



- 01 Introduction
- 02 Fondements théoriques
- 03 Mécanisme de l'algorithme
- **04** Application de l'algorithme

- **05** Avantages et limitations
- **06** Conclusion

Histoire

Développement

James KENNEDY et Russel EBERHART ont été inspiré par le comportement des essaims d'oiseaux pour la création de l'algorithme







Première publication

"Particule Swarm
Optimisation" dans les
actes de la conférences
IEEE International
Conference on Neural
Networks

1995

Améliorations et Adaptations

PSO adaptatif, PSO avec contraintes, PSO hybride avec d'autres méthodes d'optimisation ... etc.

Au fil des années



Présentation générale



Inspiration de l'algorithme

Essaims D'oiseaux ou Poisson

- 1. Coopération
- 2. Interaction sociale
- 3. Auto-organisation
- 4. Adaptabilité
- 5. Exploration et exploitation
- 6. Émergence de comportements collectifs





Concept et Fonctionnement



Particules et position

- Une particule représente une solution candidate dans l'espace de recherche.
 Elle est associée à une position et à une vitesse.
- La position d'une particule correspond à une configuration spécifique des paramètres de la solution.
- L'espace de recherche est défini par les limites des valeurs possibles des paramètres.

Fonctionnement de la mise à jour de la position et la vitesse

Le PSO utilise un ensemble de particules pour explorer l'espace de recherche en ajustant leurs positions et vitesses. Il s'inspire du comportement des essaims naturels pour trouver des solutions optimales à des problèmes d'optimisation.

Mécanisme de l'algorithme

01

Initialisation

Les positions et les vitesses des particules sont définies de manière aléatoire.

03

Mise à jour de la meilleure position actuelle

Chaque particule met à jour sa meilleure position personnelle si elle est améliorée.

05

Mise à jour des positions et des vitesses

Les vitesses des particules sont mises à jour en fonction de règles spécifiques et les positions sont recalculées en



Evaluation de la fonction objectif

02

Chaque particule évalue la valeur de la fonction objectif pour sa position actuelle.

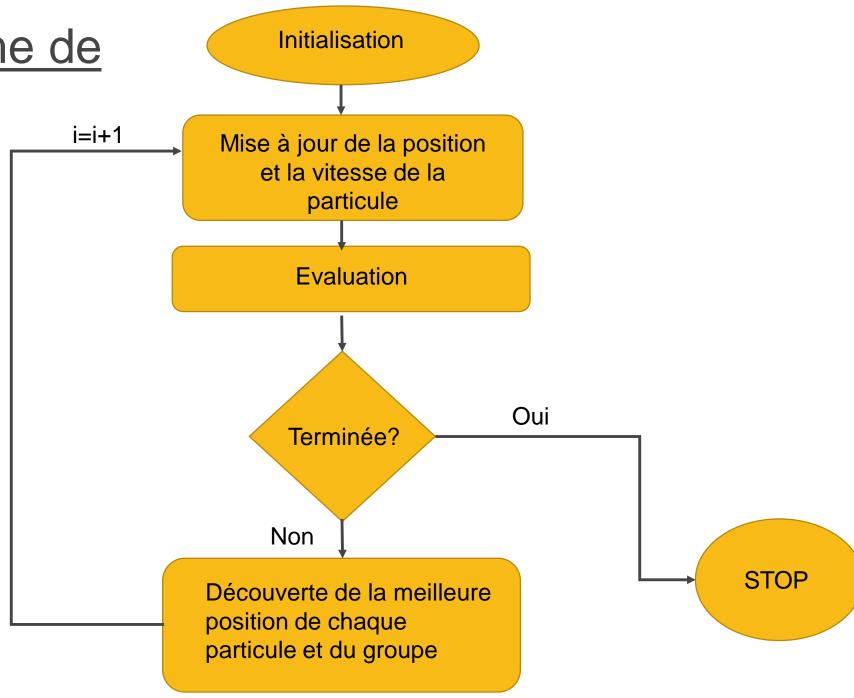
Mise à jour de la meilleure 04 position globale

L'essaim met à jour la meilleure position globale si une particule trouve une meilleure solution.

