infiltration du réservoir (i).

$ai(i)$ : Coefficient de débit d'infiltration du réservoir (i)

- c) Puis chaque débit de chaque temps (t) est donné par la formule suivante :

$$Q_{tot}(t) = \sum_{i=1}^5 Q_o(i)$$

- b) Chaque hauteur dans chaque réservoir est mise à jour :

$$S_{t+1}(1) = S_t(1) + P(t+1) - ETP(t+1) - Q_o(1) - Q_o(2) - Q_i(1)$$

$$S_{t+1}(2) = S_t(2) - Q_o(3) + Q_i(1) - Q_i(2)$$

$$S_{t+1}(3) = S_t(3) - Q_o(4) + Q_i(2) - Q_i(3)$$

$$S_{t+1}(4) = S_t(4) - Q_o(5) + Q_i(3) - Q_i(4)$$

Dans le cas où l'infiltration ne peut être retiré du réservoir S(1), alors nous l'enlèverons du réservoir S(2), et dans la possibilité où on ne pourra pas alors nous enlèverons cette quantité du réservoir S(3), ainsi de suite jusqu'au dernier réservoir.

Dans le cas d'étude de bassin versant humide alors on pourra garder les équations décrites ci-dessus sans prendre la remarque citée précédemment, car l'influence de l'ETP dans les régions humides est peu considérable.

Ce modèle est le modèle classique qui a été conçu pour les régions humides, et comporte 4 réservoirs, mais le nombre de réservoirs peut changer pour permettre une optimisation des paramètres utilisées, nous citerons le cas de (M.Amireche et al 2017) où avec deux réservoirs ils ont pu simuler les bassins versants avec d'excellents résultats ce qui remet en question la signification physique de chaque bassin, ou bien de la structure des bassins versants en Algérie.

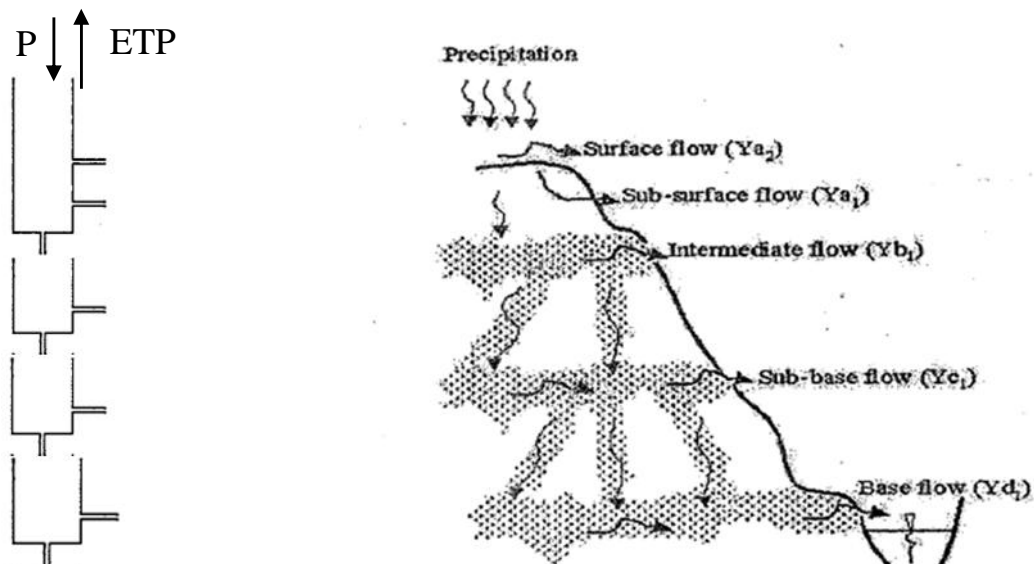


Figure 3-2 : schéma représentatif du tank model à 4 réservoirs

## Conclusion :

Les modèles utilisés dans cette étude sont jugés être parmi les meilleurs modèles hydrologiques, le GR4J qui a été utilisé déjà en Algérie a donné d'assez bons résultats, mais le tank model qui est nouvellement utilisé en Algérie par (M.Amireche et al .2017) a su donnée des résultats bien meilleur que le GR4J, nous allons voir si nous aboutirons à ce résultat.

Le tank model a la particularité d'être beaucoup plus maniable que le GR4J, le Tank Model permet des modifications mais le GR4J n'a pas cet avantage, et donc nous voyons déjà se dessiner des préférences, mais ce sont les résultats de cette étude qui donnera une réponse finale.

# Chapitre IV : Résultats et interprétation

## 4. Résultats et interprétation

L'optimisation intervient dans l'étude hydrologique du bassin versant de Zardezas, L'optimisation permettra de déterminée les 18 paramètres du tank model a 4 réservoirs et les 10 paramètres du tank model a 2 réservoirs, et on pourra aussi déterminée le paramètre gamma qui dans le cas classique du tank model est égale à 1, cela permettra de comprendre mieux l'influence de ce paramètre sur le model, puis on finira par déterminer quelle est le meilleur modèle hydrologique parmi ceux qui ont été décrit précédemment. Pour les hydrogrammes, vu le nombre important de ceux-ci, le nombre totale ne pourra pas être inclus, nous allons inclure que les résultats jugés les plus satisfaisants, et nous poserons nos conclusions la dessus.

### 4.1. Présentation des Zones d'étude :

#### 4.1.1. Zardezas :

Le bassin de l'oued Saf-Saf (codé 0309), en amont du barrage Zardezas résulte de la conjonction de deux cours d'eau : l'oued Bouhadjeb et l'oued Khemkem, et est situé dans le côtier constantinois, d'une superficie de 345 km<sup>2</sup>, il est limité par la Méditerranée au Nord, le bassin de Rhumel Kebir à l'Est et au Sud-Est, le bassin de la Soumam à l'Ouest. Le climat est de type méditerranéen, froid et relativement humide en hiver, et chaud en été. Le bassin présente une forte densité de drainage (3.8 km/km<sup>2</sup>), son relief est caractérisé par des terrains accidentés. En effet, les massifs montagneux couvrent plus de 50% du bassin, en particulier dans la partie Sud du bassin. Ces fortes pentes favorisent la torrentialité des cours d'eau et rendent les sols du bassin vulnérables à l'érosion (Rouabah, 1999).

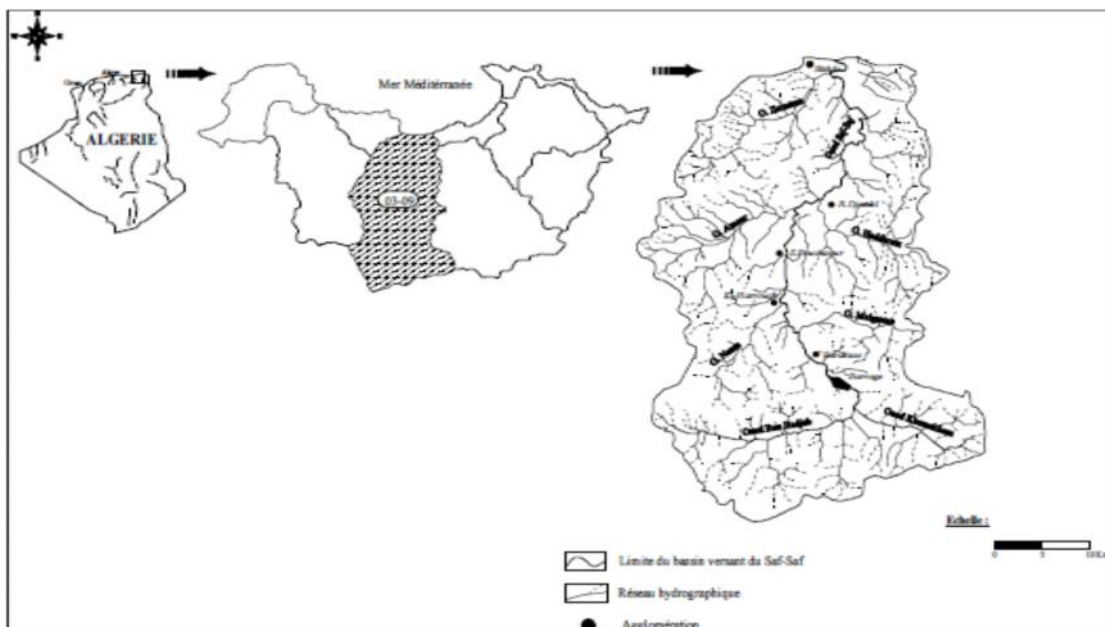


Figure 4-1 : Carte du bassin versant du Saf-Saf



Les mesures sont comprises entre la période du 1<sup>er</sup> janvier 1990 et 31 décembre 1996, ils comprennent les mesures des pluies et de débit, l'ETP a été mesuré au barrage Zardesas, tous au pas de temps journalier et sont concomitantes.

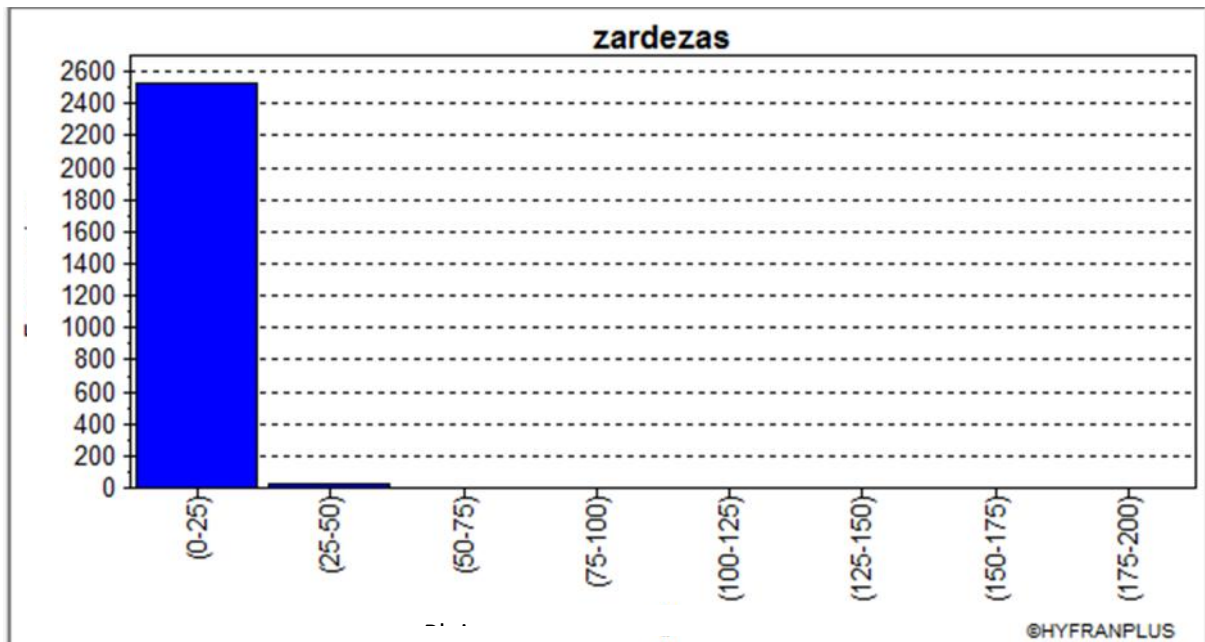


Figure 4-2 : histogramme des débits en m<sup>3</sup>/s (Y : plage des débits X : nombre de données)

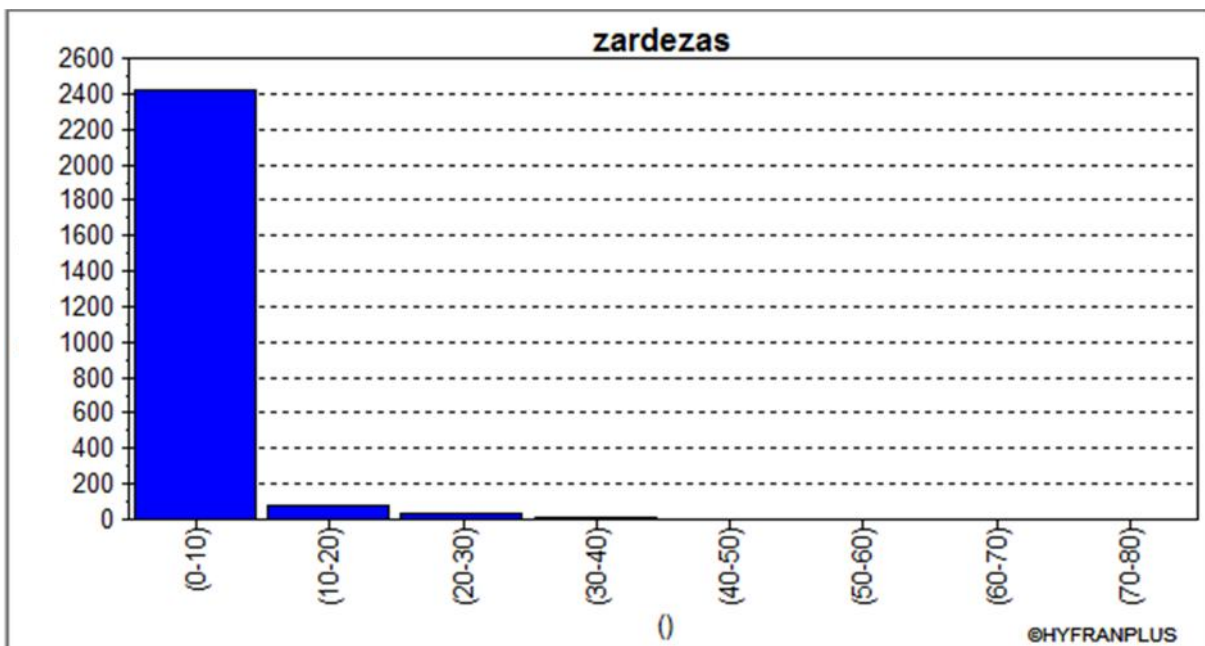


Figure 4-3 : histogramme des pluies en mm (Y : plage des pluies X : nombre de données)

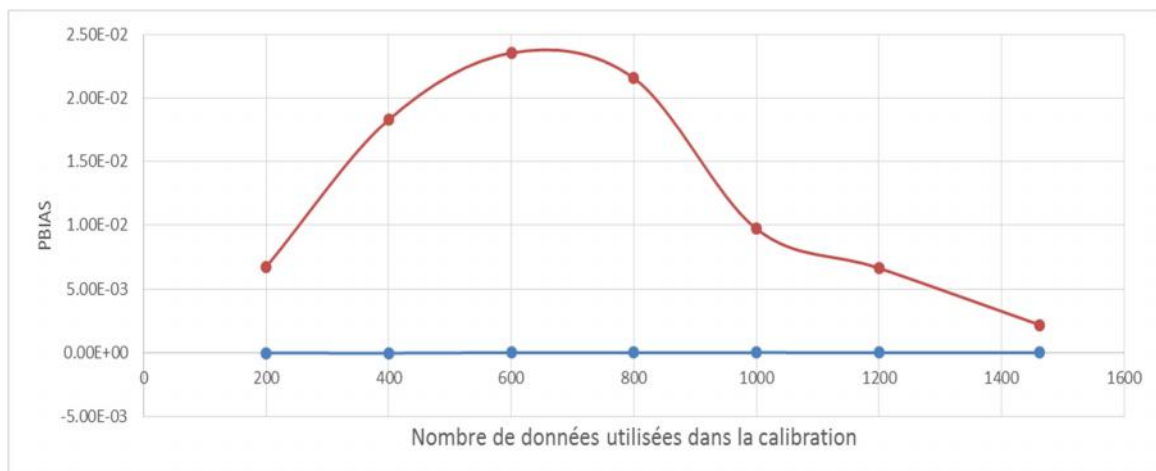
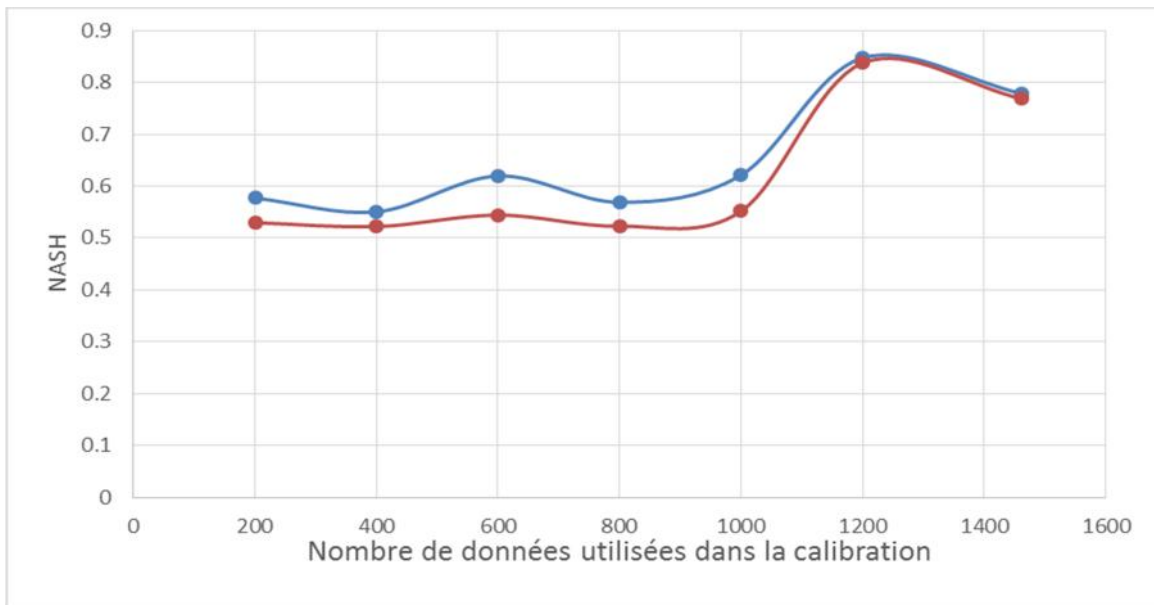
## 4.2. Comparaison des algorithmes SCUEA ET OLPSO :

Les données sont au nombre de 2557, divisée en deux parties, calibration au nombre de 1461 données et 1096 données pour la validation.

La calibration a été faite en augmentant le nombre par palier de 200, donc on augmentera le nombre de données au fur à mesure pour voir apparaître une discontinuité dans le cas où il y'en aurait.

On présentera quelques résultats, et la suite sera dans la partie annexe de cet ouvrage

Afin de mieux observer les valeurs et pouvoir voir l'évolution des critères numériques alors nous avons opté pour des graphes d'évolution des critères numérique.



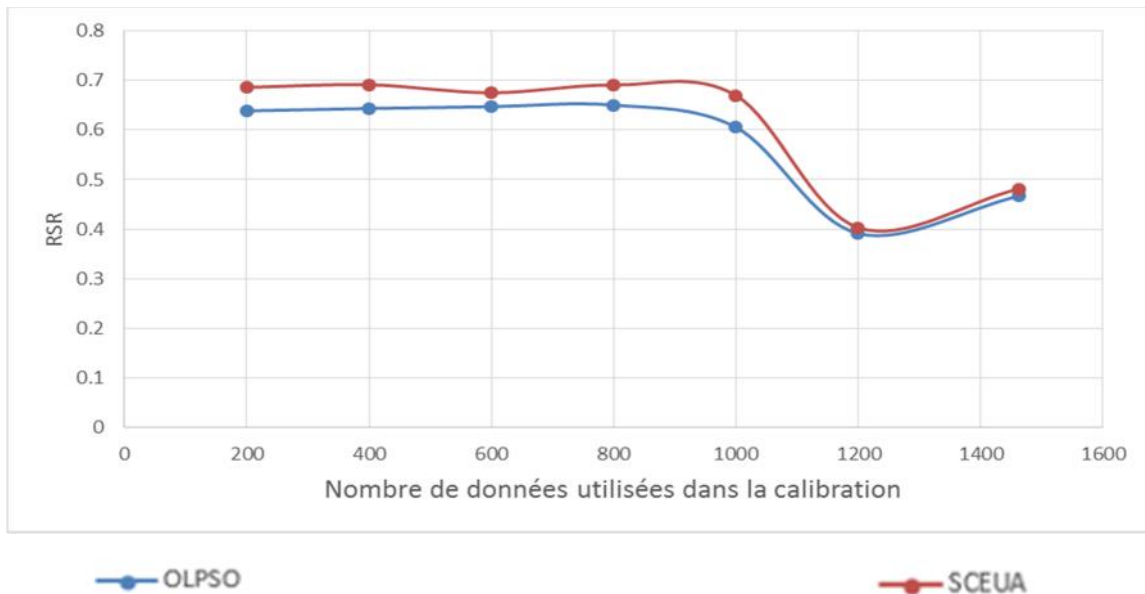
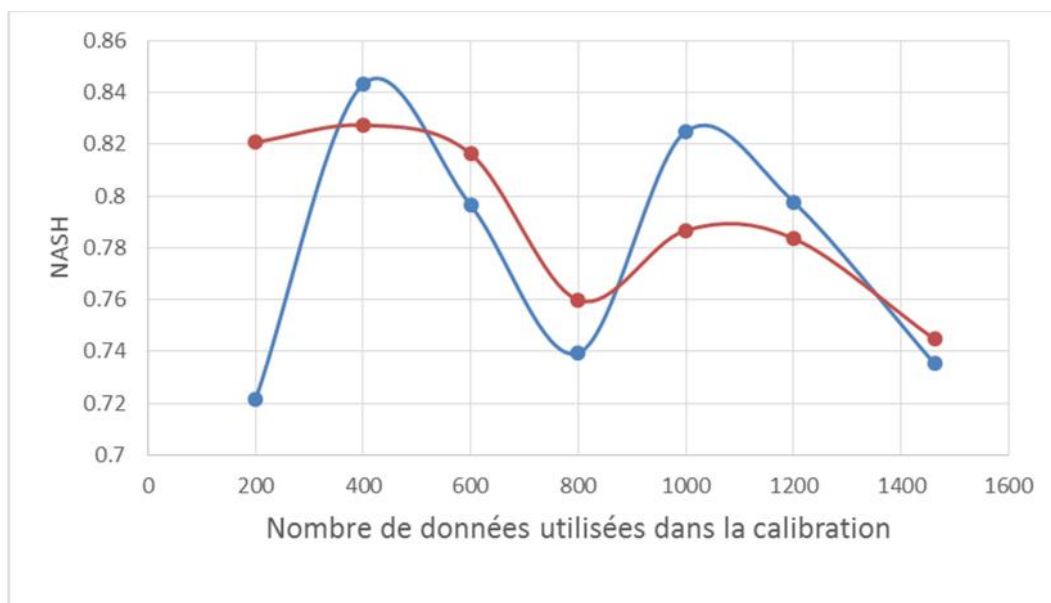


Figure 4-4 : 'évolution des différents critères pour le tank model a 2 réservoirs avec  $\gamma = 1$ , pour la période de calibration

- Dans la période de calibration les résultats sont assez bons pour les deux algorithmes, et on voit que l'algorithme OLPSO dépasse l'algorithme SCEUA, et cela pour tous les critères, le calage grâce au critère de NASH et le RSR permet une bonne simulation. on observe pour les deux algorithmes aussi que les résultats sont satisfaisants jusqu'à excellent, et on observe bien un pic d'optimum pour les deux algorithmes pour la calibration avec 1200 données, pour le cas du PBIAS le SCEUA peut paraître moins satisfaisants mais, ce n'est qu'un effet d'échelle, et on voit très bien que pour les critères du PBIAS toutes les simulations sont excellentes.