Répétition du processus 06

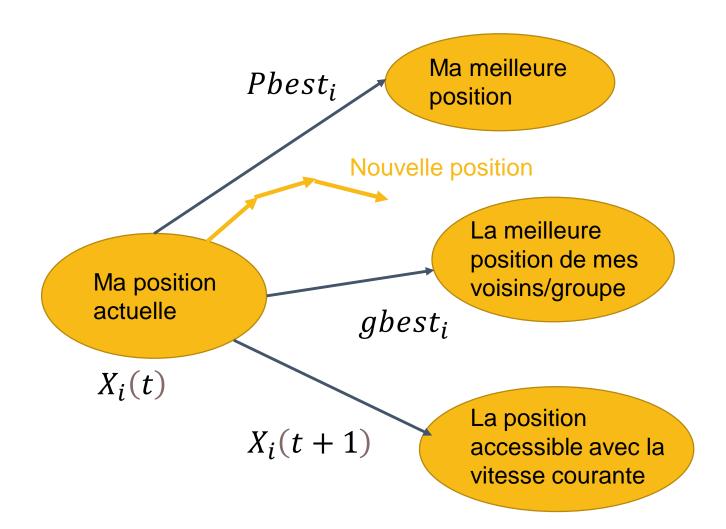
Les étapes 3 à 5 sont répétées jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint.

Organigramme de l'algorithme



Formalisation

- Un essaim de particule est caractérisé par :
 - a) **le nombre de particules** de l'essaim, noté nb ou S
 - b) la vitesse maximale d'une particule, notée $\vec{V}_{\rm max}$
 - c) la topologie et la taille du voisinage d'une particule qui définissent son réseau social
 - d) **l'inertie** d'une particule, notée w
 - e) les coefficients de confiance, notés c1 et c2, qui pondèrent le comportement conservateur (càd la tendance à retourner vers la meilleure solution visitée).



Formalisation

- $V_{i,d}(t+1) = w.V_{i,d} + c_1 r_{1,d} \left(Xbest_{i,d}(t) X_{i,d}(t) \right) + c_2 r_{2,d} \left(Xbest_{i,d}(t) X_{i,d}(t) \right)$
- $\vec{X}_i(t+1) = \vec{X}_i(t) + \vec{V}_i(t+1)$

- Une particule est caractérisée, à l'instant t, par :
 - $\vec{x}_i(t)$: sa position dans l'espace de recherche
 - $\vec{v}_i(t)$: sa vitesse
 - p_{best_i} : : la position de la meilleure solution par laquelle elle est passée
 - gbest_i: la position de la meilleure solution connue de son groupe
 - \vec{x}_{pbest_i} : : la valeur de fitness de sa meilleure solution
 - \vec{x}_{gbest_i} : la valeur de fitness de la meilleure solution connu du groupe

Algorithme

Début

Initialisation des paramètres et la taille S de l'essaim Initialisation des vitesses et des positions aléatoires des particules

Pour chaque particule $P_{best} = X$

Répéter

Pour (i allant de 1 à S) faire

Si
$$(F(X_i) > Pbest_i)$$
 alors
 $Pbest_i \leftarrow F(X_i)$
 $X_{pbest_i} \leftarrow X_i$

FinSi

Si
$$(F(X_i) > gbest_i)$$
 alors
 $gbest_i \leftarrow F(X_i)$
 $X_{gbest_i} \leftarrow X_i$

FinSi

Fin Pour

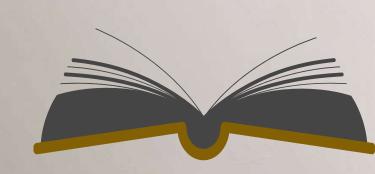
Pour (i allant de 1 à S) alors

$$V_i \leftarrow w^* V_i + c1^*r1(X_{pbest_i} - X_i) + c2^*r2^*(X_{gbest_i} - X_i)$$
$$X_i \leftarrow X_i + V_i$$

Fin Pour

Jusqu'à (condition d'arrêt)





Extensions du PSO

PSO adaptatif

Les paramètres de l'algorithme PSO sont ajustés dynamiquement pour s'adapter aux changements dans l'environnement du problème.

PSO avec contraintes

Le PSO tient compte des contraintes du problème en plus de la fonction objectif pour générer des solutions respectant ces contraintes.

PSO hybride

Le PSO est combiné
avec d'autres
techniques
d'optimisation pour
améliorer ses
performances en
exploitant les
avantages
complémentaires de
ces techniques.