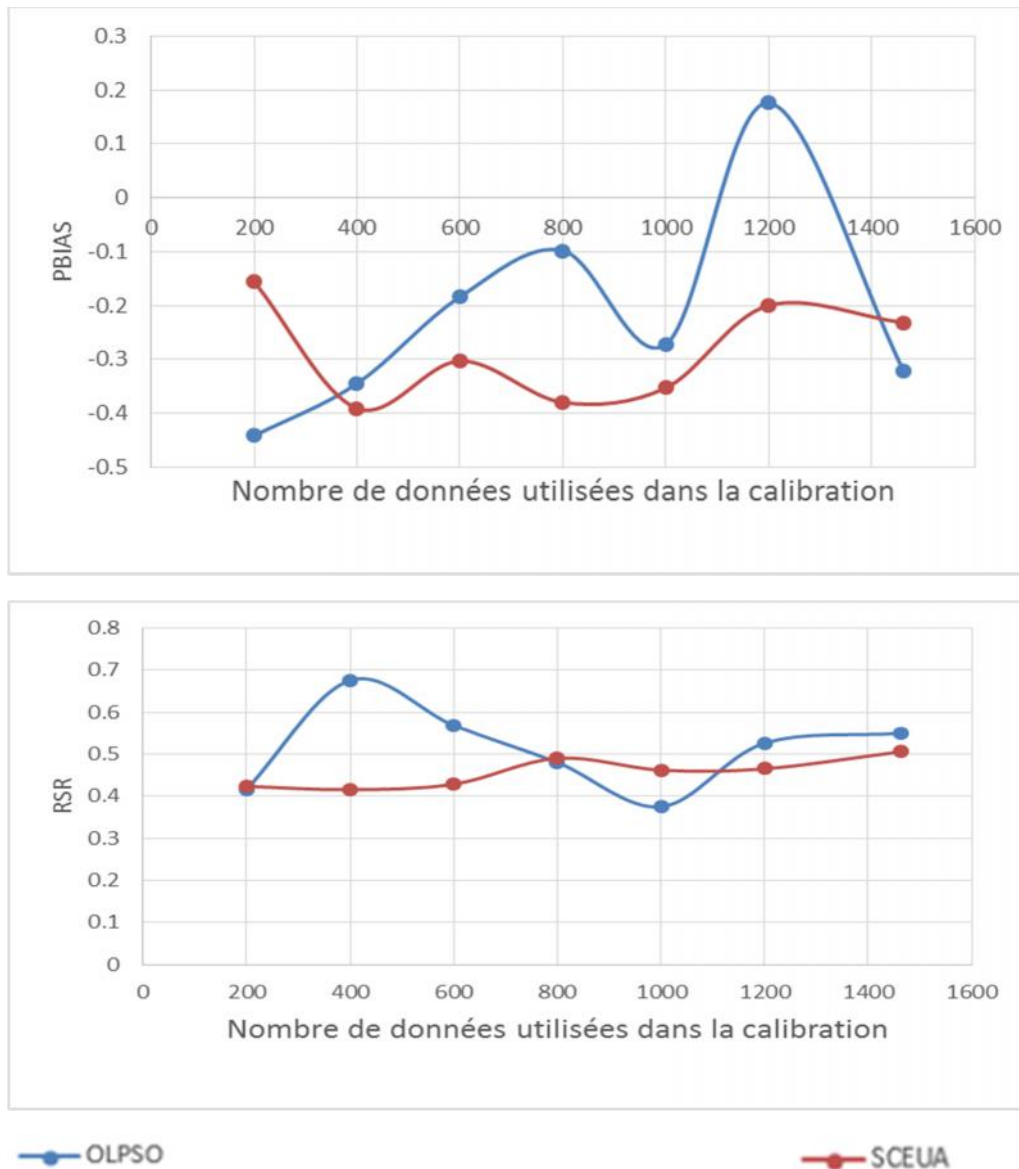


Figure 4-5 : 'évolution des différents critères pour le tank model a 2 réservoirs avec gamma =1, pour la période de validation

- Mais dans la période de validation les résultats sont moins bon mais reste acceptable, et on ne peut pas se décider sur quelle est le meilleur algorithme d'optimisation car on ne voit pas une différence assez significative, bien que l'on observe dans ce cas-là une légère avance pour l'algorithme SCEUA.
- dans la période de validation l'algorithme a un avantage léger pour les résultats concernant le critère de NASH, et dans les autres critères nous ne remarquons pas une nette différenciation entre les deux algorithmes, et donc nous ne pouvons pas décider du quels des deux pourrait donner les meilleurs résultats.

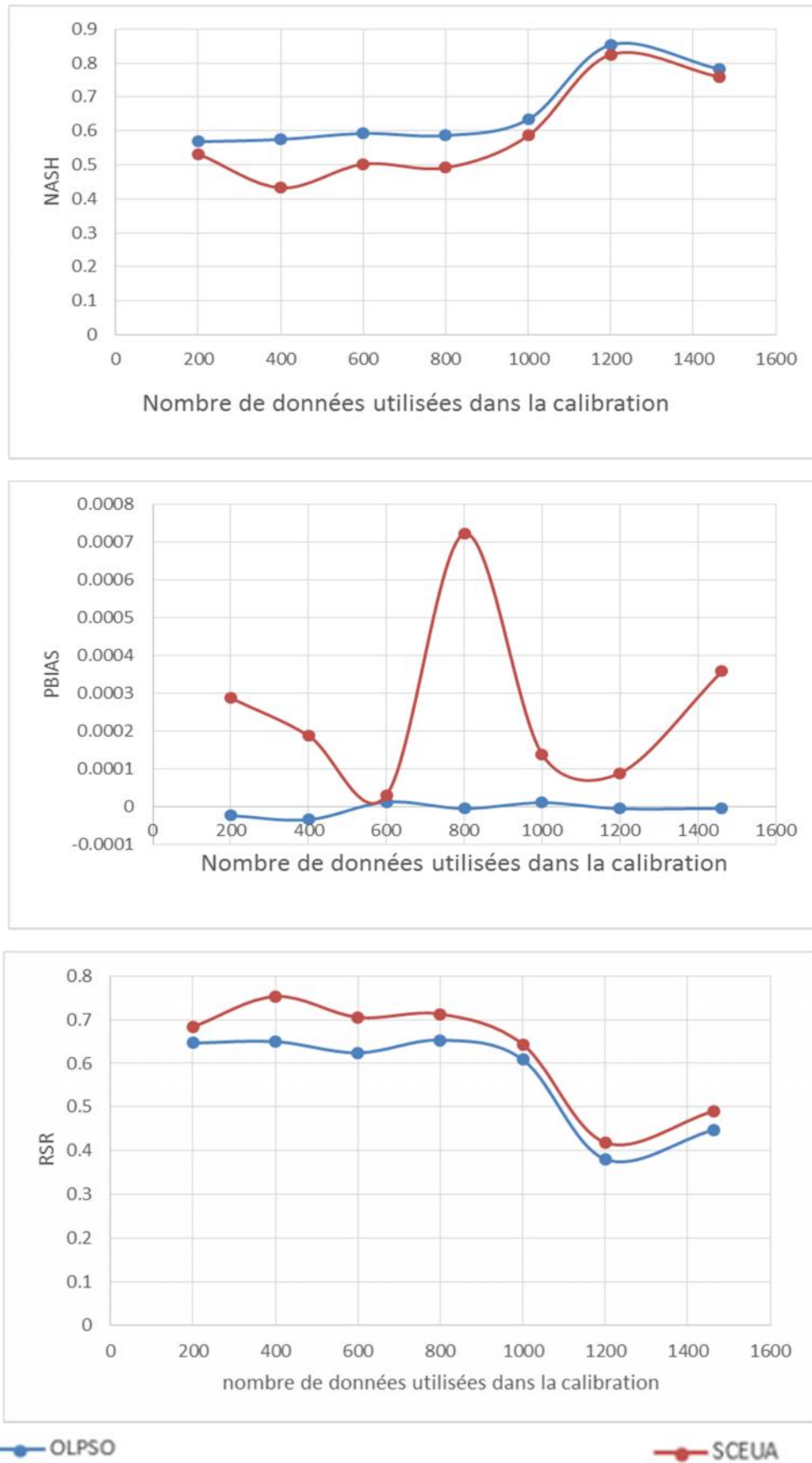
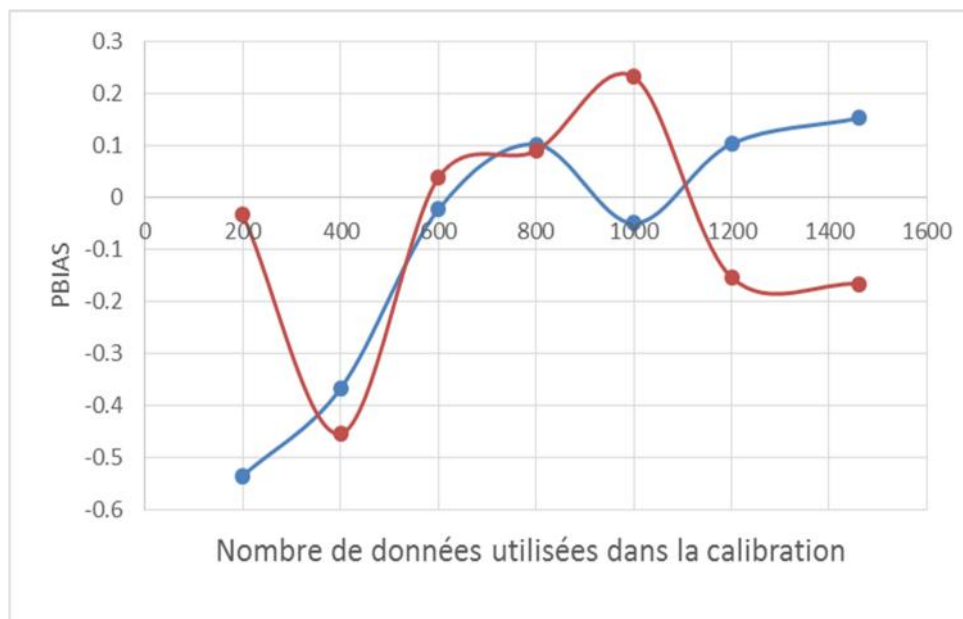
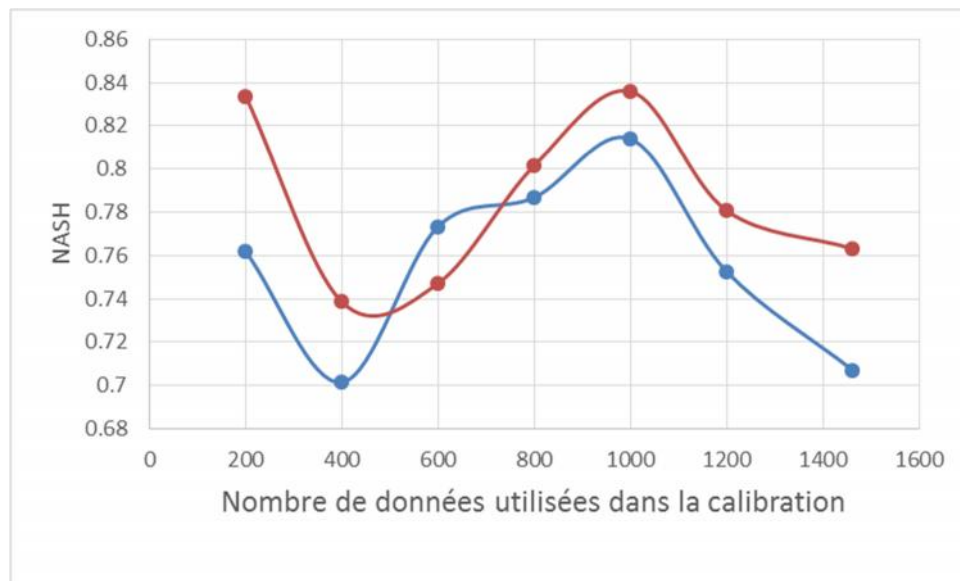


Figure 4-6 : 'évolution des différents critères pour le tank model a 4 réservoirs avec gamma =1, pour la période de calibration

- Les résultats sont les même pour le tank model a 2 réservoirs et les conclusions resterons les mêmes.



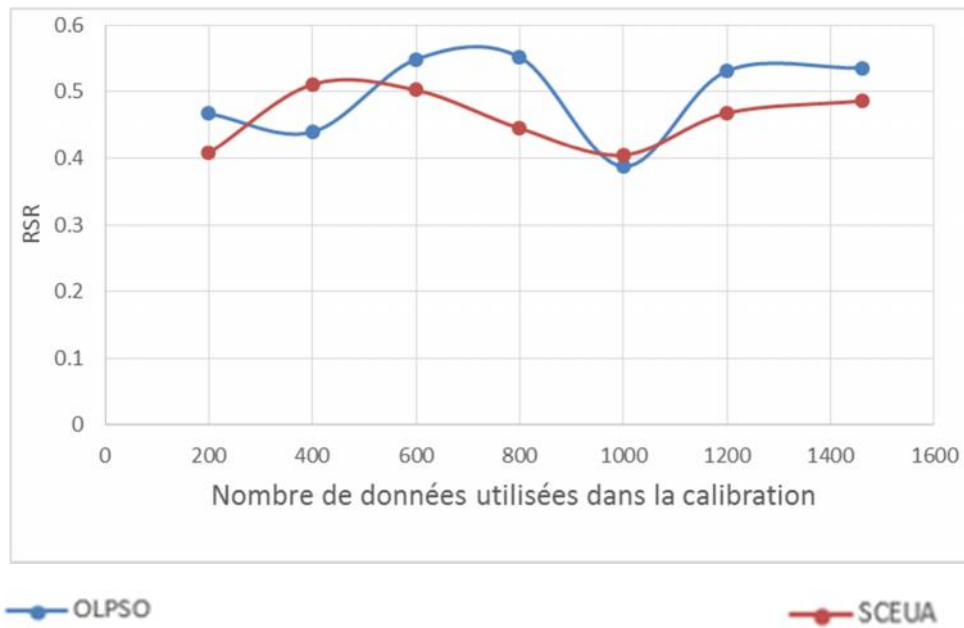


Figure 4-7 : 'évolution des différents critères pour le tank model a 4 réservoirs avec  $\gamma = 1$ , pour la période de validation

- les résultats de la validation sont idem que pour le tank model à 4 réservoirs.

#### 4.3.1. Conclusion :

La plupart des schémas ne montrent pas une différence significative entre les deux algorithmes de calage, et peuvent donc être tous les deux utilisés dans le calage des modèles hydrologiques, et donc la question de qui des deux algorithmes de calage est le meilleur reste sans réponse.

### 4.3. Comparaison entre le modèle hydrologique tank model a 4 réservoirs simples et tank model à 4 réservoirs en incluant le paramètre gamma :

Les résultats ci-dessous vont nous permettre de voir si en incluant le paramètre gamma, les résultats de l'optimisation vont s'améliorer :

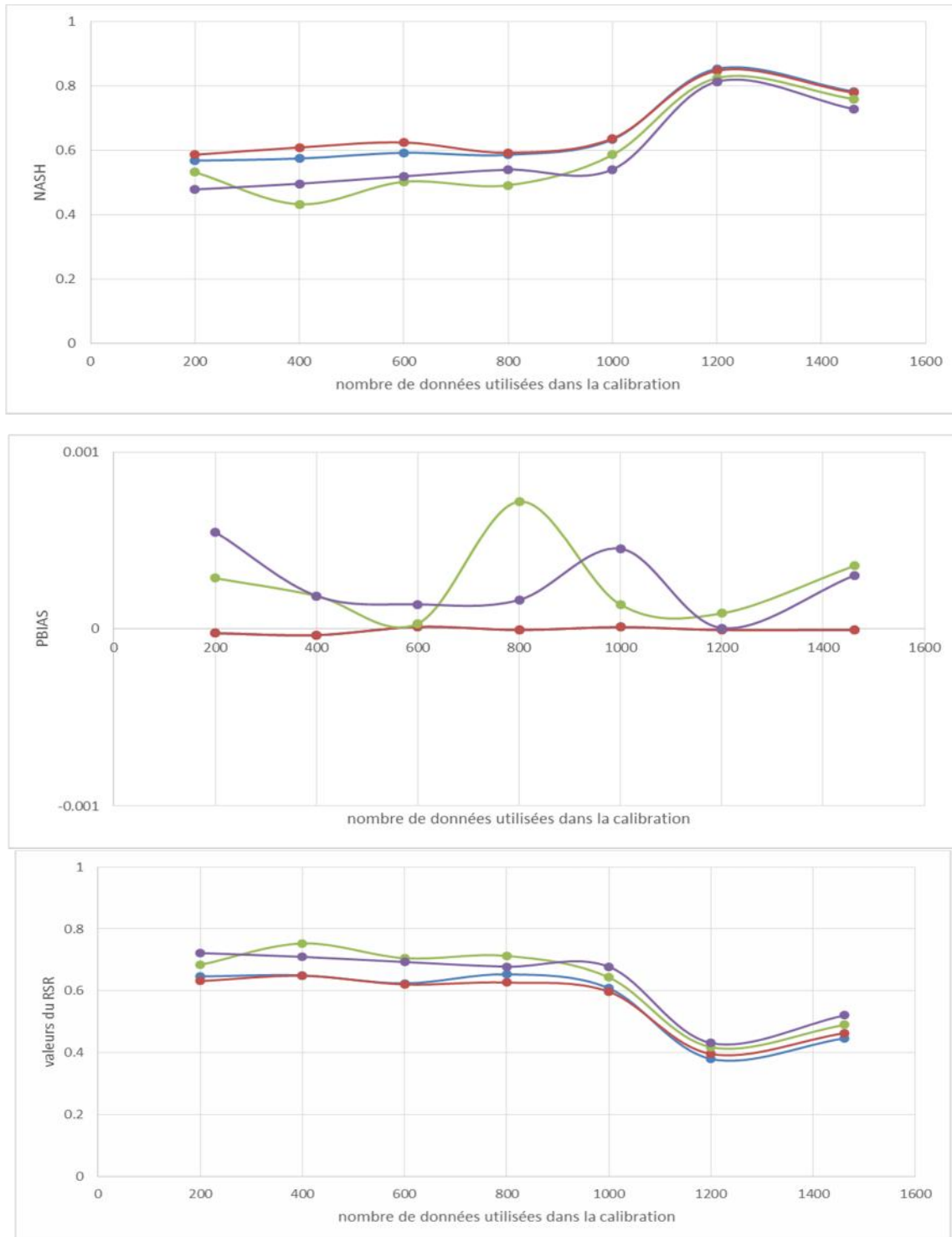


Figure 4-8 : évolution des critères pour le cas de la simulation avec le tank-model à 4 réservoirs avec gamma=1 et avec gamma variable, dans la période de calibration