Application

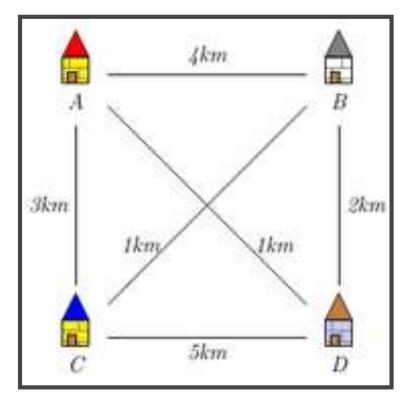
de
l'algorithme:

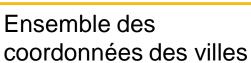
Problème du voyageur de commerce (TSP)

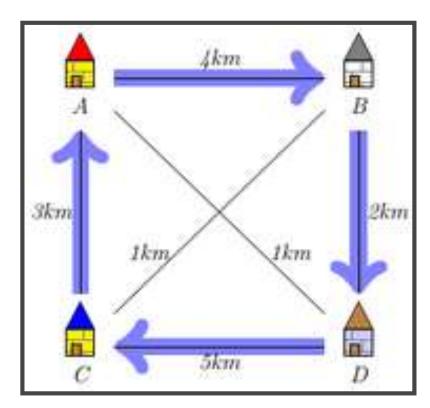
Le problème du voyageur de commerce consiste à trouver le chemin le plus court pour un voyageur qui doit visiter un ensemble de villes données une fois et revenir à la ville de départ. Chaque paire de villes est associée à une distance. L'objectif est de minimiser la distance totale parcourue par le voyageur.

Chaque particule représente un chemin possible pour le voyageur. Chaque particule contient une liste ordonnée des villes à visiter. L'algorithme PSO cherche à ajuster la position de chaque particule (c'est-à-dire l'ordre des villes) pour minimiser la distance totale parcourue.

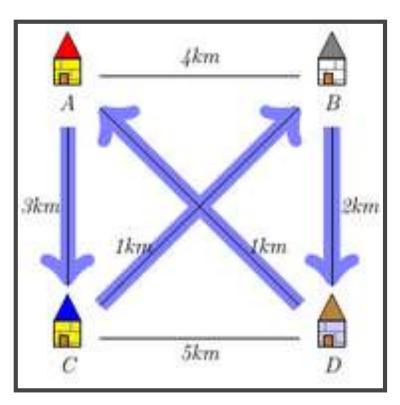
Aperçu de l'objectif du problème





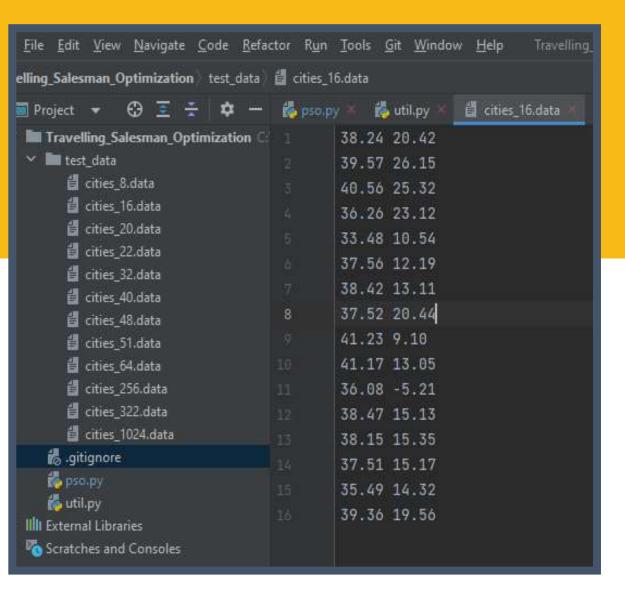


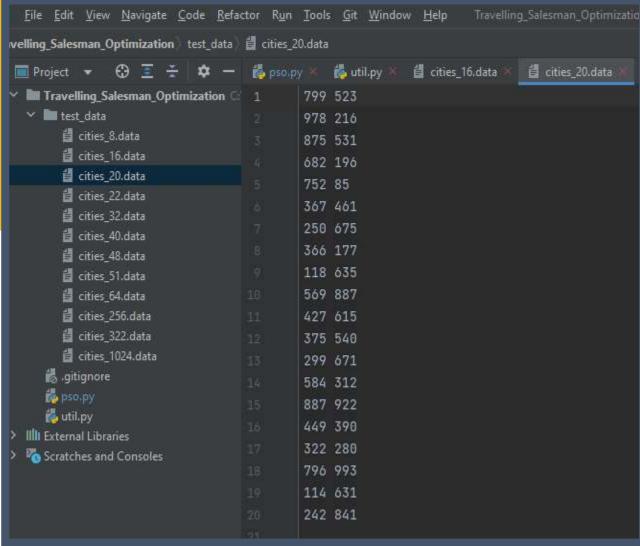
Distance initiale non optimisée



Distance optimale

Coordonnées des villes:





```
File Edit View Navigate Code Refactor Run Tools Git Window Help Travelling Salesman Optimization [C:\Users\PC\Documents\Travelling Salesman
Travelling Salesman Optimization | to util.py
  🔳 Project 🔻 🤥 🖫 🛧 💠 — 👸 pso.py 👋 👸 util.py 🚿 📋 cities_16.data 🗵 🖞 cities_20.data 🗵 🖞 cities_51.data 🗵 🖞 cities_64.data
    ■ Travelling_Salesman_Optimization ©
                                            import math
    > test data
                                            import random
       gitignore.
                                           import matplotlib.pyplot as plt
       pso.py
       👗 util.py
    IllI External Libraries
     Scratches and Consoles
                                                def distance(self, city):
                                                    return math.hypot(self.x - city.x, self.y - city.y)
                                            def read_cities(size):
                                                cities = []
                                                with open(f'test_data/cities_{size}.data', 'r') as handle:
                                                     lines = handle.readlines()
                                                     for line in lines:
                                                         x, y = map(float, line.split())
                                                         cities.append(City(x, y))
                                                return cities
                                            def write_cities_and_return_them(size):
                                                cities = generate_cities(size)
                                                     for city in cities:
                                                         handle.write(f'{city.x} {city.y}\n')
                                                return cities
```

La classe permet de représenter une ville avec ses coordonnées (x, y) et de calculer la distance entre deux villes.

> La fonction lit les coordonnées des villes à partir d'un fichier, crée des objets City pour chaque paire de coordonnées,et retourne une liste contenant ces objets City.

> > Génère des villes aléatoires, les écrit dans un fichier en les séparant par des sauts de ligne, puis renvoie la liste des villes générées.

```
actor Run Tools Git Window Help Travelling Salesman Optimization [C:\Users\PC\Documents\Travelling Salesman Optimization] - util.py
          util.py
                     def write_cities_and_return_them(size):
           cities = generate_cities(size)
           with open(f'test_data/cities_{size}.data', 'w+') as handle:
               for city in cities:
                   handle.write(f'{city.x} {city.y}\n')
            return cities
       def generate_cities(size):
            return [City(x=int(random.random() * 1888), y=int(random.random() * 1888)) for _ in range(size)]
       |def path_cost(route):
           return sum([city.distance(route[index - 1]) for index, city in enumerate(route)])
        def visualize_tsp(title, cities):
            fig = plt.figure()
            fig.suptitle(title)
            x_list, y_list = [], []
           for city in cities:
               x_list.append(city.x)
               y_list.append(city.y)
            x_list.append(cities[0].x)
            y_list.append(cities[0].y)
           plt.plot(x_list, y_list, ro )
           plt.plot(x_list, y_list, 'g')
           plt.show(block=True)
```

Génère une liste de villes aléatoires en utilisant la classe City. Les coordonnées des villes sont générées de manière aléatoire dans la plage de 0 à 1000.

Calcule le coût total d'un itinéraire en sommant les distances entre chaque paire de villes consécutives dans l'itinéraire.

Crée un graphique affichant les villes du problème TSP, avec les points des villes représentés en rouge et une ligne verte reliant les villes dans l'ordre. Le graphique est affiché à l'aide de la bibliothèque Matplotlib.