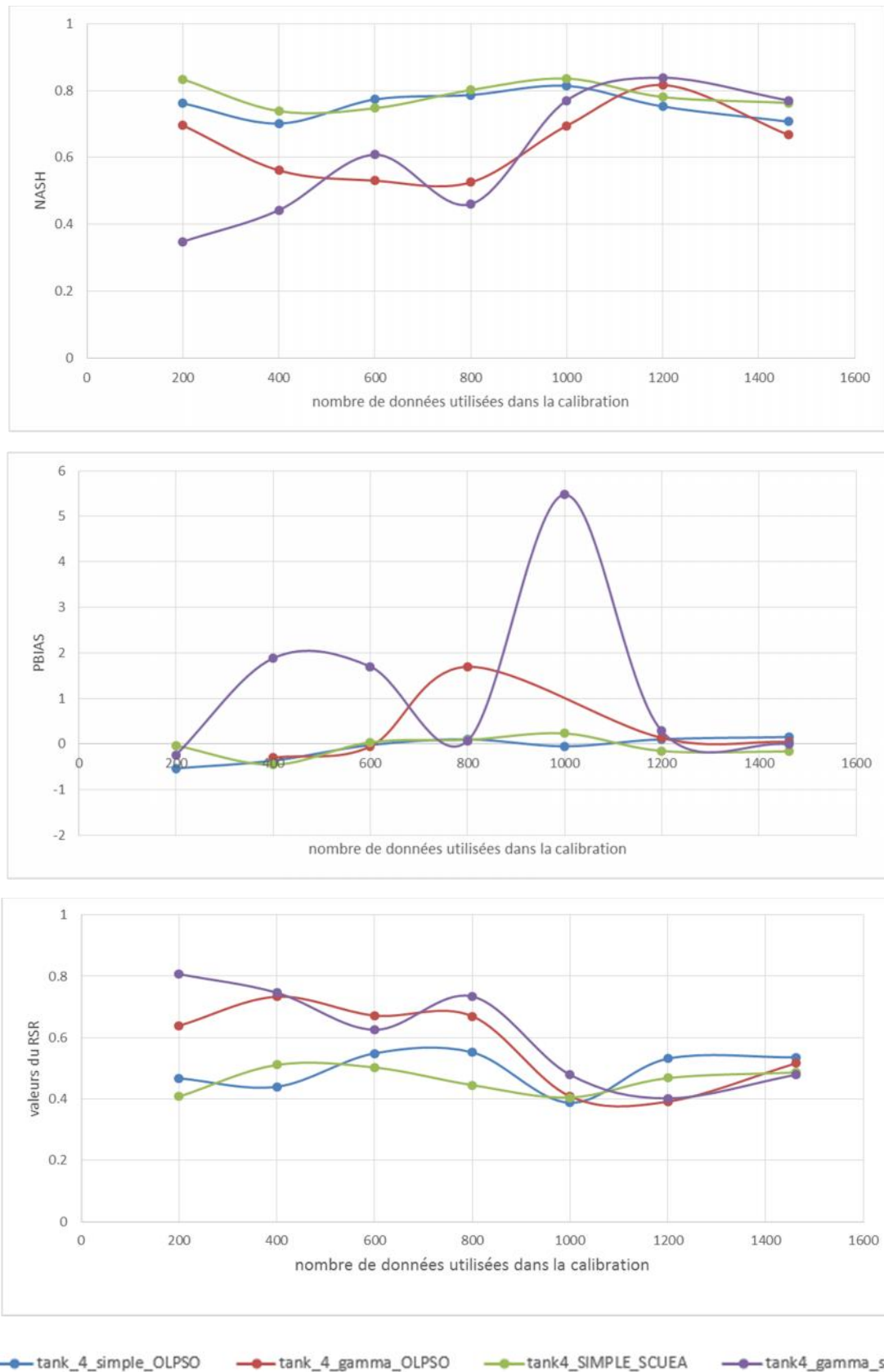


Figure 4-9 : évolution des critères pour le cas de la simulation avec le tank-model a 4 réservoirs avec  $\gamma=1$  et avec  $\gamma$  variable, dans la période de validation

- Dans la période de calibration les résultats des deux modèles sont assez excellents ce qui fait penser que l'influence du gamma n'est pas assez significative, mais c'est dans la période de validation que les défauts du tank model a 4 réservoirs avec gamma variable apparaisse, on remarque que sa réponse est assez variable et n'est pas assez stable contrairement au tank model a 4 réservoirs classique, et on remarque aussi que les deux modèles réagisse mal au débit moyens ou faible et cela due à l'impact du calage avec le critère de NASH.
- Ce qui nous fais penser que l'influence du gamma rend plus sensible le model aux changements de données, mais les résultats de l'article de (M.Amireche et al,2017) ou on trouve d'autres résultats ou il y'a une amélioration, et cela due à une autre façon de faire, la recherche de gamma qui améliore les résultats est fait après avoir trouvé les autres paramètres du model, et cela peut indiquer que le gamma a une relation avec les autres paramètres du modèle qui pourrait mettre en difficulté les algorithmes d'optimisation choisis.
- Pour le cas de la calibration nous voyons dans les figures ci-dessous que le modèle arrive à représenter au mieux le pic qui se produit qui est une valeur max et donc représente un événement rare dans cette série, et cela due au fait que les critères de NASH et le RSR sont beaucoup plus sensible aux pics.
- Pour la validation le modèle représente assez bien le pic durant cette période, et qui a permis d'augmenter la valeur du NASH et du RSR, on voit aussi que la plupart des débits sont des débits d'étiages, et ces débits n'ont pas affecté les valeurs numériques, malgré une simulation assez moyenne.

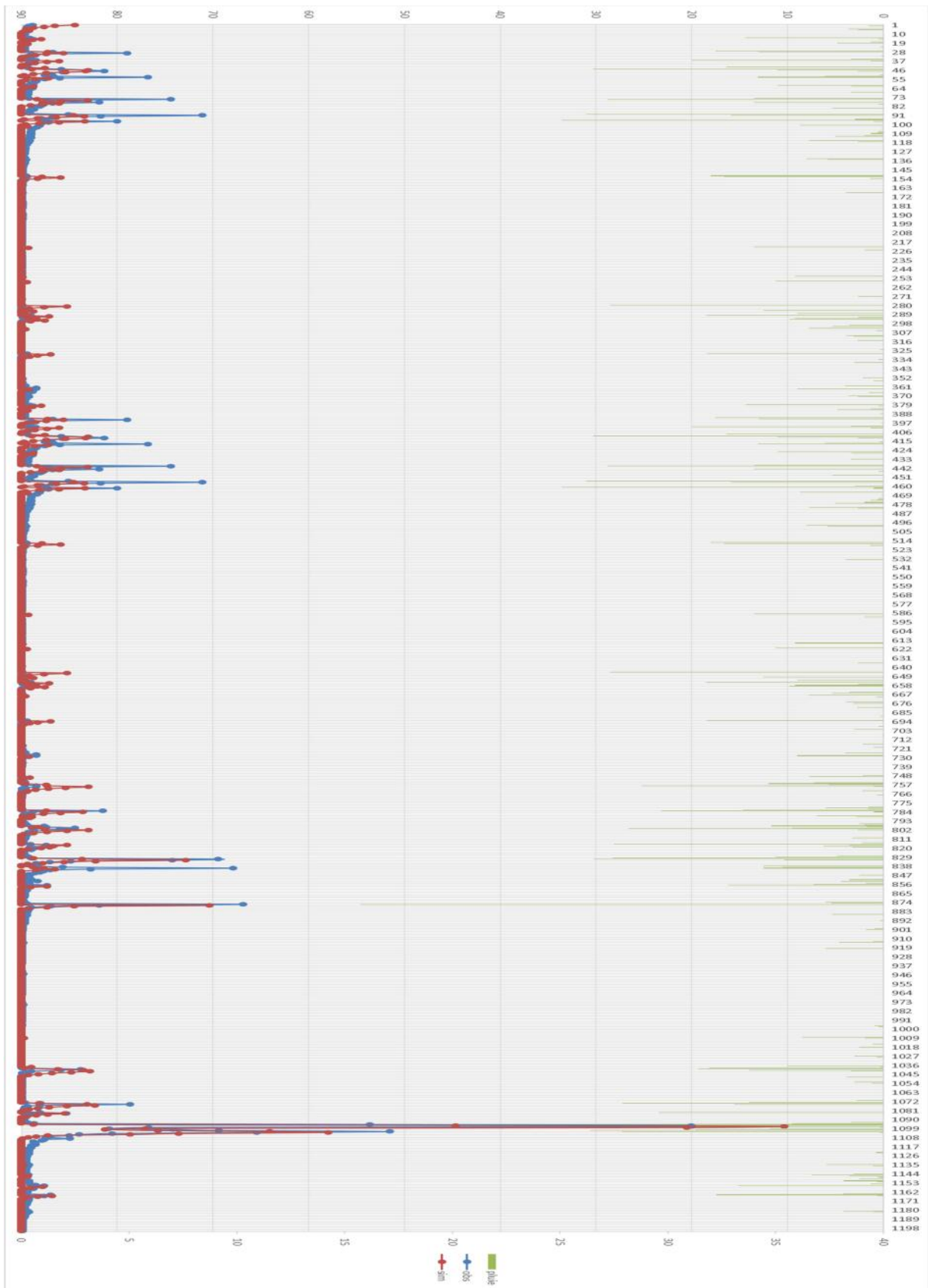


Figure 4-10 : Hydrogrammes observé et simulée à l'aide du tank-model a 4 réservoirs avec  $\gamma=1$  et dans la période de calibration ( à l'aide du critère de NASH) nombre de donnée pour la calibration=1200.

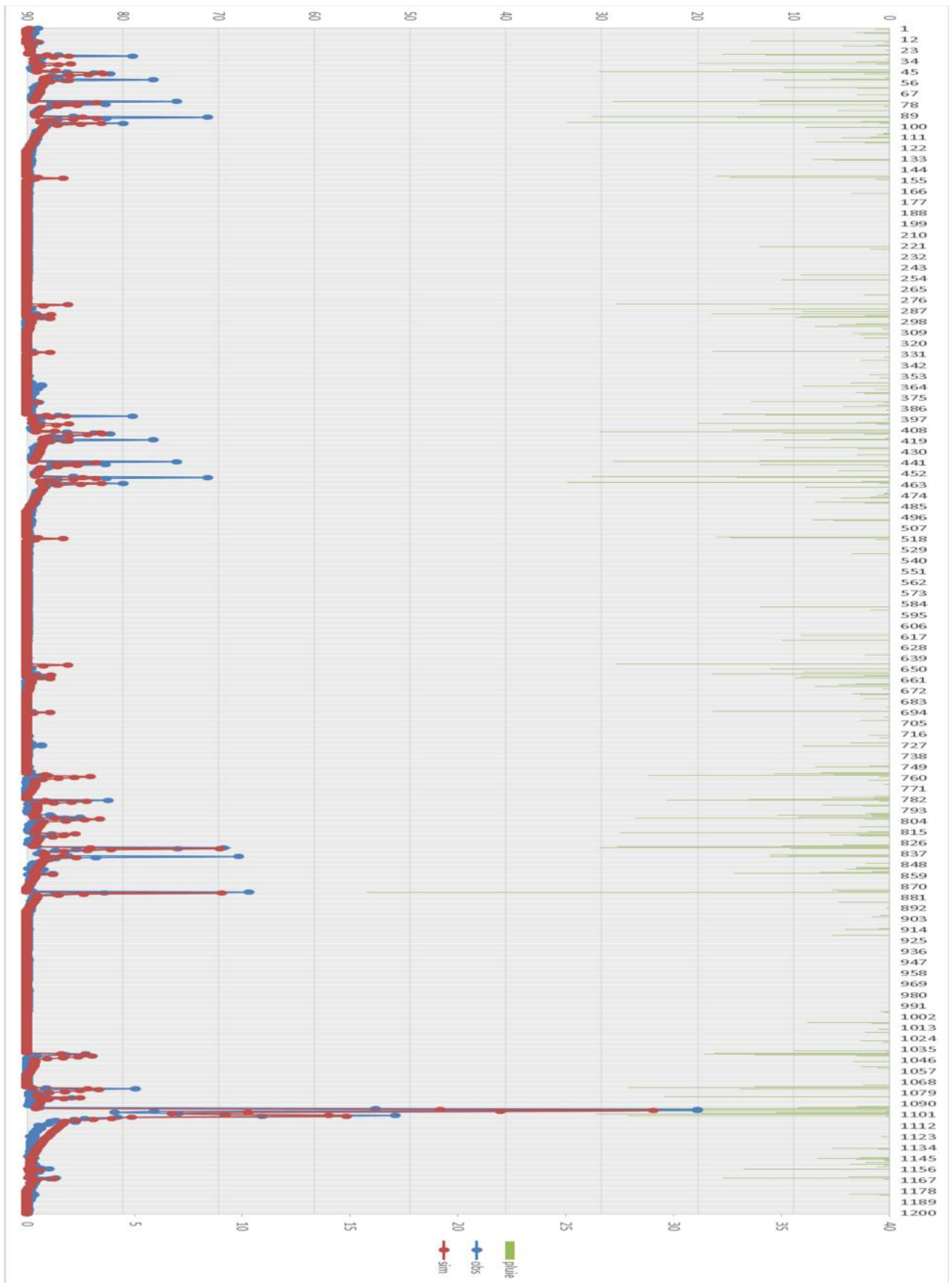


Figure 4-11 : Hydrogrammes observé et simulée à l'aide du tank-model a 4 réservoirs avec gamma variable et dans la période de calibration (à l'aide du critère de NASH) nombre de donnée pour la calibration=1200.

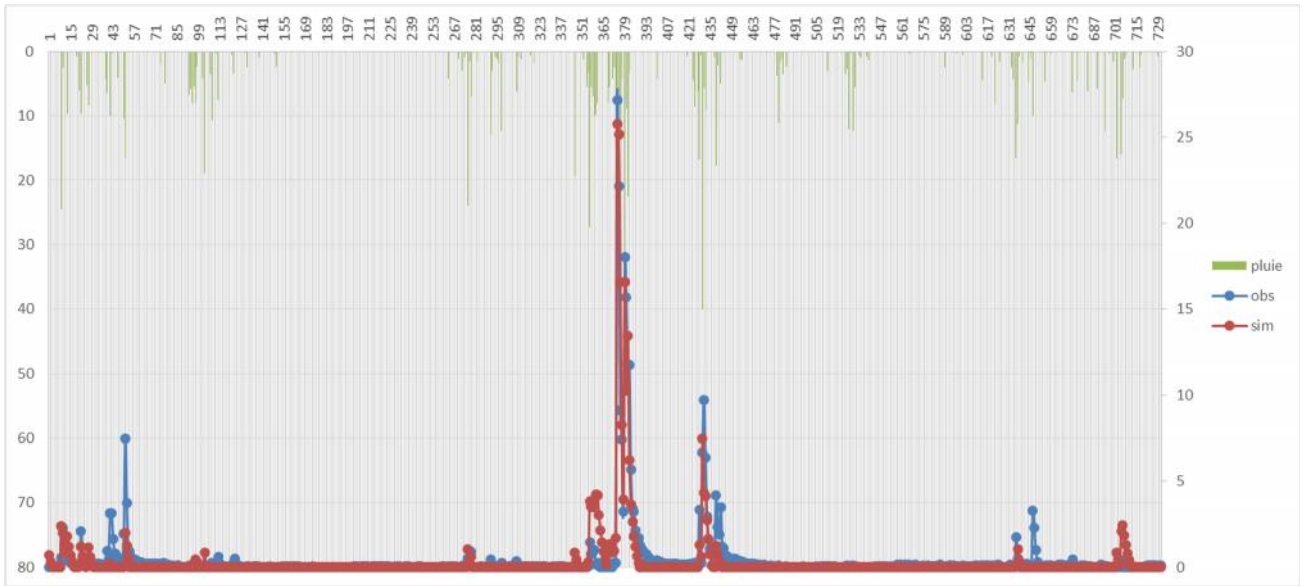


Figure 4-11 : Hydrogrammes observé et simulée à l'aide du tank-model a 4 réservoirs avec  $\gamma=1$  et dans la période de validation (à l'aide du critère de NASH) nombre de données utilisées pour la calibration =1000

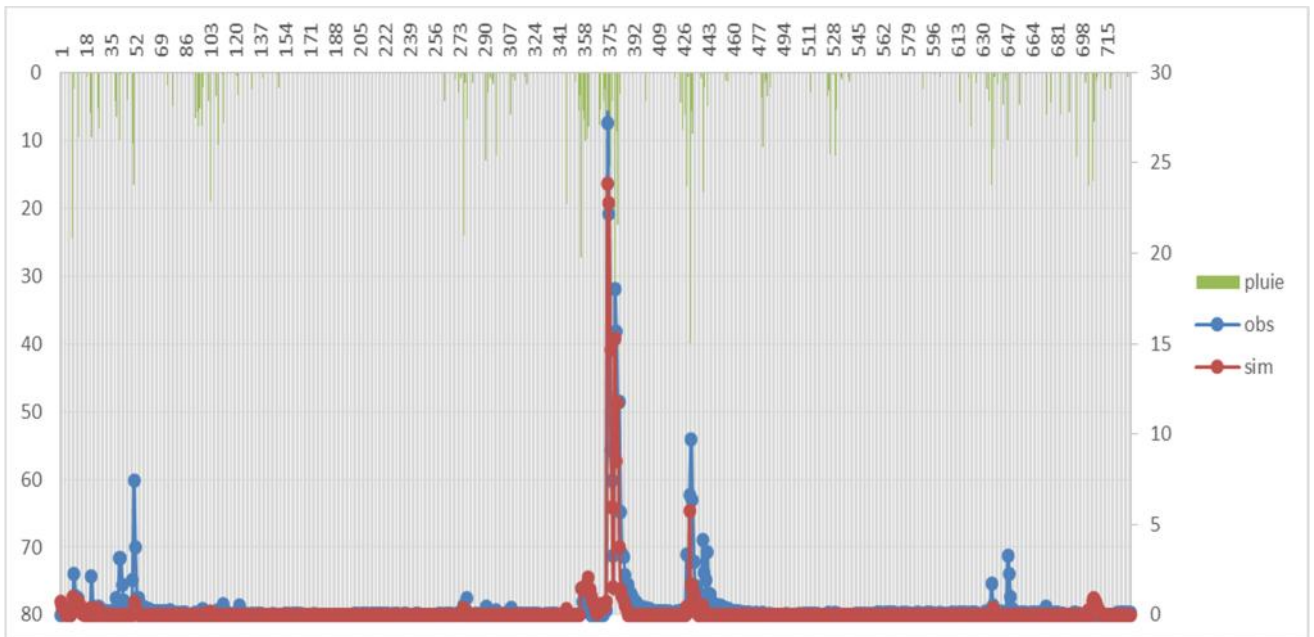


Figure 4-12 : Hydrogrammes observé et simulée à l'aide du tank-model a 4 réservoirs avec  $\gamma$  variable et dans la période de validation (à l'aide du critère de NASH) nombre de données utilisées pour la calibration =1000

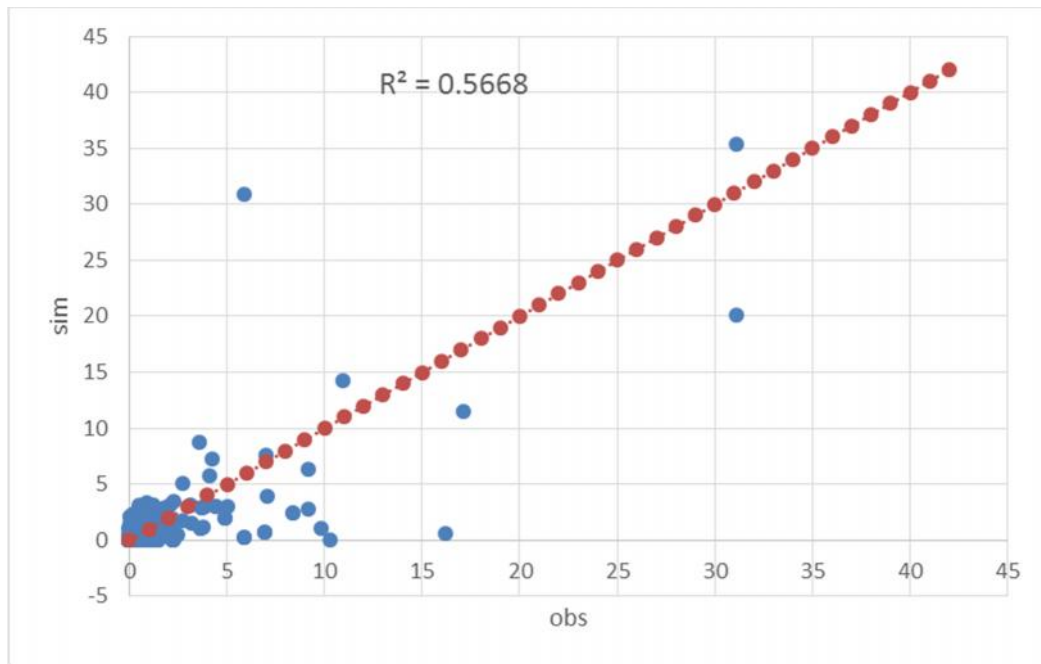


Figure 4-13 : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le tank model a 4 réservoirs avec  $\gamma=1$ , avec l'algorithme OLPSO, en période de calibration, en utilisant le critère de NASH.

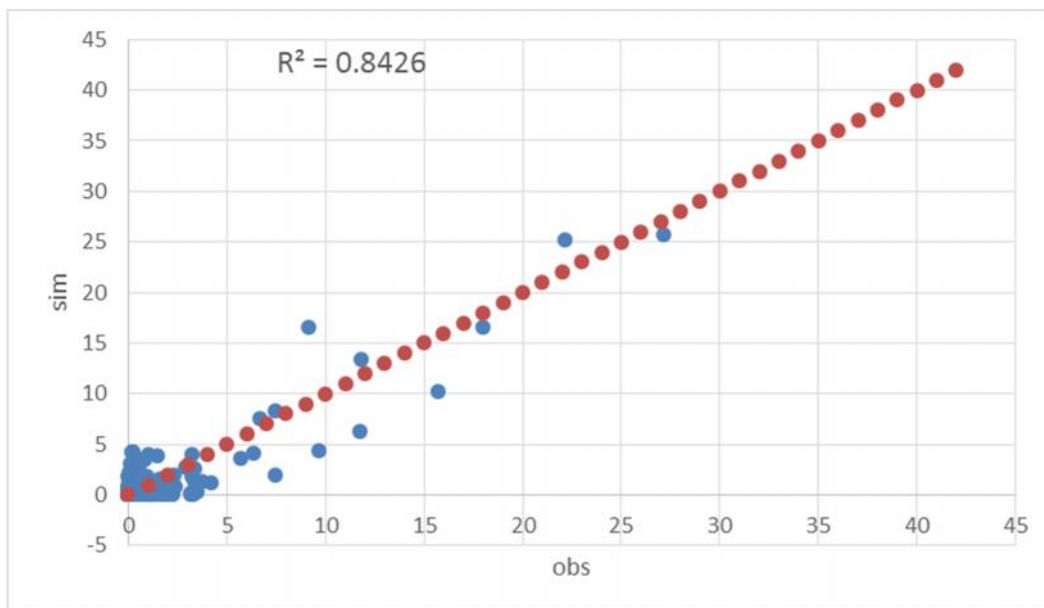


Figure 4-14 : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le tank model a 4 réservoirs avec  $\gamma=1$ , avec l'algorithme OLPSO, en période de validation, en utilisant le critère de NASH.

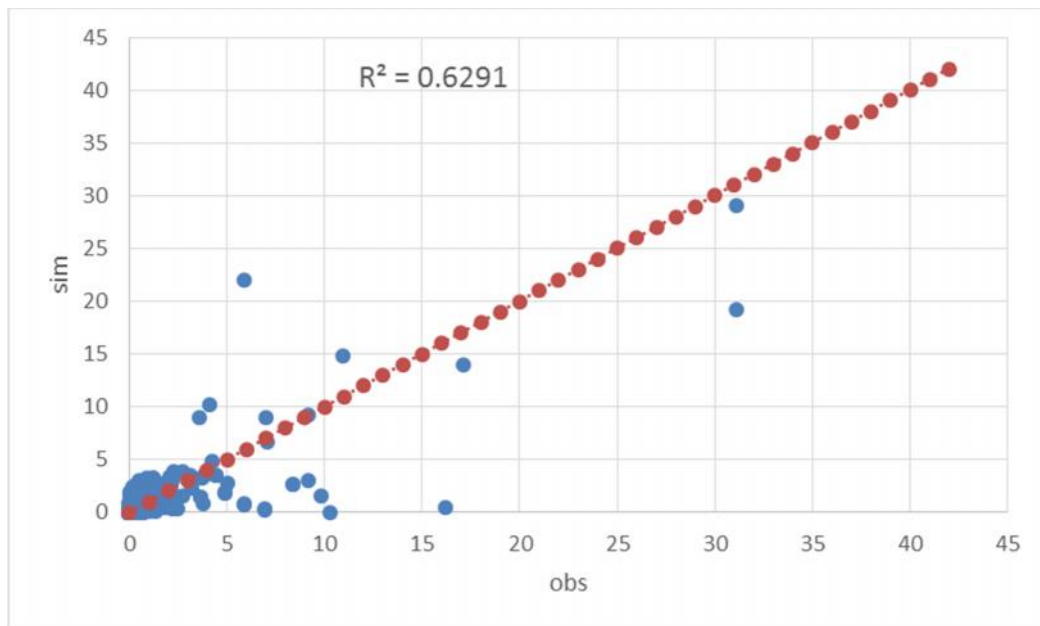


Figure 4-15 : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le tank model a 4 réservoirs avec gamma variable, avec l’algorithme OLPSO, en période de calibration, en utilisant le critère de NASH.

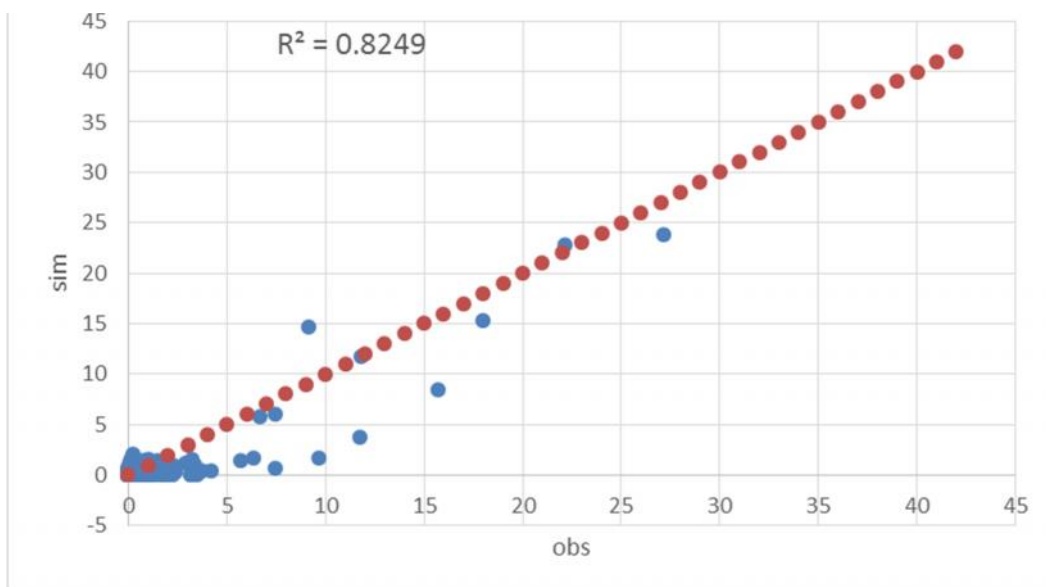


Figure 4-16 : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le tank model a 4 réservoirs avec gamma variable, avec l’algorithme OLPSO, en période de validation, en utilisant le critère de NASH.



#### 4.4. Comparaison entre le modèle hydrologique tank model a 2 réservoirs simples et tank model à 2 réservoirs en incluant le paramètre gamma :

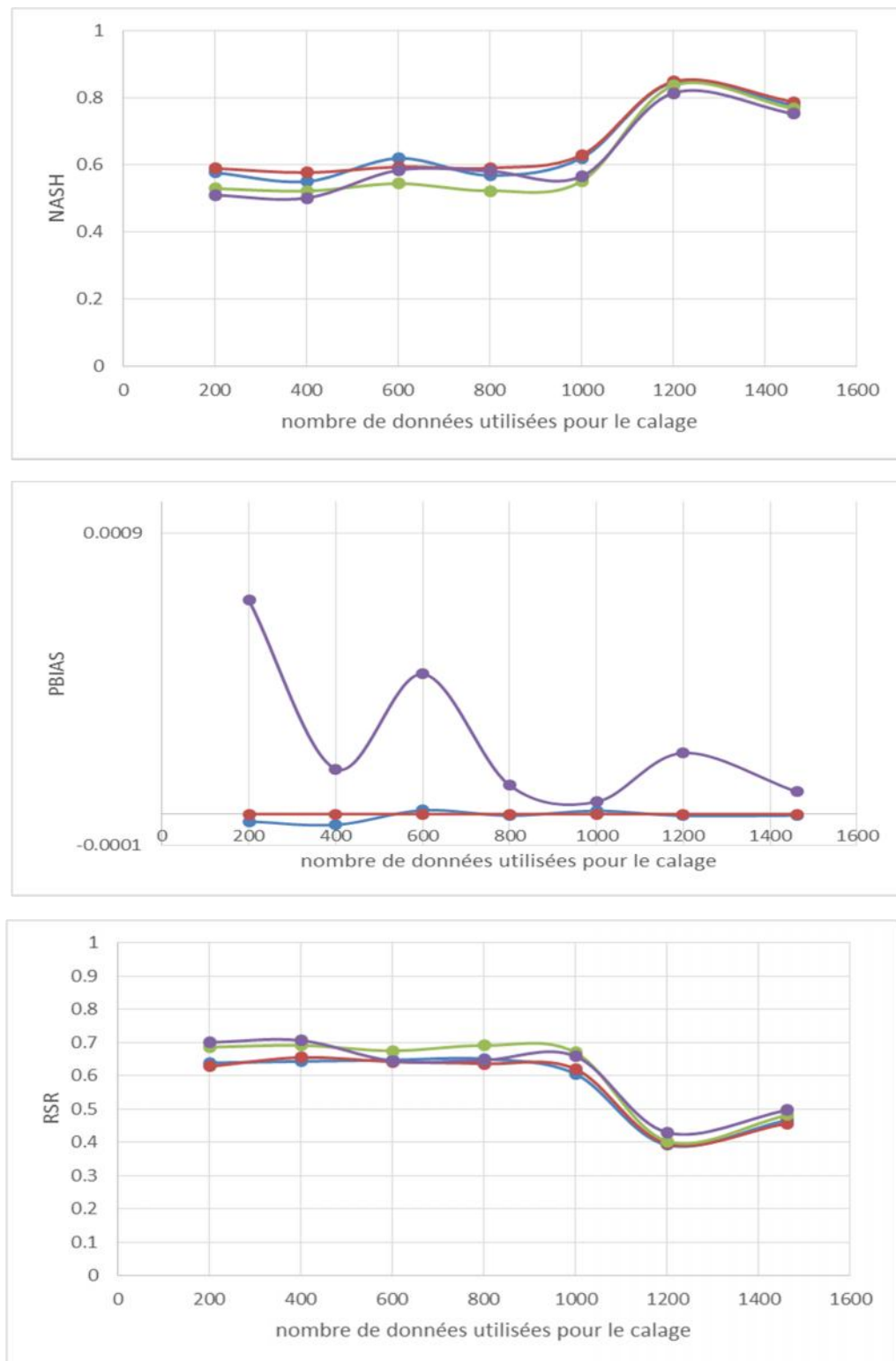


Figure 4-17: évolution des critères pour le cas de la simulation avec le tank-model a 2 réservoirs avec  $\gamma=1$  et avec  $\gamma$  variable, dans la période de calibration



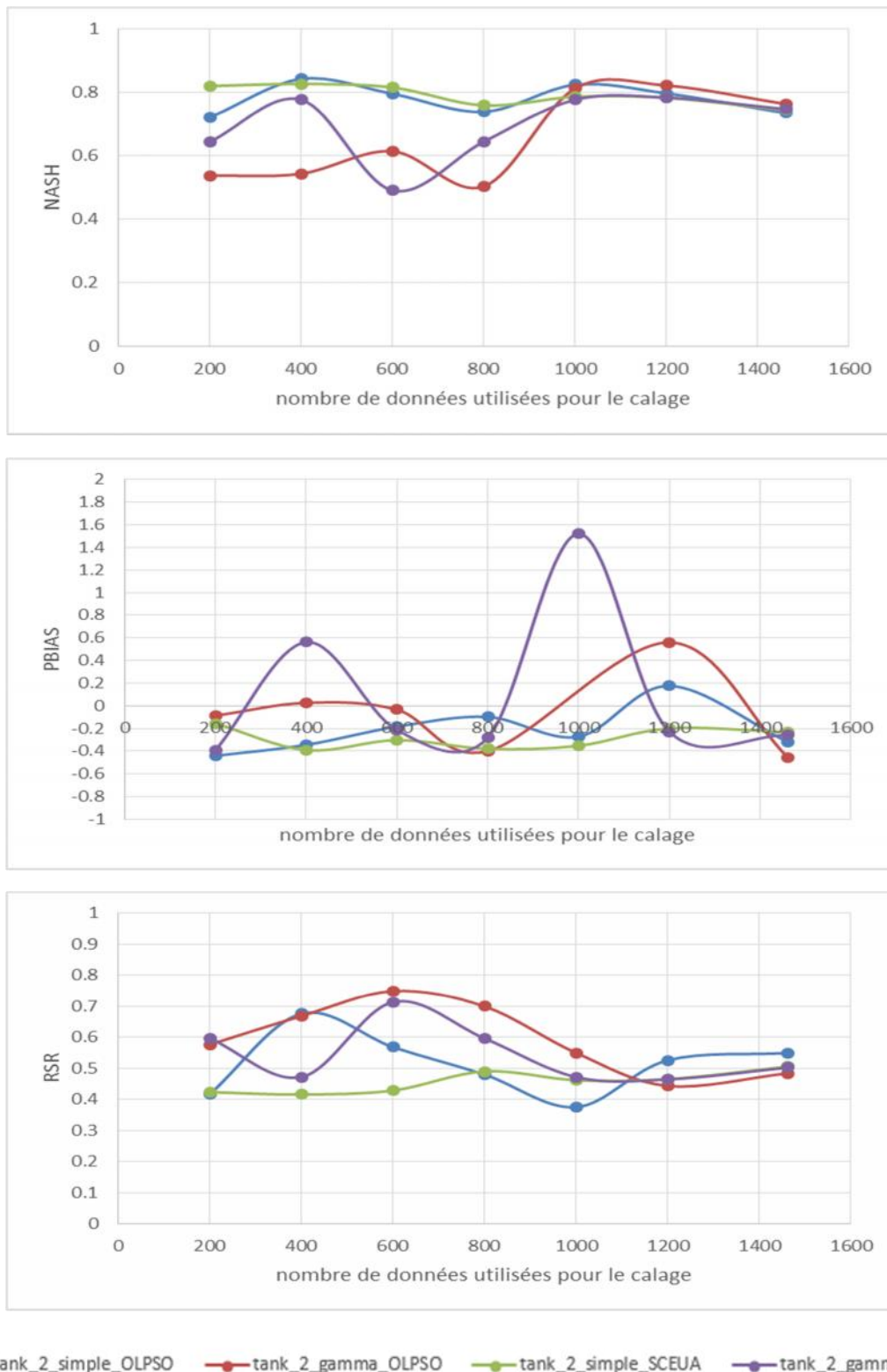


Figure 4-18 : évolution des critères pour le cas de la simulation avec le tank-model a 2 réservoirs avec gamma=1 et avec gamma variable, dans la période de validation

- Nous remarquons le même résultat que pour la comparaison précédente que ce soit que pour les critères numérique et graphique

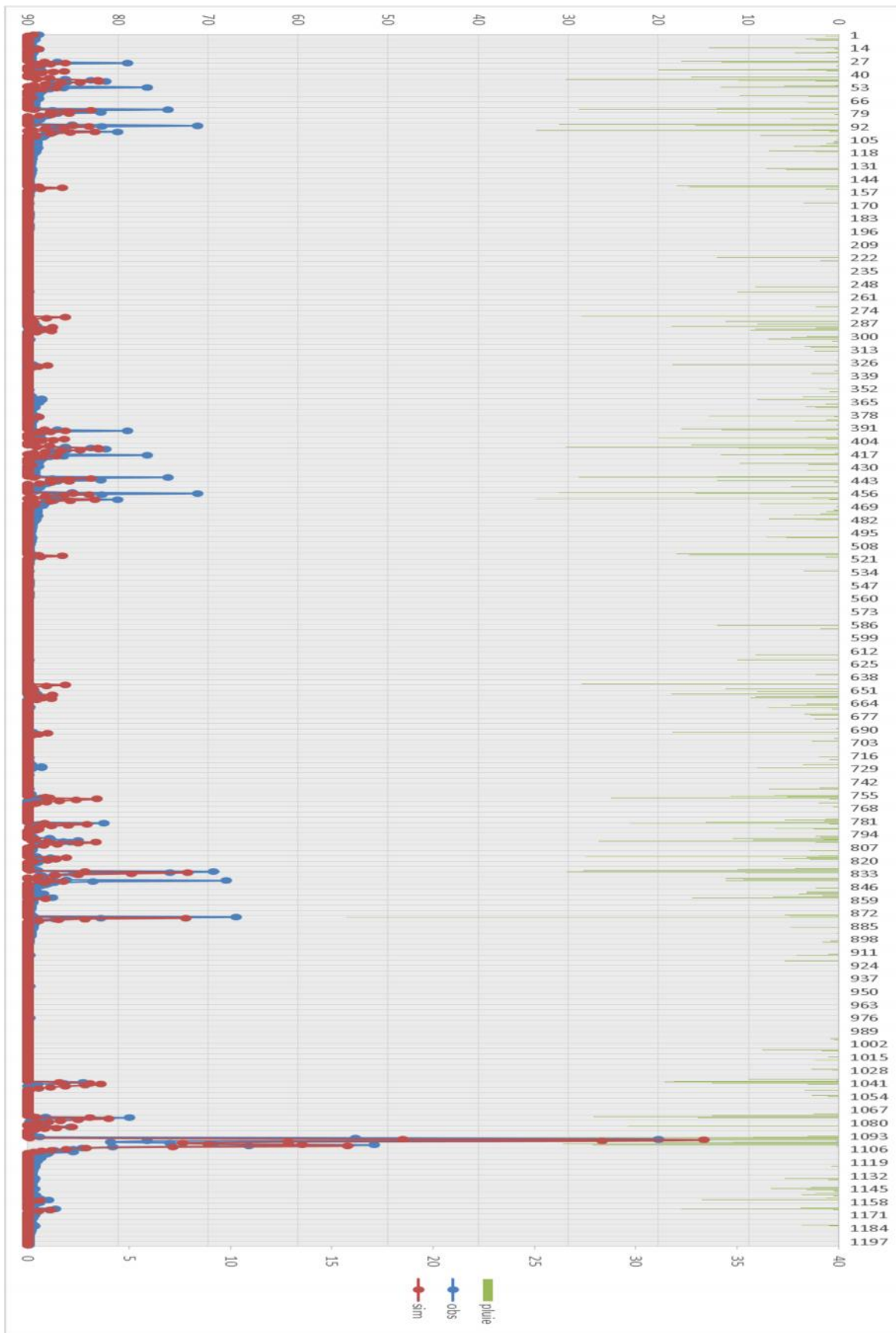


Figure 4-19 : Hydrogrammes observé et simulée à l'aide du tank-model a 2 réservoirs avec  $\gamma=1$  et dans la période de calibration ( à l'aide du critère RSR) nombre de donnée pour la calibration=1200.

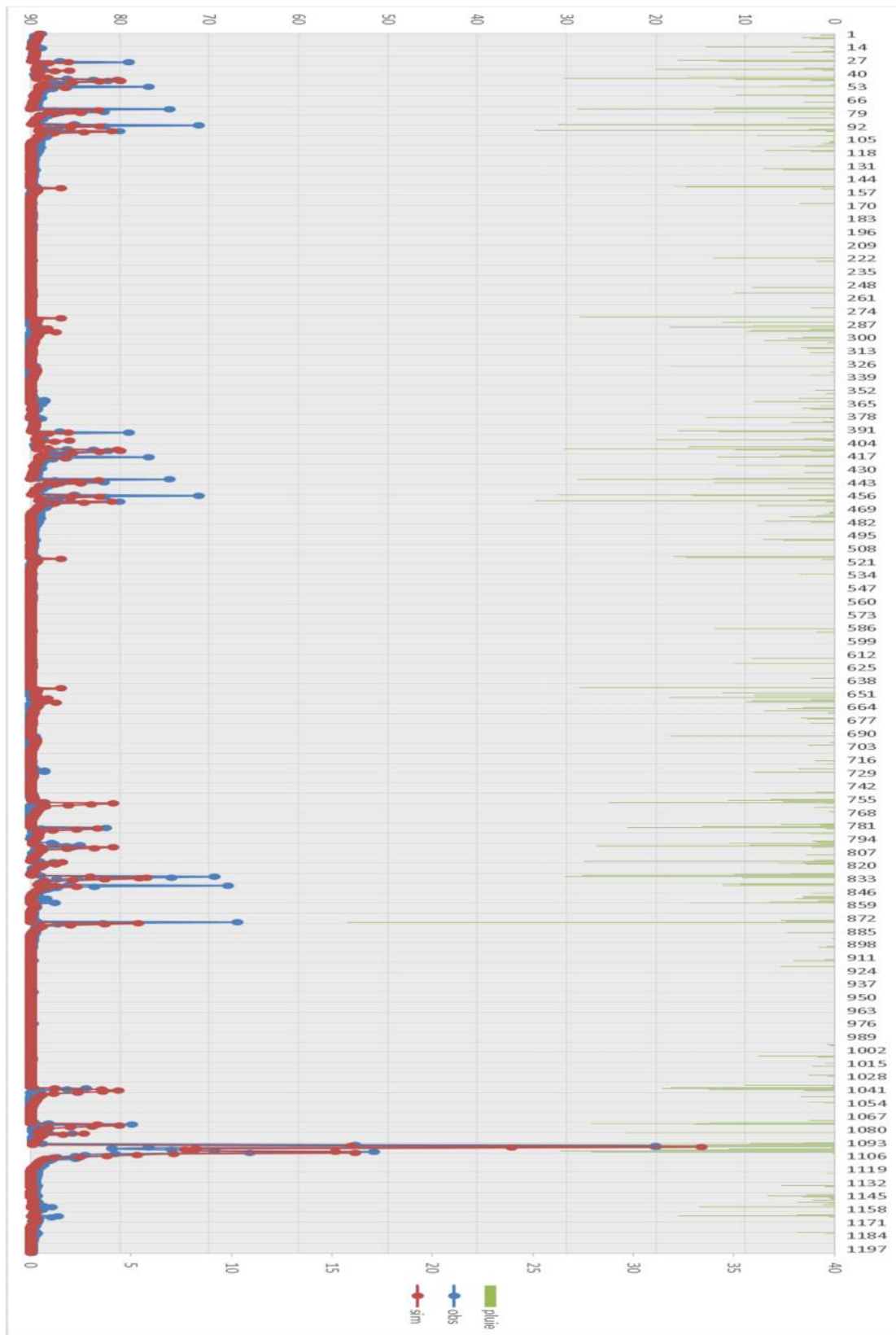


Figure 4-20 : Hydrogrammes observé et simulée à l'aide du tank-model a 2 réservoirs avec gamma variable et dans la période de calibration (à l'aide du critère RSR) nombre de donnée pour la calibration=1200.