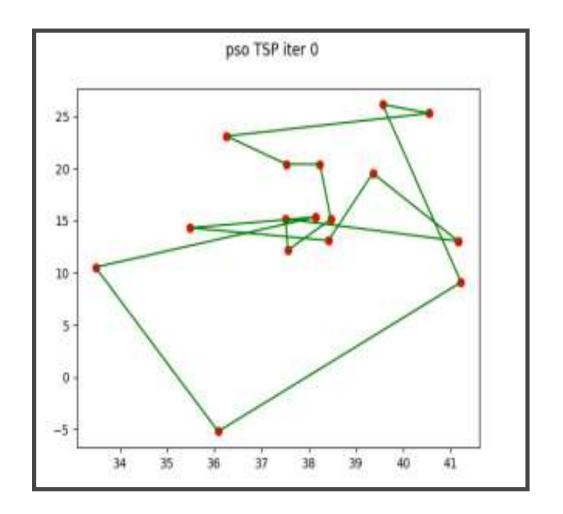
```
import random
      import math
      import matplotlib.pyplot as plt
      from util import City, read_cities, write_cities_and_return_them, generate_cities, path_cost
      class Particle:
 6
          def __init__(self, route, cost=None): ...
13
          def clear velocity(self): ...
          def update_costs_and_pbest(self): ...
          def path_cost(self): ···
      class PSO:
          def __init__(self, iterations, population_size, gbest_probability=1.0, pbest_probability=1.0, cities=None): ...
          def random_route(self): ...
          def initial_population(self): ...
          def greedy_route(self, start_index): ...
          def run(self): ···
119
120
121 > if <u>name</u> == "<u>main</u>": ...
```

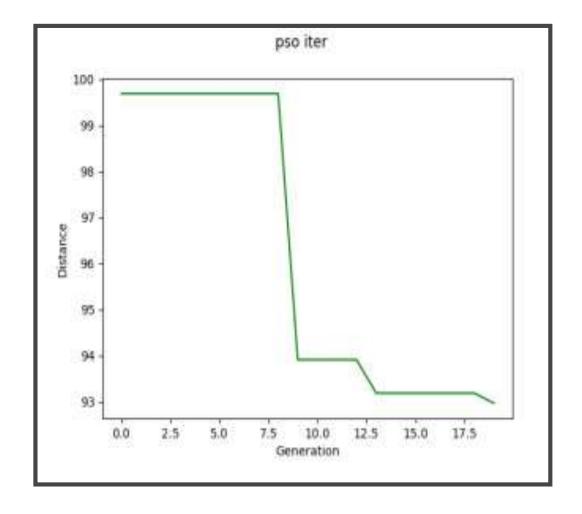
Particle 291: cost 119.21143561564695, route [(33.48, 18.54), (37.51, 15.17), (41.23, 9.1), (38.47, 15.13), (36.88, -5.21), (37.56, 12.19), (38.42 Particle 292: cost 140.6992058092789, route [(37.51, 15.17), (36.26, 23.12), (38.42, 13.11), (40.56, 25.32), (38.24, 20.42), (33.48, 10.54), (36.8 Particle 293: cost 126.54464096547159, route [(40.56, 25.32), (36.26, 23.12), (38.47, 15.13), (33.48, 10.54), (38.15, 15.35), (37.56, 12.19), (38. Particle 294: cost 135.05877982773094, route [(39.36, 19.56), (38.24, 20.42), (39.57, 26.15), (37.56, 12.19), (35.49, 14.32), (36.08, -5.21), (38. Particle 295: cost 147.6707643805474, route [(39.36, 19.56), (40.56, 25.32), (37.51, 15.17), (35.49, 14.32), (38.47, 15.13), (38.15, 15.35), (37.5 Particle 296: cost 150.70201916087194, route [(36.26, 23.12), (38.47, 15.13), (37.56, 12.19), (35.49, 14.32), (38.42, 13.11), (40.56, 25.32), (41. Particle 297: cost 145.6263871309294, route [(38.47, 15.13), (35.49, 14.32), (41.17, 13.05), (38.42, 13.11), (37.52, 20.44), (41.23, 9.1), (36.26, Particle 298: cost 186.48368229965463, route [(36.26, 23.12), (38.15, 15.35), (37.56, 12.19), (37.51, 15.17), (38.42, 13.11), (38.47, 15.13), (35. Particle 299: cost 138.20734805859072, route [(37.51, 15.17), (36.26, 23.12), (39.36, 19.56), (41.17, 13.05), (37.52, 20.44), (33.48, 10.54), (38. Particle 300: cost 104.73494586816572, route [(38.24, 20.42), (37.52, 20.44), (39.36, 19.56), (38.15, 15.35), (38.47, 15.13), (37.51, 15.17), (35.