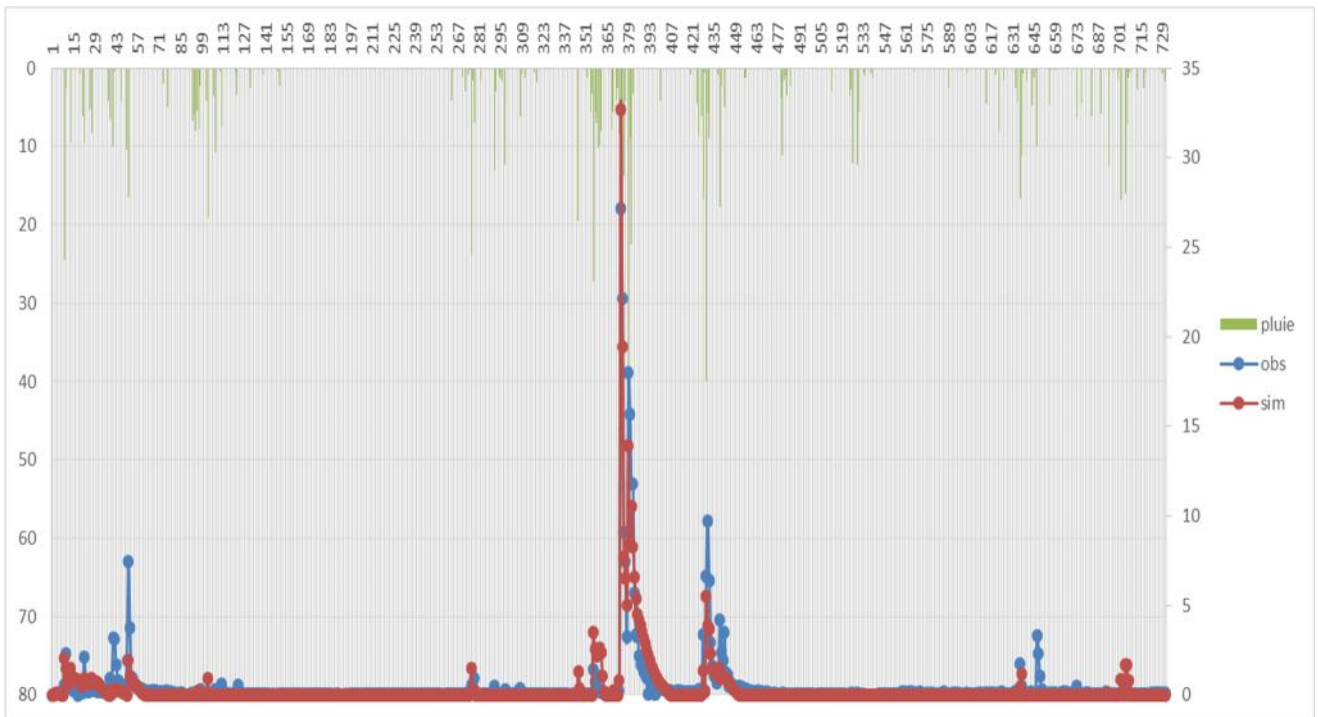


Figure 4-21 : Hydrogrammes observé et simulée à l'aide du tank-model a 2 réservoirs avec  $\gamma=1$  et dans la période de validation (à l'aide du critère RSR) nombre de données utilisées pour la calibration =1000

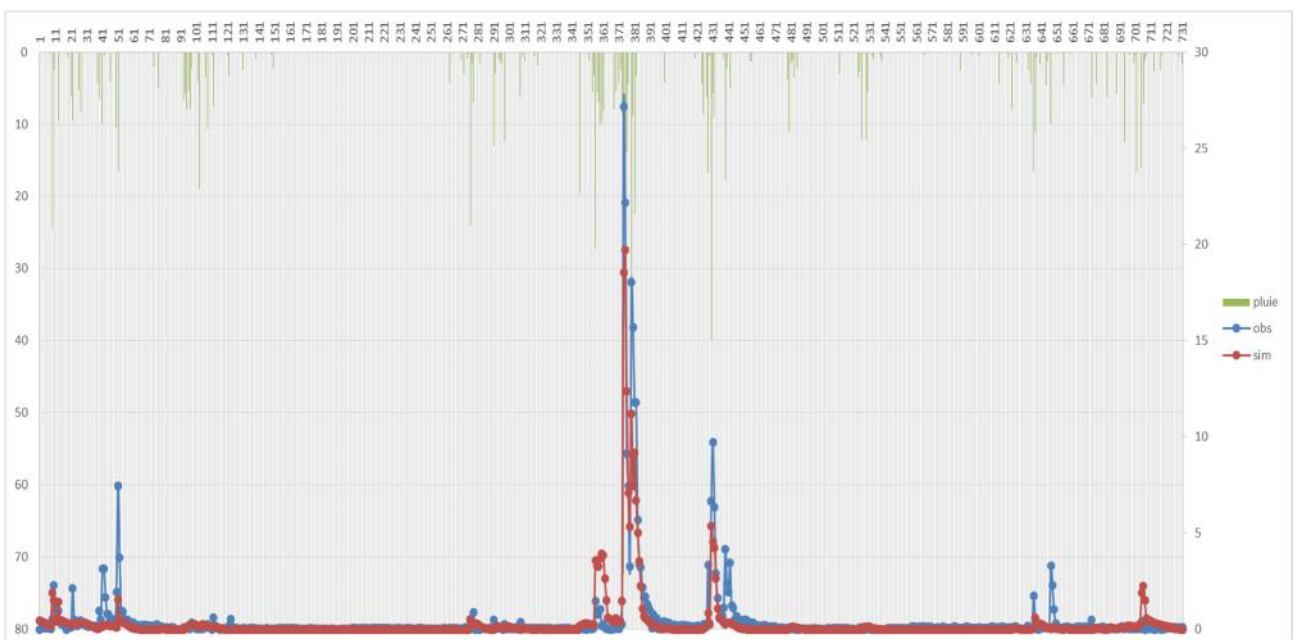


Figure 4-22 : Hydrogrammes observé et simulée à l'aide du tank-model a 2 réservoirs avec  $\gamma$  variable et dans la période de calibration (à l'aide du critère RSR) nombre de données utilisées pour la calibration =1000

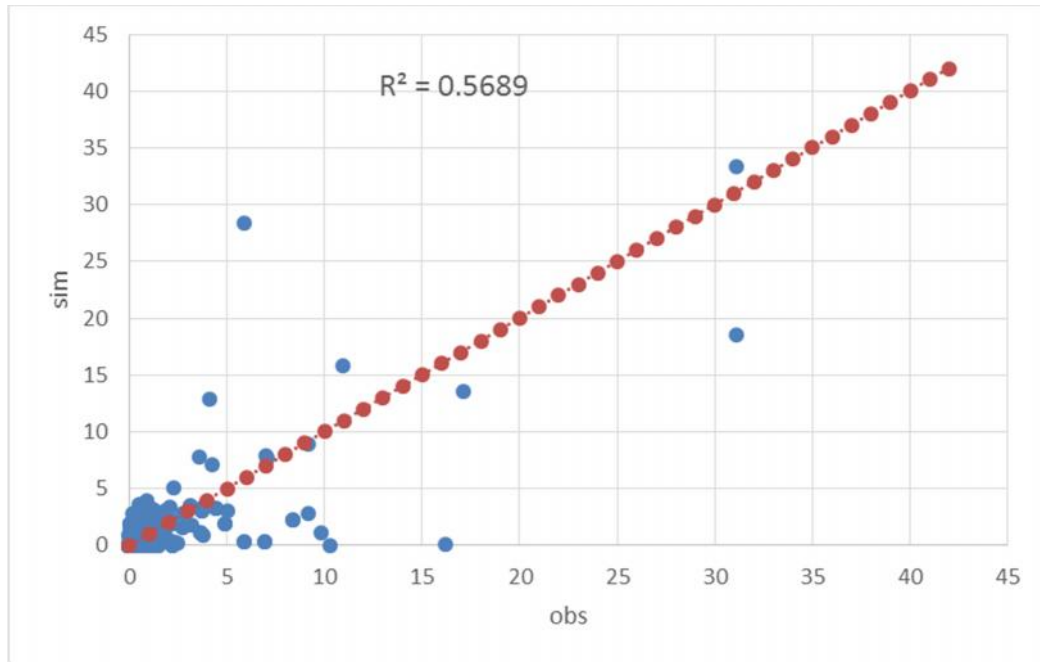


Figure 4-23 : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le tank model a 2 réservoirs avec  $\gamma=1$ , avec l'algorithme OLPSO, en période de calibration, en utilisant le critère de NASH.

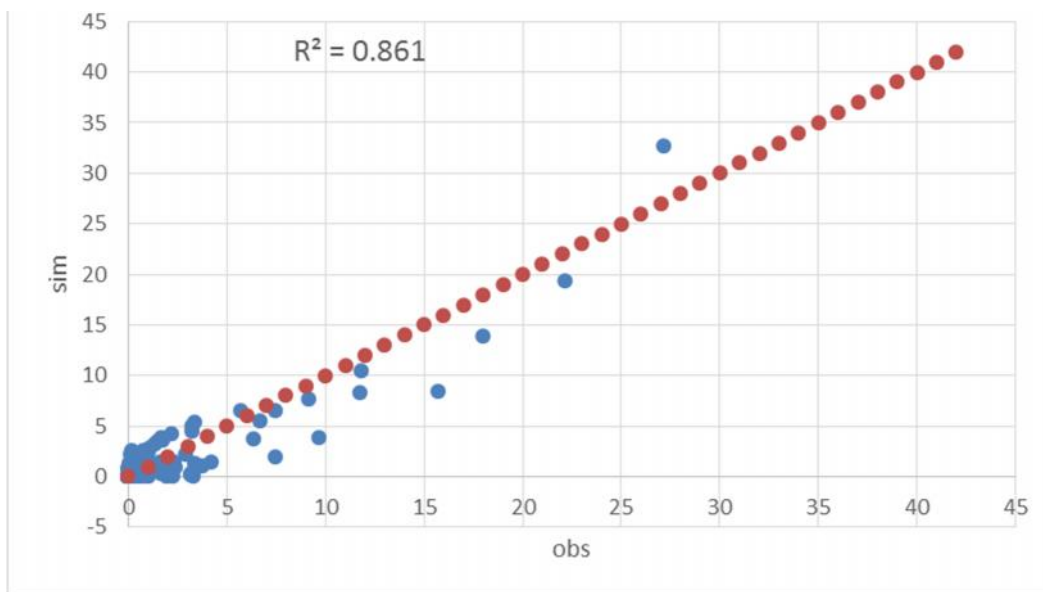


Figure 4-24 : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le tank model a 2 réservoirs avec  $\gamma=1$ , avec l'algorithme OLPSO, en période de validation, en utilisant le critère de NASH.

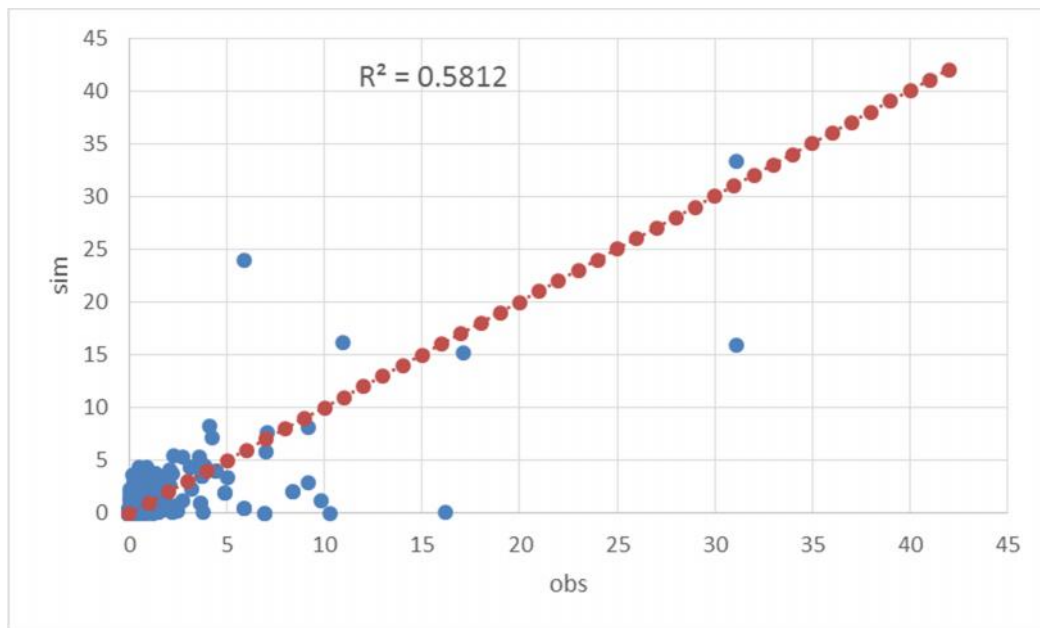


Figure 4-25 : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le tank model a 2 réservoirs avec gamma variable, avec l'algorithme OLPSO, en période de calibration, en utilisant le critère de NASH.

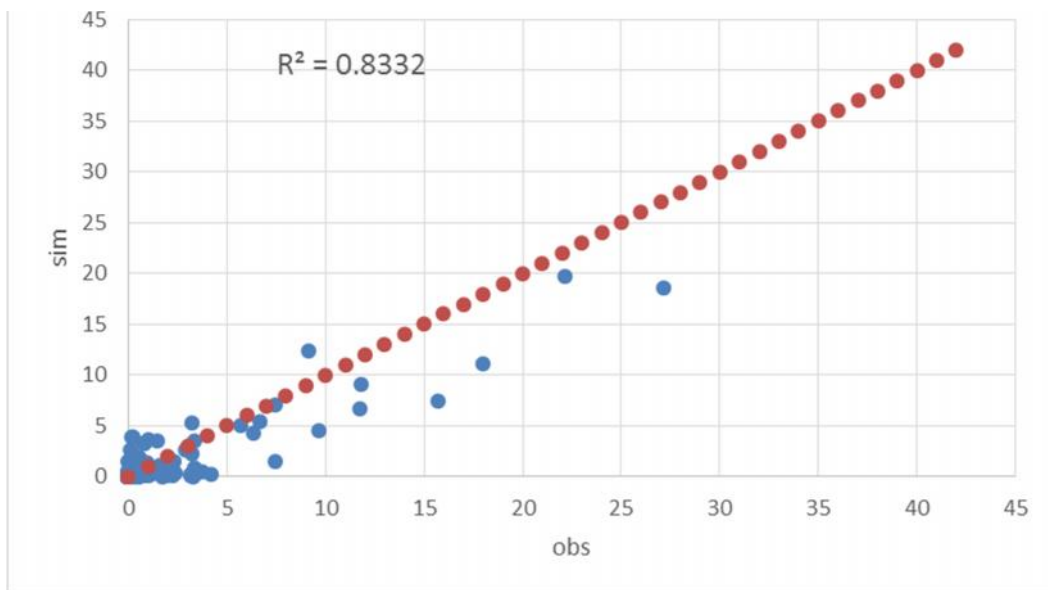


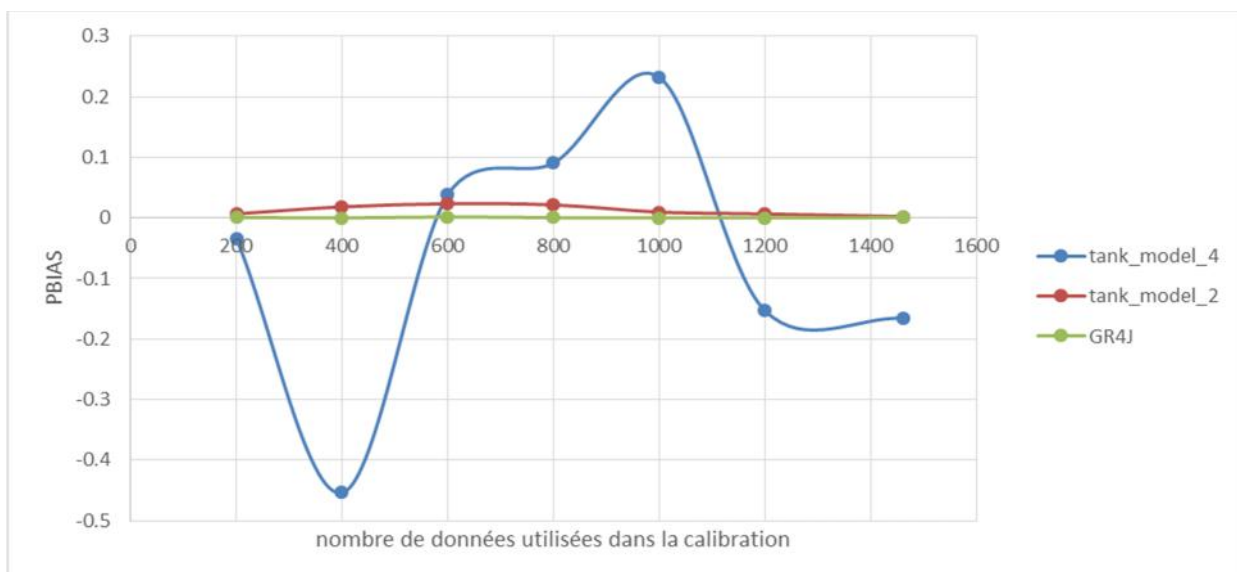
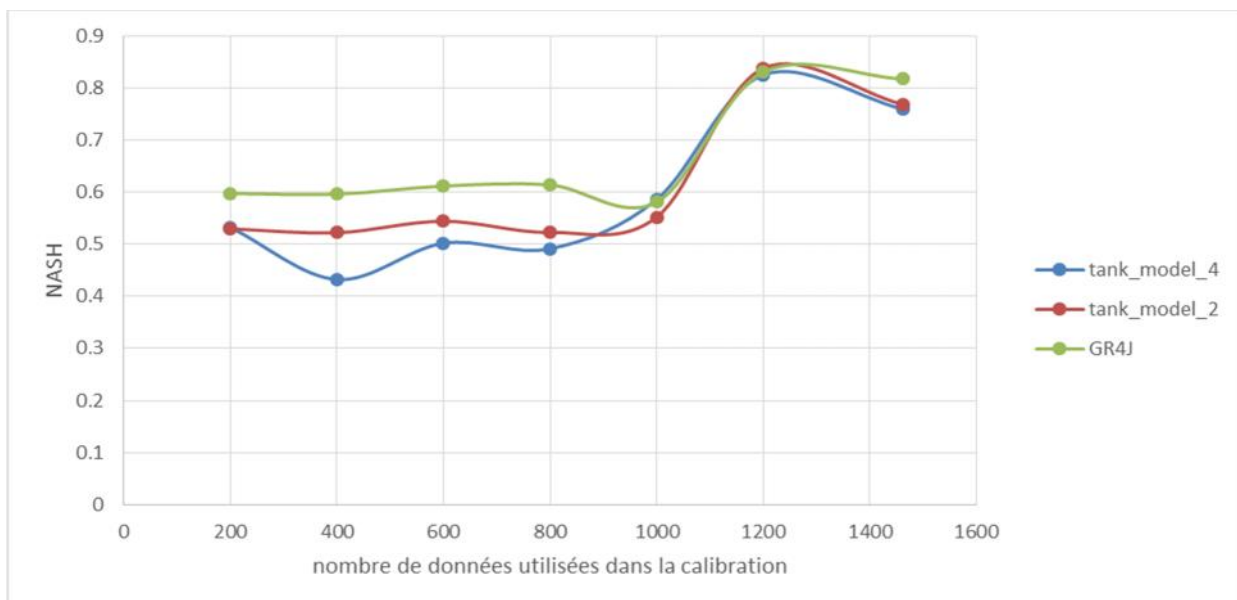
Figure 4-26 : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le tank model a 2 réservoirs avec gamma variable, avec l'algorithme OLPSO, en période de validation, en utilisant le critère de NASH.

#### 4.4.1. Conclusion :

Les résultats précédant montre que inclure le paramètre gamma dans l'optimisation ne permet pas d'améliorer le model, mais des résultats d'autres articles montrent le contraire mais en déterminant le paramètre gamma après avoir déterminée tous les autres paramètres optimale, ce qui nous laisse penser que le paramètre gamma pourrait avoir un lien avec un ou plusieurs autres paramètres du model, ce qui pourra donner des difficultés aux algorithmes de calage à trouver le jeu de paramètres qui pourrait représenter la physique des phénomènes qui se produisent dans le bassin versant.

#### 4.5. Comparaison des différents modèles hydrologiques :

Dans cette partie du présent chapitre nous allons essayer de voir quelle est le meilleur modèle hydrologique, celui qui pourrait représenter au mieux le comportement du bassin versant de Zardezas.





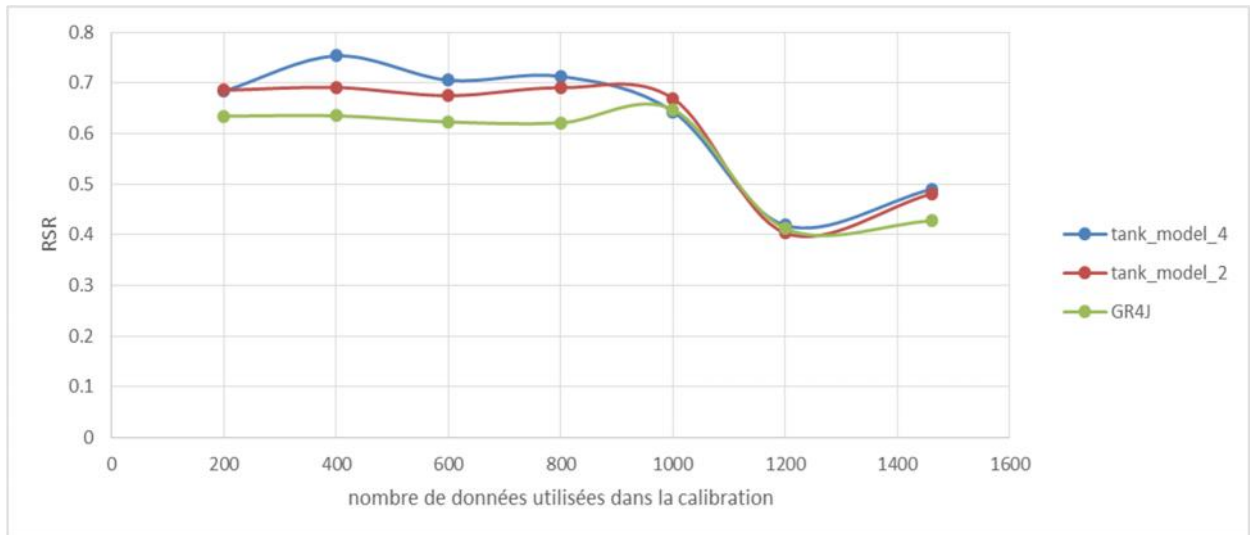
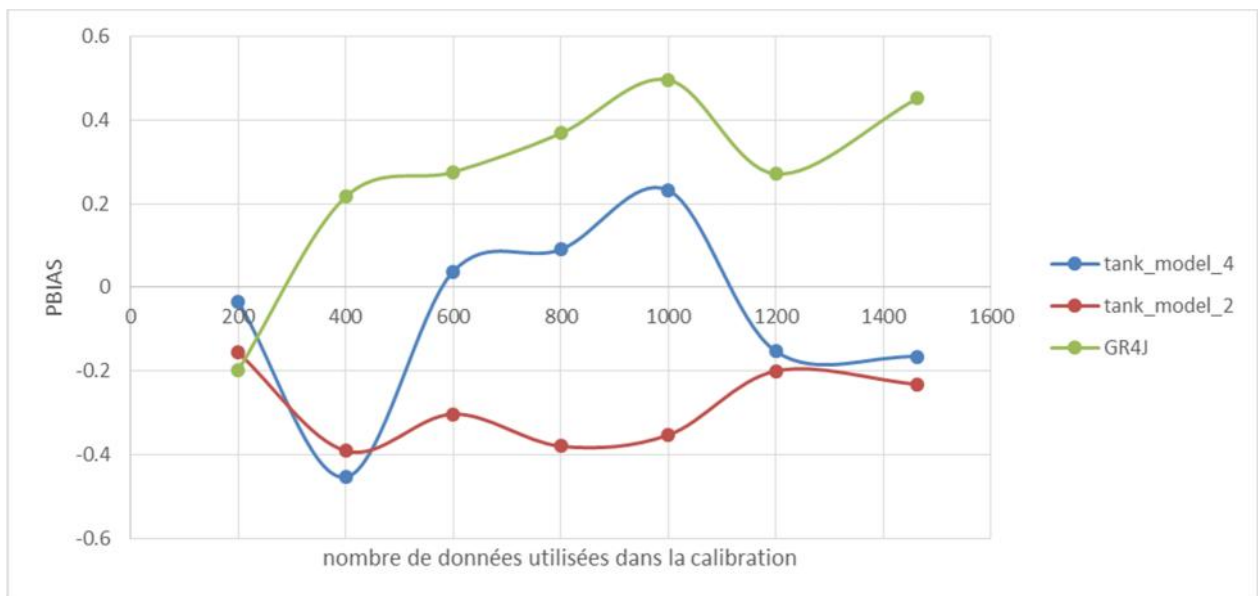
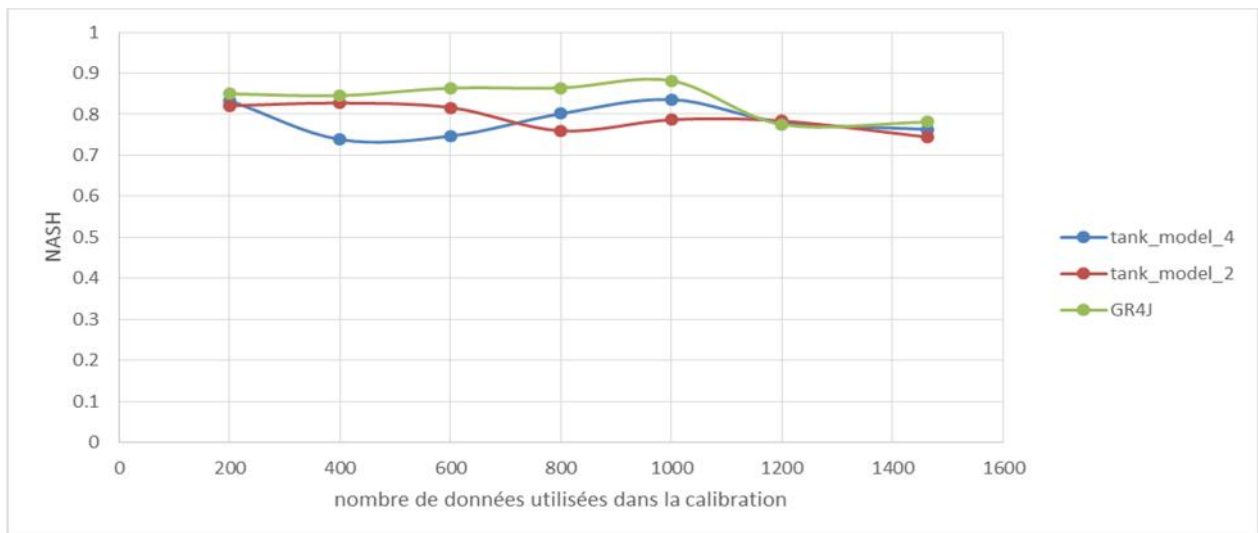


Figure 4-27 : évolution des critères pour le cas de la simulation avec plusieurs modèles hydrologiques, dans la période de calibration





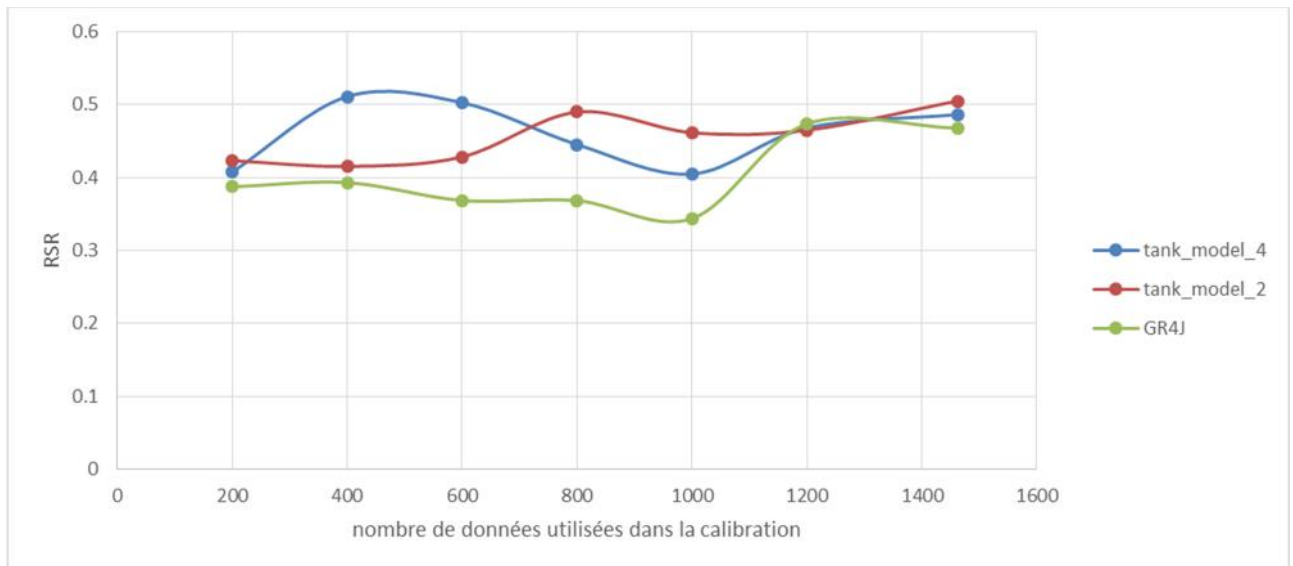


Figure 4-28 : évolution des critères pour le cas de la simulation avec plusieurs modèles hydrologiques, dans la période de validation

- Dans la période de calibration on voit qu'il y a un avantage concernant le modèle GR4J, une différence qui n'est pas très grande, et on voit aussi que le modèle à 2 réservoirs réussit tout aussi bien et même parfois mieux à modéliser le bassin versant de Zardezas et cela peut permettre de déterminer la nature des écoulements qui sont prépondérants dans ce bassin versant. On remarque aussi qu'il y a un pic de performance quand on atteint un nombre de calibration de 1200 valeurs, et cela est dû au fait qu'il y a une crue assez importante durant une période où les débits étaient assez moyens avant cela, cela a permis surtout pour le cas du critère de NASH d'augmenter considérablement la performance de la calibration du modèle.
- Dans la période de validation on observe que le modèle GR4J a réussi à avoir les meilleurs résultats pour les critères de NASH et celui du RSR, mais les autres modèles arrivent tout aussi bien à avoir de bons résultats, on observe aussi une incohérence concernant les résultats obtenus par le critère PBIAS.
- Pour le cas de l'évaluation graphique nous voyons très bien que le modèle GR4J arrive à simuler mieux que les autres modèles utilisés dans cette étude.

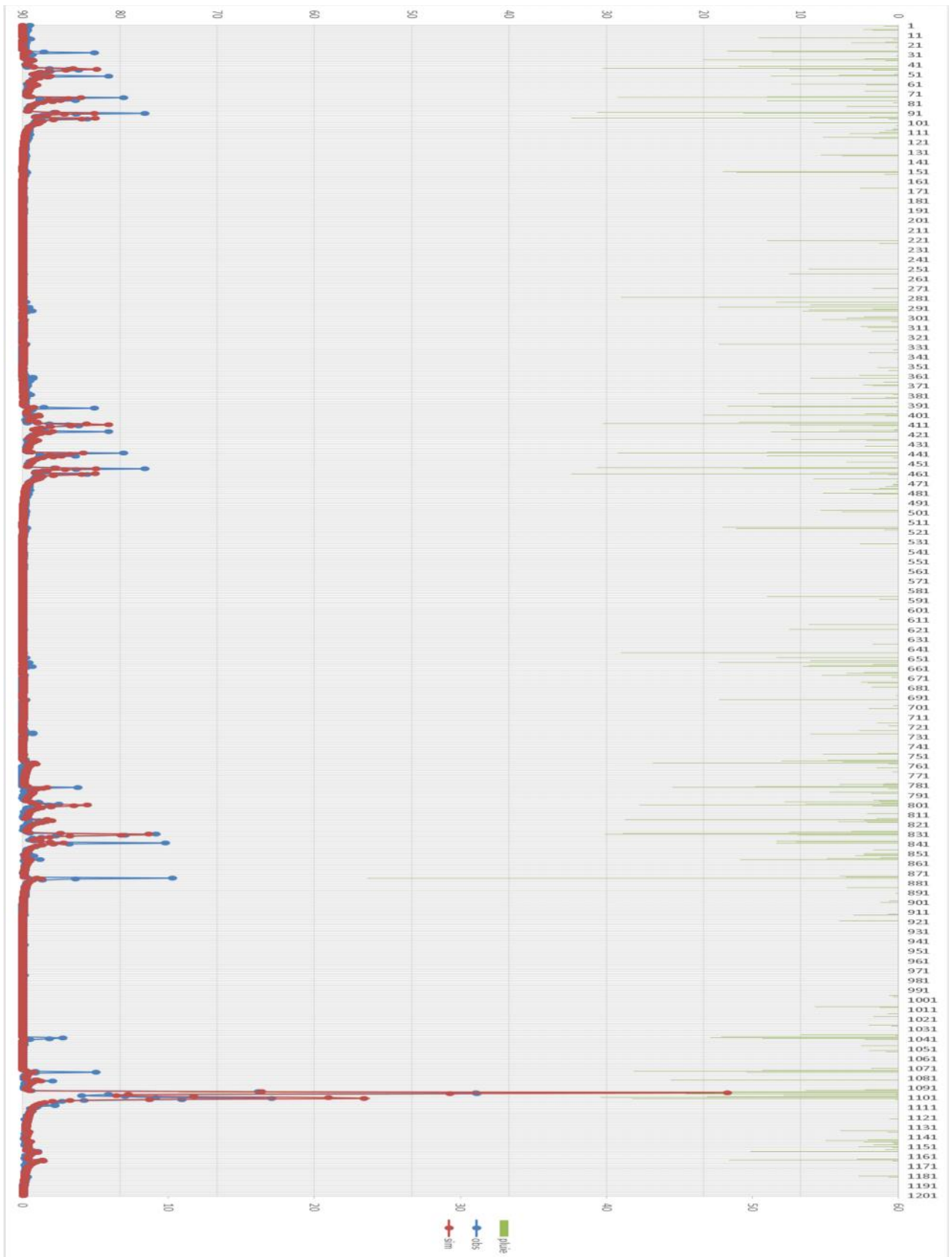


Figure 4-29 : Hydrogrammes observé et simulée à l'aide du modèle GR4J avec gamma variable et dans la période de calibration (à l'aide du critère de NASH) nombre de donnée pour la calibration=1200.

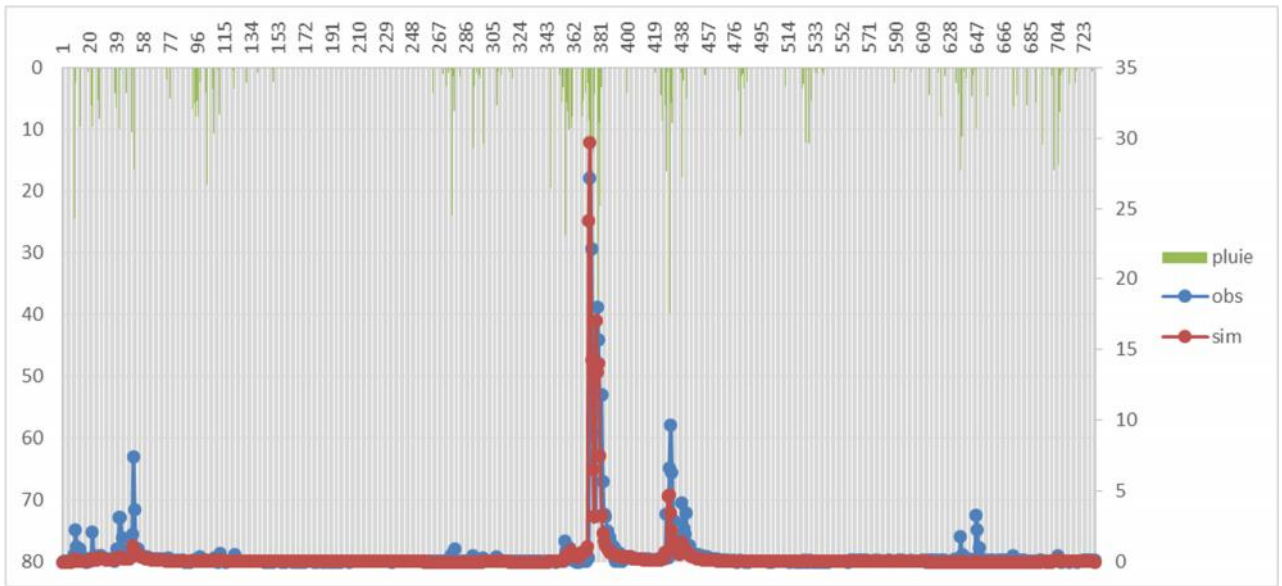


Figure 4-30 : Hydrogrammes observé et simulée à l'aide du modèle GR4J avec gamma variable et dans la période de validation (à l'aide du critère de NASH) nombre de donnée pour la calibration=1200.

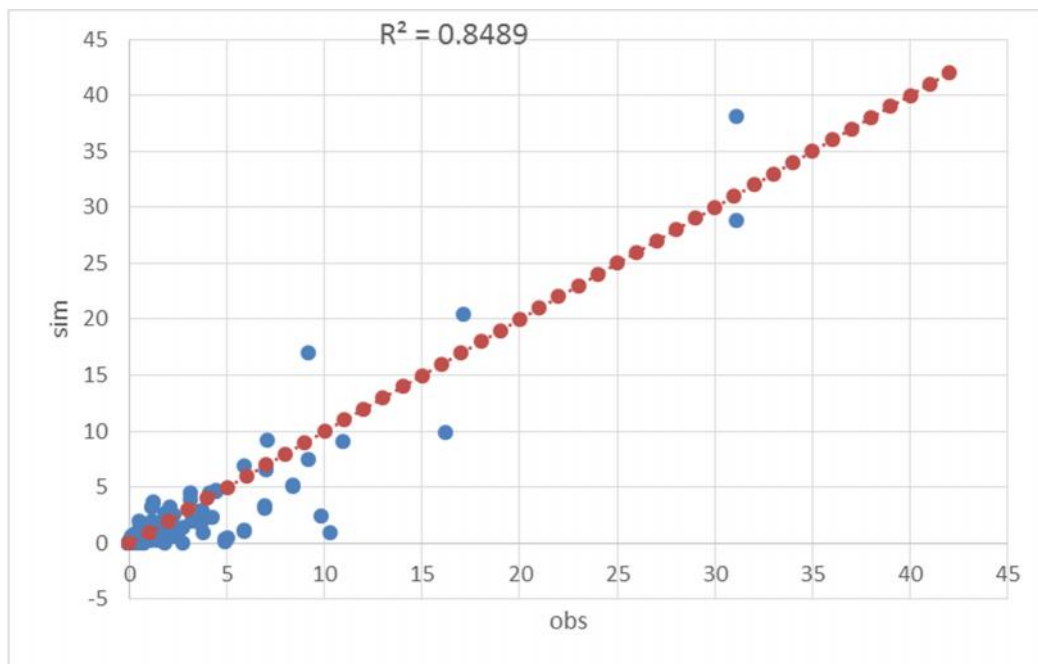


Figure 4-31 : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le GR4J , avec l'algorithme OLPSO, en période de calibration, en utilisant le critère de NASH.

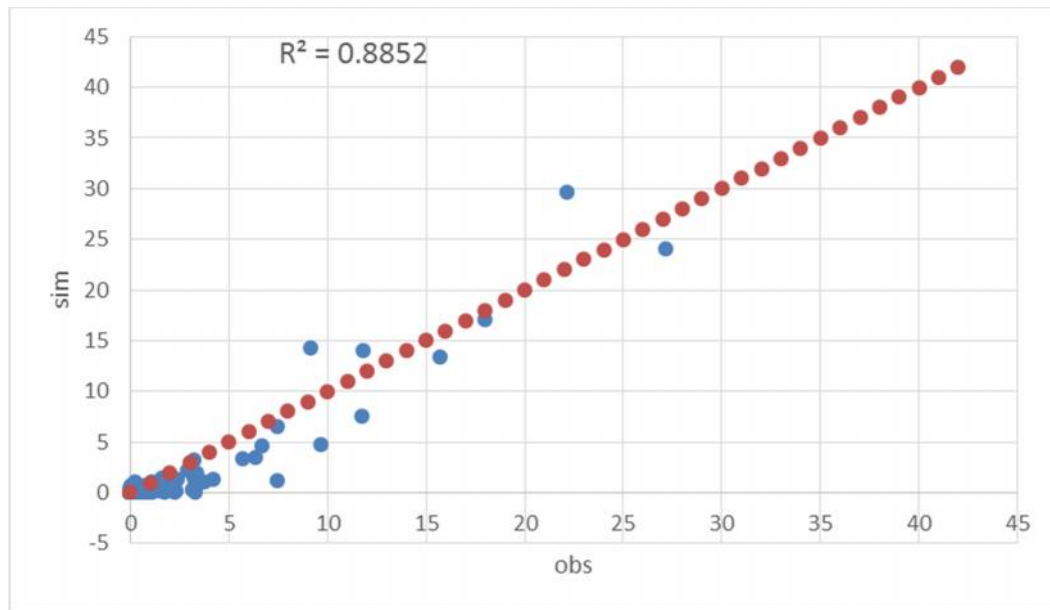


Figure 4-32 : comparaison des données simulées comparés avec les données observée dans le cas de la simulation avec le GR4J, avec l'algorithme OLPSO, en période de validation, en utilisant le critère de NASH.

#### 4.5.1. Conclusion :

Dans cette partie du chapitre nous avons essayé de voir entre les modèles hydrologiques utilisées quelle était le meilleur et le plus représentatif, et on voit que c'est le modèle GR4J, bien que il ne dépasse pas les autres modèles de loin, mais il y'a cependant un désavantage le concernant, car il ne peut représenter une réalité physique comme le tank model, par exemple dans notre cas nous voyons que le tank model a 2 réservoirs réussi à modéliser le bassin versant autant voir parfois mieux que le tank model a 4 réservoirs et cela nous indique que dans notre cas il y'a des débits qui sont prépondérant sur d'autres, tel que dans notre cas ou l'écoulement surfacique, l'écoulement hypodermique et l'écoulement intermédiaire paraissent être plus prépondérant sur les deux autre derniers débits, et cela se comprend vu la nature du bassin versant dans laquelle s'est faite l'étude.

#### 4.6. Critiques des critères numériques :

Les critères numériques utilisés ont tous des significations qui leur sont bien particulière, on choisira le « PBIAS » pour évaluer la tendance de la simulation, le « RSR » pour quantifier l'erreur, le « NSE » si on s'intéresse à l'étude globale du phénomène.

les résultats montrent que pour les critères de NASH et le RSR les résultats sont plutôt cohérents avec les hydrogrammes retenues surtout pour le cas du modèle GR4J, mais si on voit le cas de la modélisation avec le tank model, malgré des résultats assez moyens on observe que le critère de NASH et le RSR sont tout aussi bon que celui du GR4J, et cela due au fait que la formulation mathématique de ces deux critères favorisent la bonne simulation des débit assez important, et dans notre cas dans la période de calibration un seul événement extrême apparait, et donc en simulant bien ce pic le NASH et le RSR auront de bonnes valeurs.

Pour le cas du PBIAS nous observons une énorme incohérence et cela dû au fait de sa formulation mathématique qui peut prendre des valeurs négatives et positives, ce qui aurait un effet de comblement, si il y'aurait une sous-estimation des débits moyens ou faibles, et qu'il y'aurais une surestimation de valeurs extrêmes, la différence des valeurs extrêmes conduirais au comblement des différences des valeurs faible ou moyennes. Et donc le PBIAS ne représente pas un bon critère à utiliser pour la calibration.

Dans l'évolution des valeurs des critères nous remarquons un pic dans la calibration avec 1200 données, et cela due à un évènement extrême, et ce qui bouleverse complètement l'apprentissage des modèles, car a cette partie des données le modèle ne se concentrait plus sur le fait de modéliser au mieux le bassin versant dans sa globalité mais au fait de modéliser cette évènement extrême. Mais dans le cas de la validation on peut voir une régression de la performance pour cette valeur utilisées dans la calibration, alors que avant les résultats restait assez stable surtout pour le cas du GR4J et du tank model a 2 réservoirs, ce qui nous amène à penser que la modélisation est plus performante et d'autant plus exacte si les données sont assez homogènes et débarrasser des valeurs extrêmes.

Chapitre V :  
Conclusion  
Finale

## 5. Conclusion Finale :

Dans la présente étude on a pu répondre à des questions qui était en suspension, nous commencerons par celle du meilleur algorithme de calibration, nous avons vu dans les graphes précédant, que aucun des deux algorithmes n'a pu tirer son épingle du jeu, et on n'a pu voir aucune différence significative et cela due au fait que malgré que les algorithmes sont issues de famille différentes elles ont au fond un principe très semblable et qui est celui d'une intelligence collective.

Deuxième point, est celui de l'incorporation du paramètre gamma dans la recherche des paramètres des tank model a 2 réservoirs et a 4 réservoirs, les résultats ont montré qu'il n'y a avait pas d'amélioration, et que même des fois il y'a avait régression des résultats, mais d'autres résultats montrent le contraire ( M.Amireche 2017), et cela soulève des questions sur l'interdépendance du paramètre gamma avec les autres, et son influence sur le modèle.

Enfin nous avons pu voir quelles est parmi les modèles étudiée quelle était le plus représentatif du bassin versant étudiée, et nous voyons que le modèle GR4J parait le plus performant, mais n'a pas la capacité de décrire les phénomènes qui se passent dans bassin versant autant que le tank model, qui en passant de 4 réservoirs a 2 réservoirs a pu nous donner une idée sur les débits prépondérant dans le bassin versant, et on citera le nombre de paramètres à trouver qui est assez élevée pour le tank model et qui pourrait avoir provoquer des difficultés aux algorithmes d'optimisation pour trouver le jeu de données le plus représentatifs du bassin versant. Ce problème a déjà été cité (Gan, et al 1997), ou les chercheurs ont pu comparer des modèles hydrologiques qui comprenait entre 9 et 21 paramètres, et de cette comparaison il a pu déduire que la complexité des modèles intervenait dans les performances de ceux-ci, (Ye et al 1997) montre que un modèle a six paramètres est aussi performant qu'un modèle a 22 paramètres, mais ces conclusion sont trop hâtives, car on ne pourrait comparer les performances des modèles sans en savoir le comportement.

Dans la présente étude nous avons mis en évidence que le GR4J dépassé le tank model dans le cas où la calibration aurait été faite via des technique d'optimisation, mais dans d'autres articles (M.Amireche 2017) on voit que le tank model est plus performant que le modèle GR4J, et cela montre que les performances des modèles peuvent eux aussi être affecté par les techniques de calibration.

Les résultats obtenus pour les techniques d'optimisation décrites ci-dessus peuvent faire l'objet de réutilisation comme conditions initiales dans le cas d'utilisation du tank model couplée avec le filtre de Kalman (M.Amireche et al 2017), pouvant ainsi permettre de faire converger le filtre.

Les résultats obtenus ont aussi permis d'automatiser le modèle GR4J, en utilisant des algorithmes dont le fonctionnement est assez simple d'utilisation.

Chapitre IV :  
Références  
Bibliographiques



## **Références Bibliographiques :**

1. Andréassian V., Michel C., Perrin C., *Modèles hydrologiques du Génie Rural (GR)*, Cemagref, 2007.
2. Arnold J G., Bigner R L., Harmel R D., Moriasi D N., Van Liew M W., Veith T L., *Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulation*, American Society of Agricultural and Biological Engineers ISSN 000123351, Vol.50(3):885-900,2007.
3. Bäse F., Boyle D P., Krausse P., *Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment*, *Advances in Geosciences*, 5, 89-97, 2005, European Geosciences Union.
4. Bermad A., *Etude des crues, Cours d'hydrologie, Ecole Nationale Polytechnique, 2005/2006.*
5. Perrin C., *Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative, Thèse de doctorat, de l'INPG, Institut National Polytechnique de Grenoble, Octobre 2000.*
6. Perrin C., Michel C., Andréassian V., *Modèles hydrologiques du Génie Rural (GR)*, Cemagref, Juin 2007.
7. Andrews F. T., Crooked B. F. W., Jakeman A. J., ( *An open software environment for hydrological model assessment and development X*), *Environmental Modelling and Software*, Vol. 26, 2011.
8. Duan Q.Y., Gupta V.K., and Sorooshian S., « *Shuffled Complex Evolution Approach for Effective and Efficient Global Minimization* », *Journal of Optimization Theory and Applications*: Vol. 76, No. 3, Mars 1993.
9. Duan Q.Y., Gupta V.K., Sorooshian S., & *Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models y*, *Journal of Hydrology*, Vol. 158, pp. 265-284.
10. Ytoui, 2012, projet de fin d'étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur : *Modélisation de la relation pluie-débit aux pas de temps mensuel et journalier par les modèles conceptuels et neuro-flous (Application au bassin versant de l'ISSER)*.
11. M. Moulahoum, 2016, projet de fin d'étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur : *Influence des critères d'évaluation sur le calage automatique des modèles conceptuels globaux par le shuffled complexe evolution*.
12. Zhan, Z-H., Zhang, J., Li, Y. and Shi, Y-H. *Orthogonal learning particle swarm optimization. IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 99 . p. 1. ISSN 1089-778X
13. Bombrun, 2011, *Rapport d'ingénieur Projet de 2ème année : L'optimisation par essaim particulière pour des problèmes d'ordonnancement*.
14. AMIRECHE et al 2017- ASCMCES 17-Sharjah-EUA. *Comparative assessment between GR model and tank model for rainfall-runoff analysis using Kalman filter-application to Algerian basins*.

*Annexe*

## VI) Annexe :

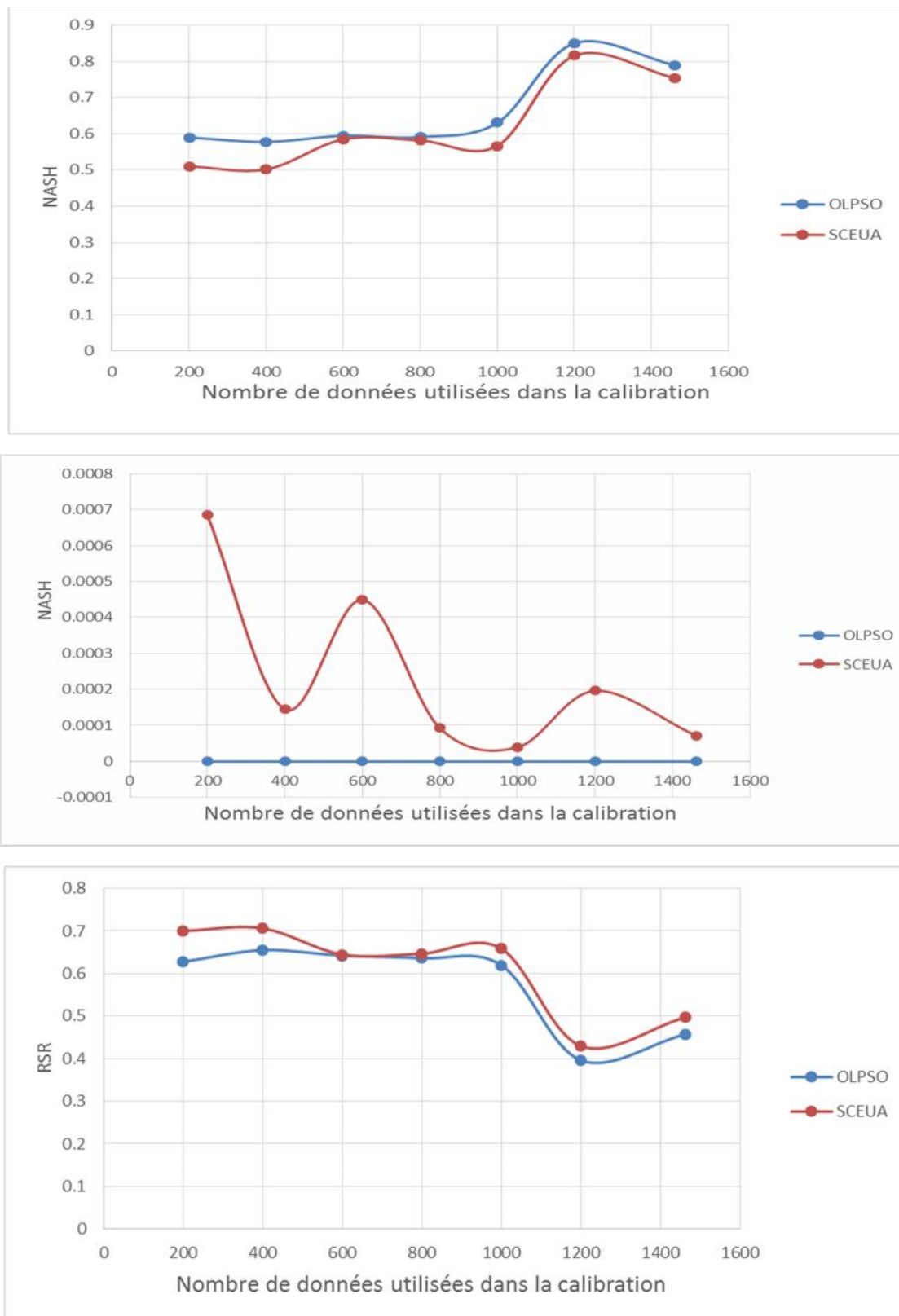


Figure 5-1 : l'évolution des différents critères pour le tank model a 2 réservoirs avec gamma variable, pour la période de calibration

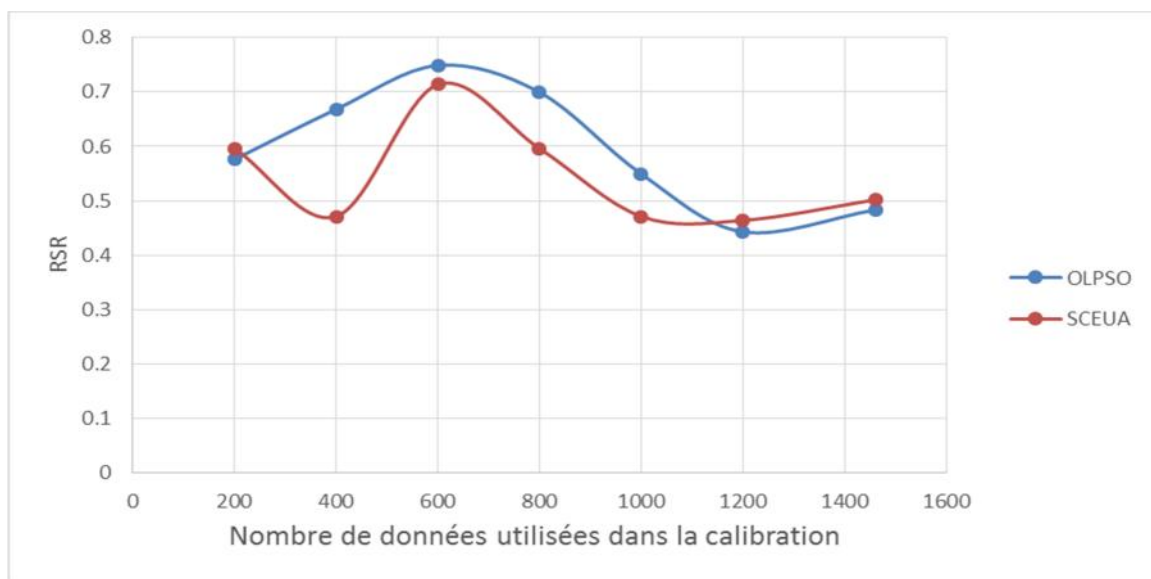
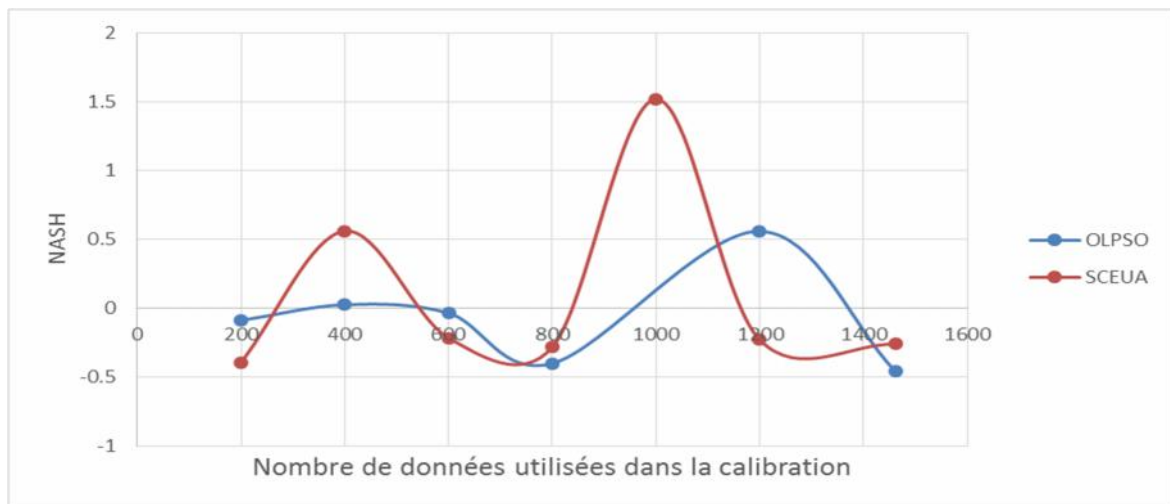
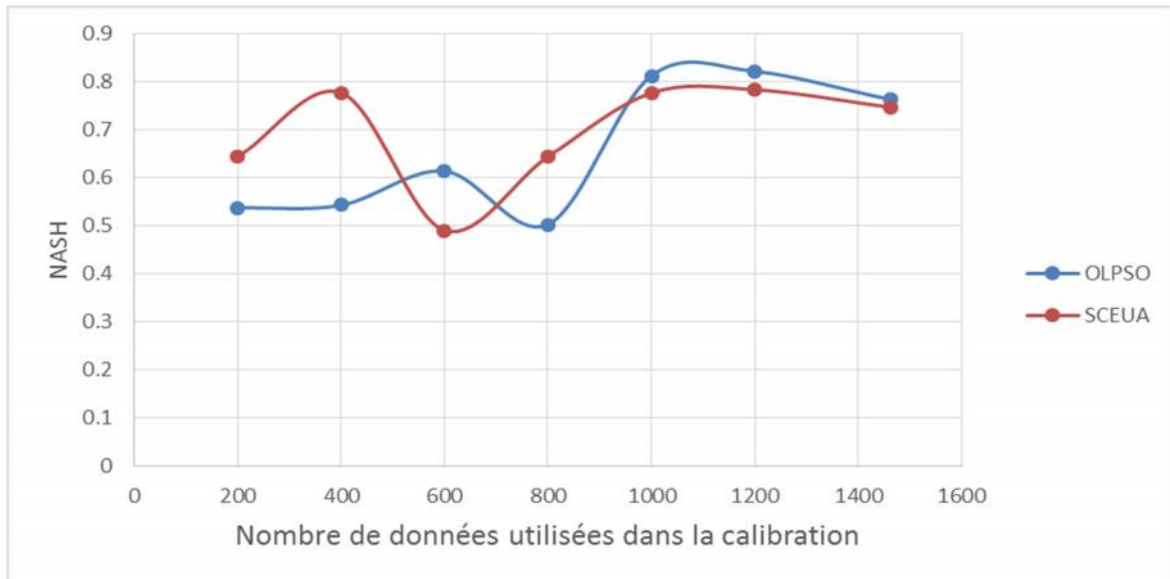


Figure 5-2 : l'évolution des différents critères pour le tank model a 2 réservoirs avec gamma variable, pour la période de validation

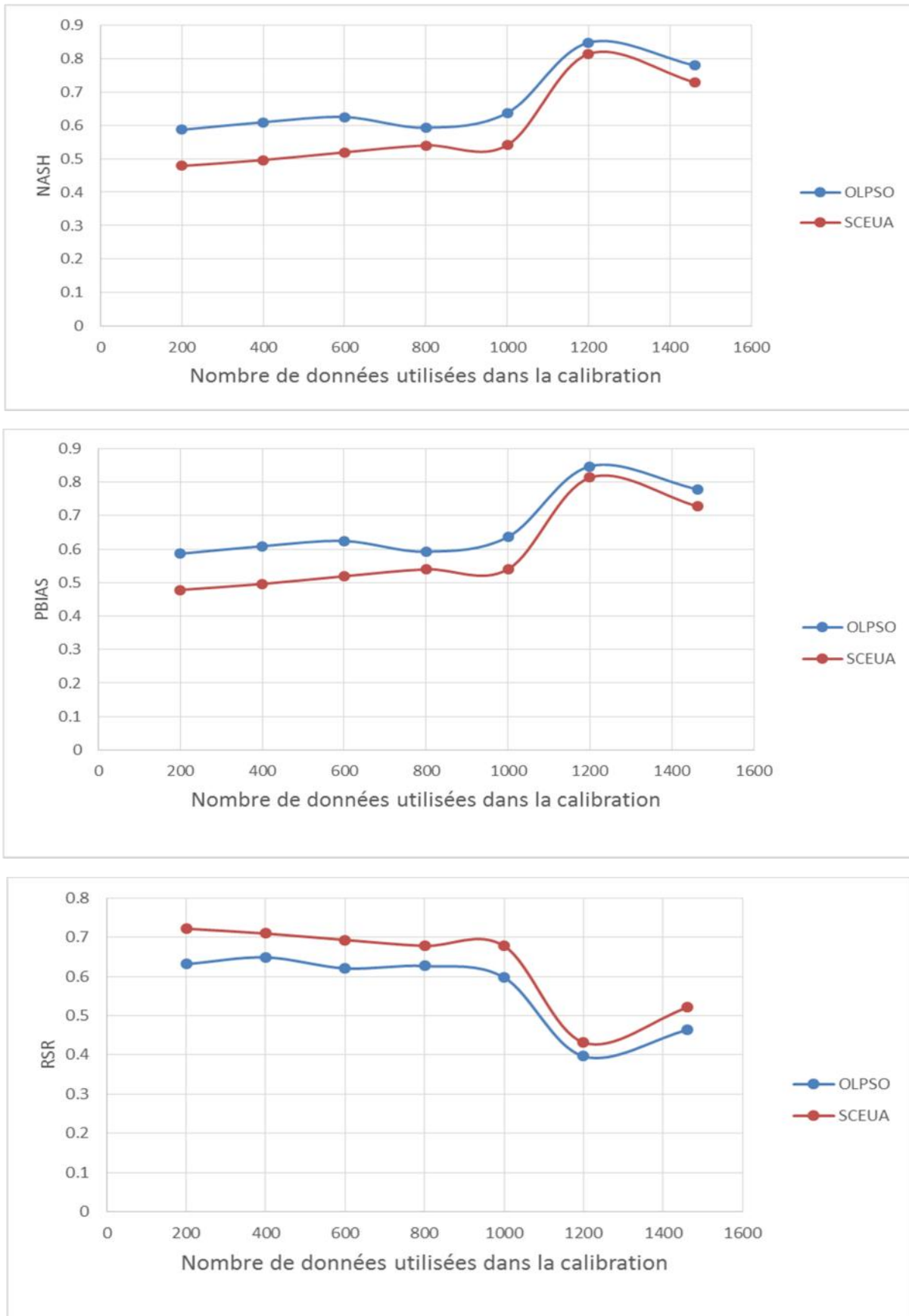


Figure 5-3 : l'évolution des différents critères pour le tank model a 4 réservoirs avec gamma variable, pour la période de calibration

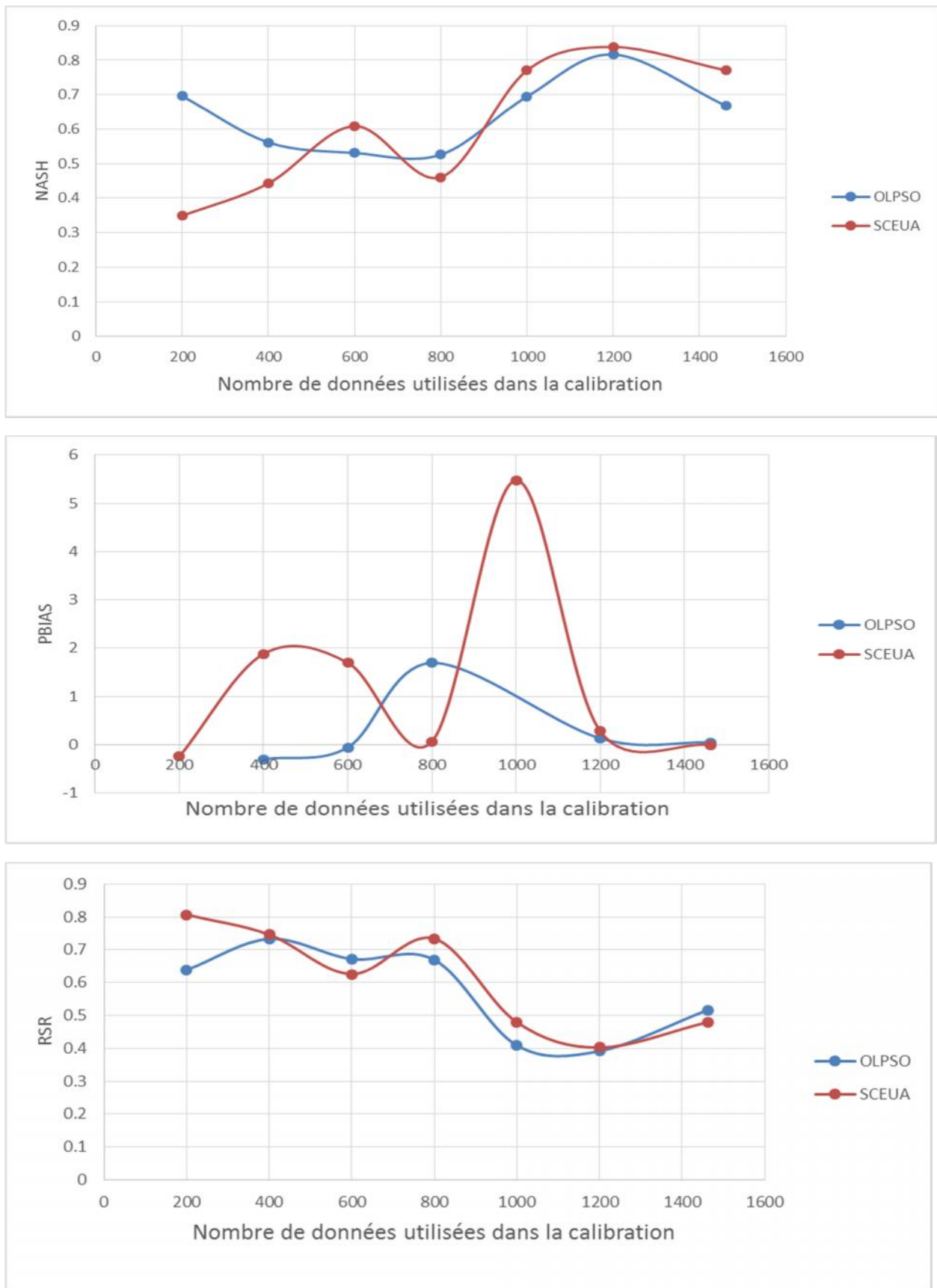


Figure 5-4: l'évolution des différents critères pour le tank model a 4 réservoirs avec gamma variable, pour la période de validation

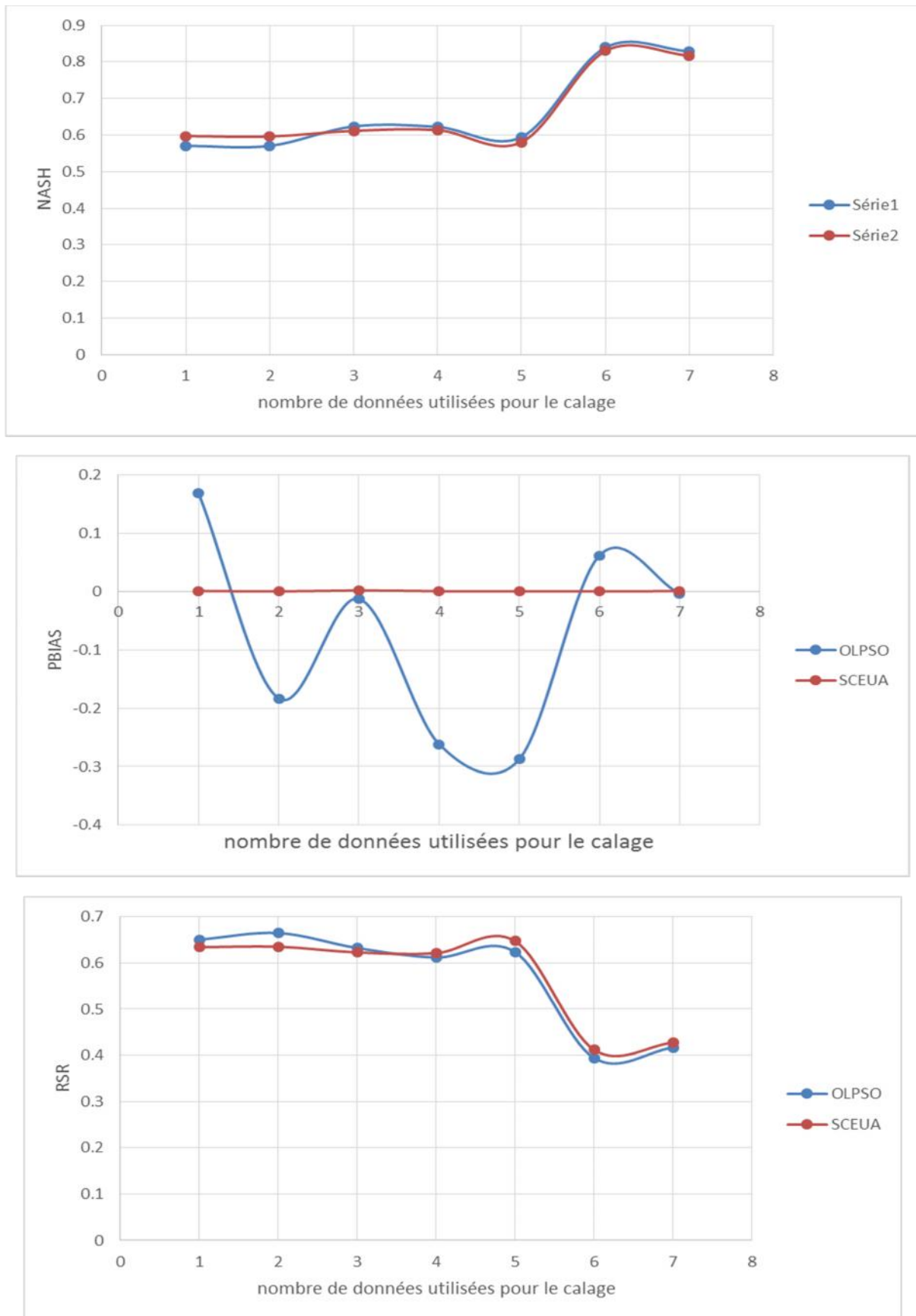


Figure 5-5 : l'évolution des différents critères pour le modèle GR4J, pour la période de calibration

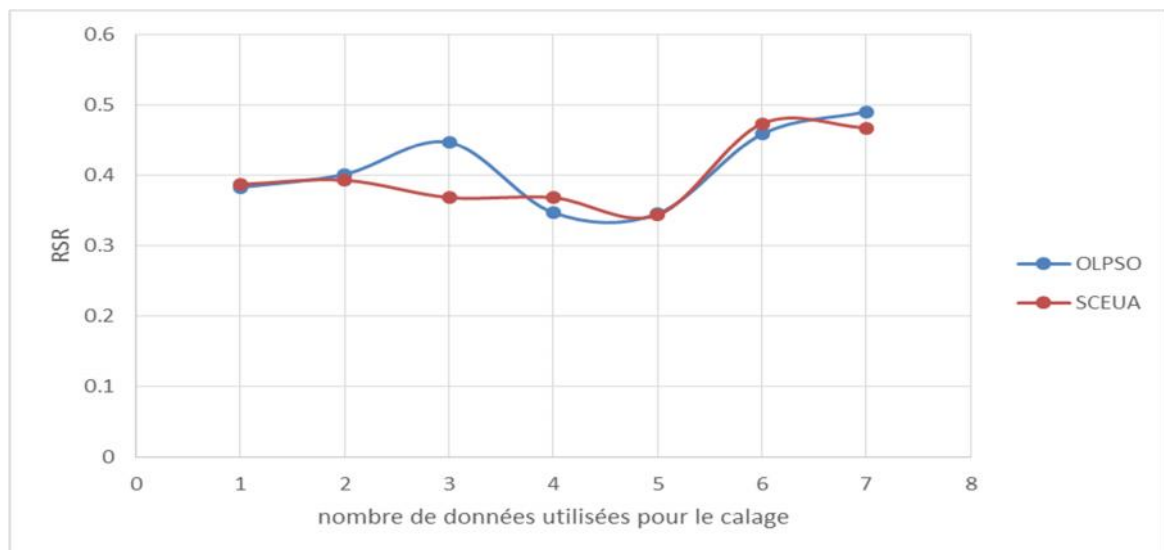
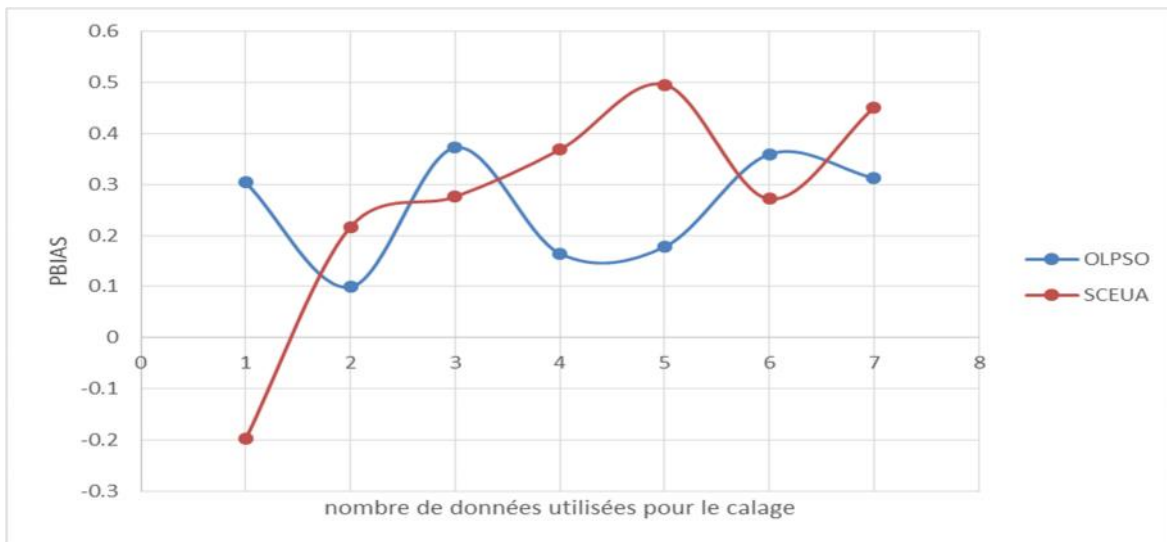
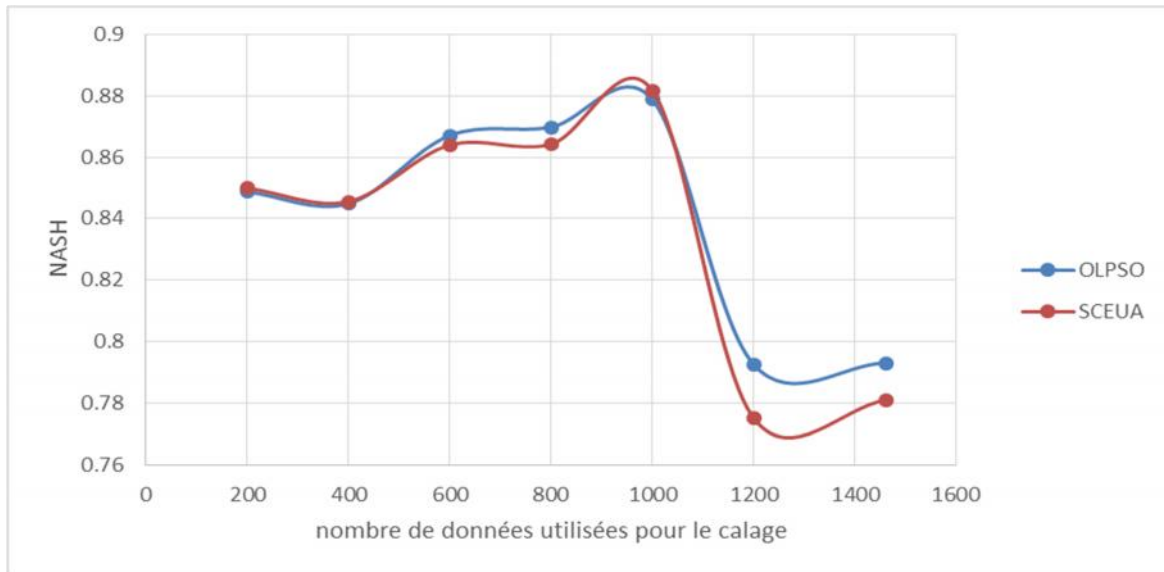


Figure 5-6 : l'évolution des différents critères pour le modèle GR4J, pour la période de validation



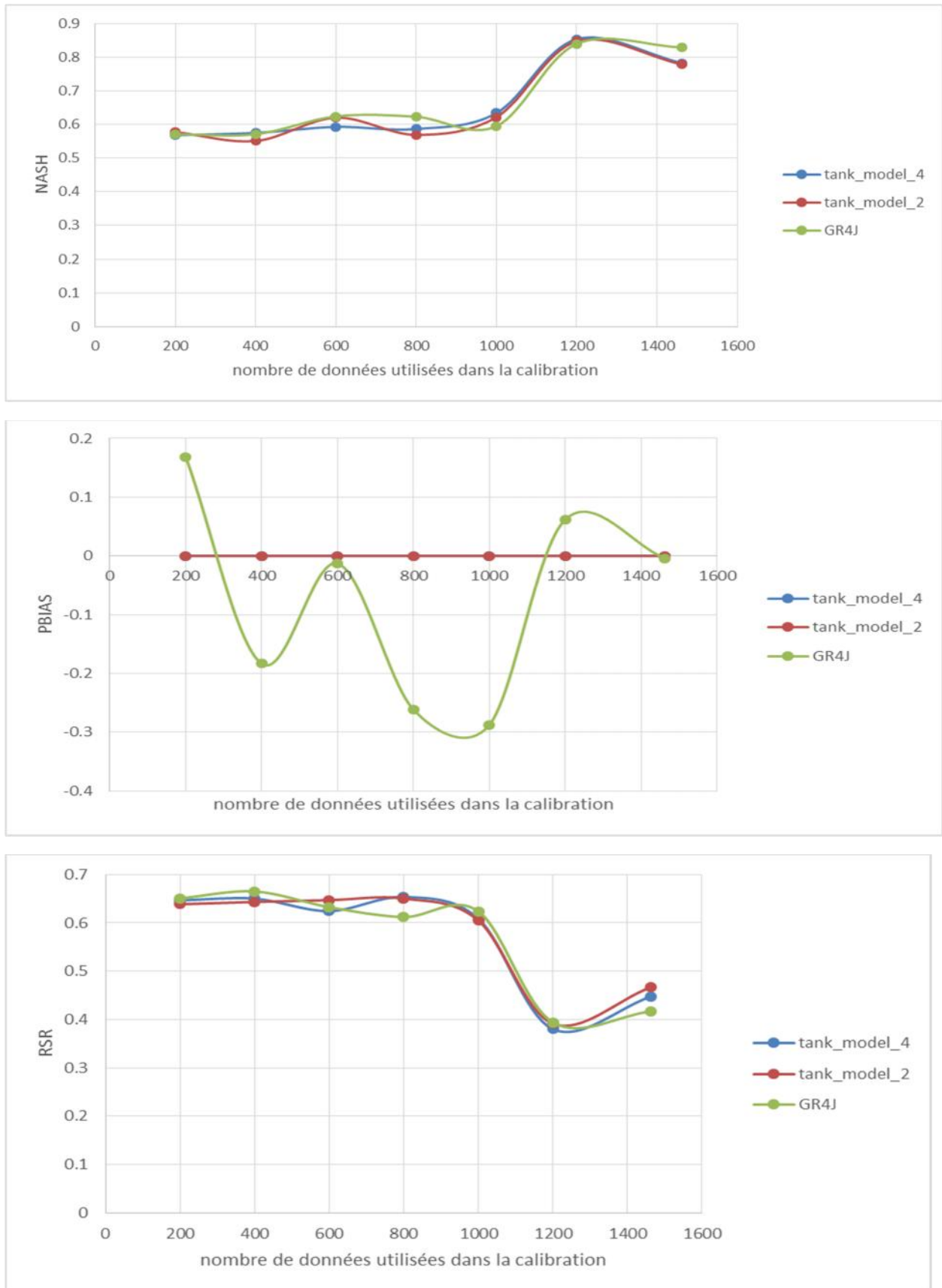


Figure 5-7 : évolution des critères numériques des modèles hydrologiques dans la période de calibration, optimisée grâce à l'algorithme OLPSO

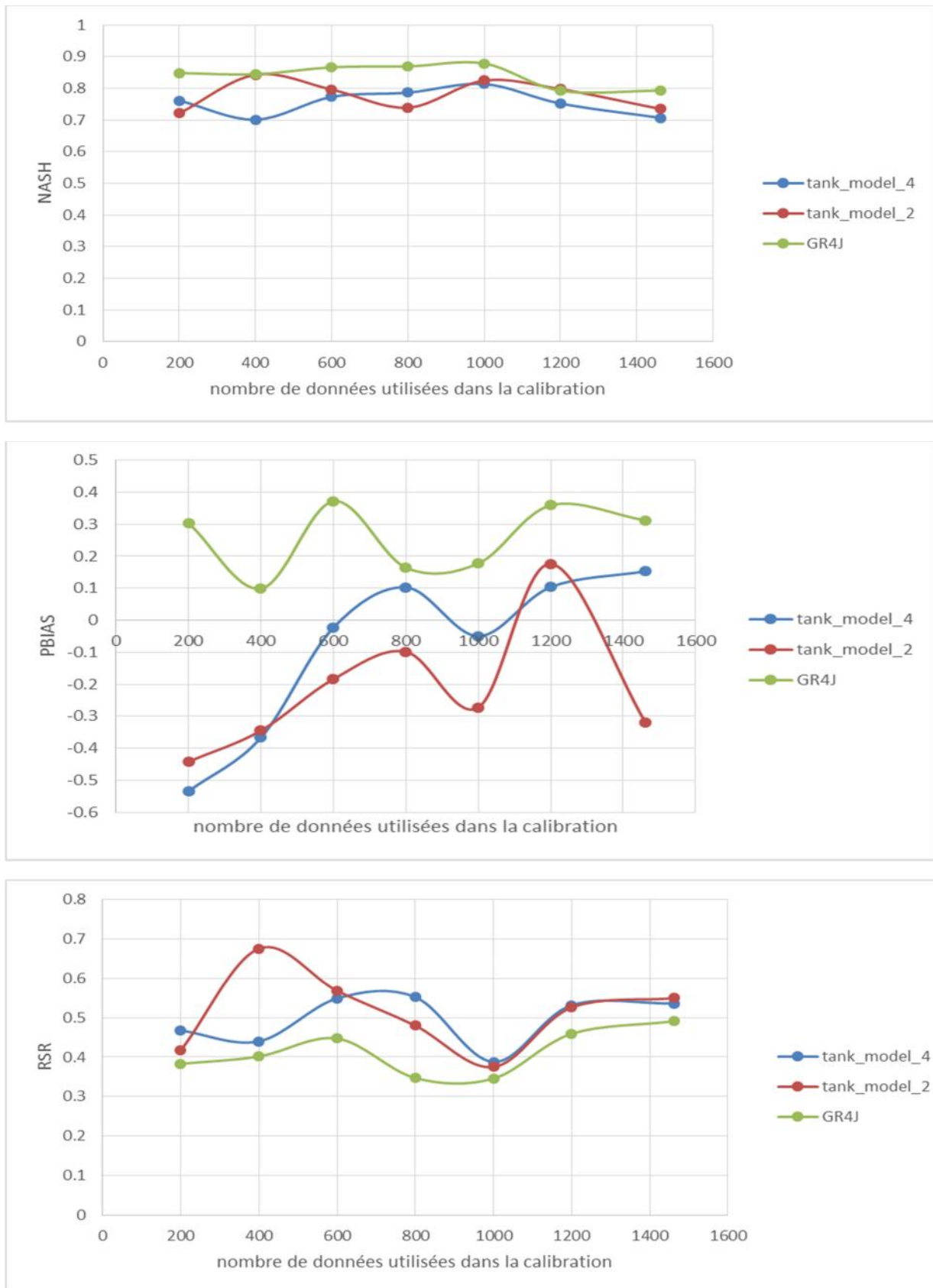


Figure 5-8 : évolution des critères numériques des modèles hydrologiques dans la période de validation, optimisée grâce à l'algorithme OLPSO

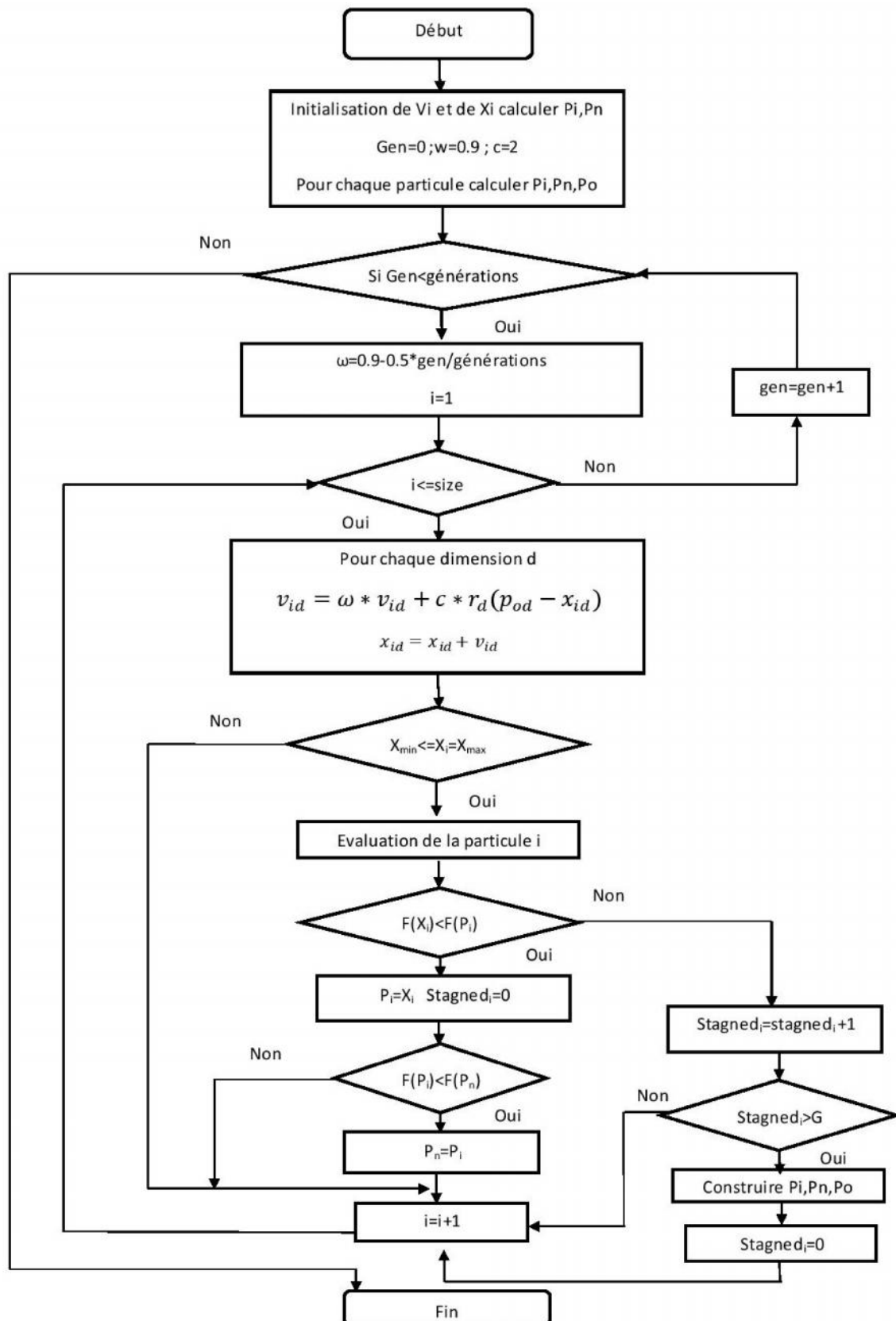


Figure 5-11 : Organigramme de l'algorithme OLPSO