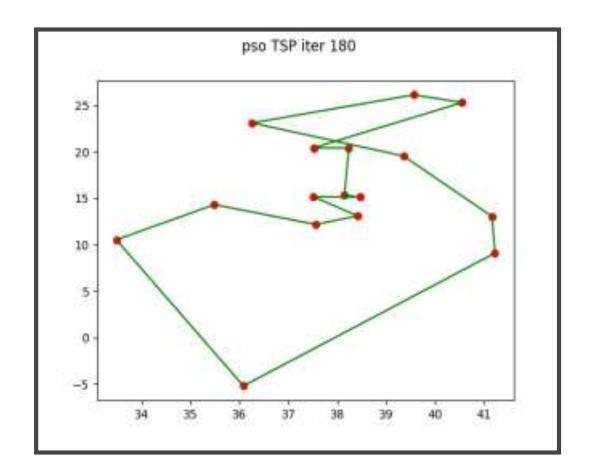
Résultats

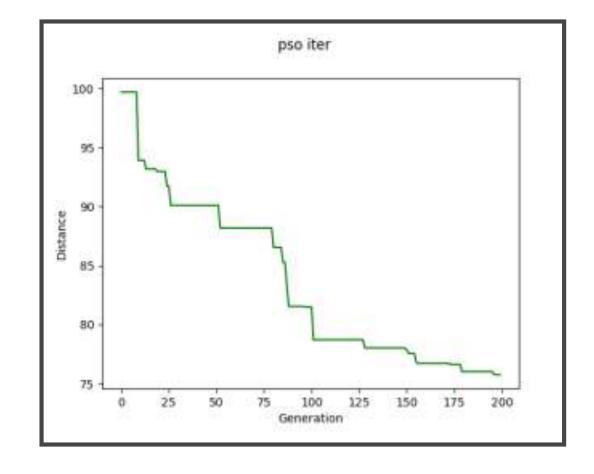
imitial cost is 99.69832617317797

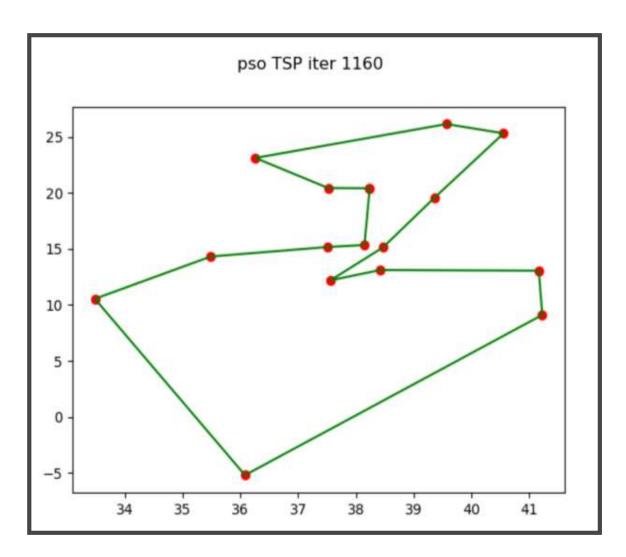
cost: 76.387852451975 | ghest: [(36.26, 23.12), (37.92, 20.44), (37.51, 15.17), (38.15, 15.35), (38.47, 15.13), (38.42, 13.11), (37.56, 12.19), (35.49,

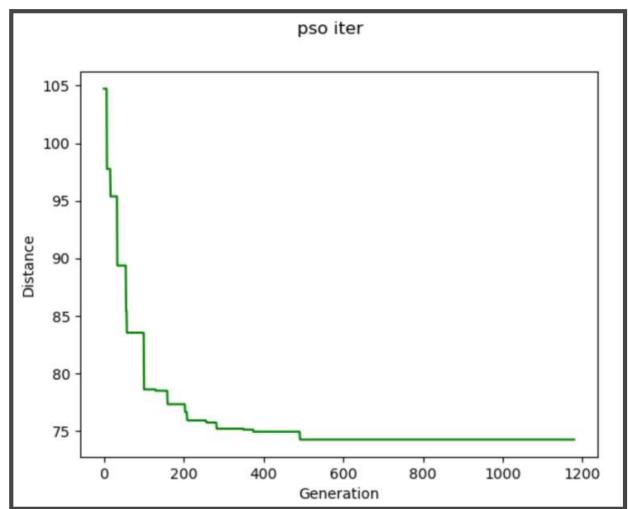












Avantages et Limitations

Avantages

Simplicité d'utilisation, capacité à explorer de grandes régions de recherche, adaptabilité à différents problèmes, pas de dépendance sur les gradients.

Limitations

Sensibilité aux paramètres, convergence vers des optima locaux, performances variables selon les problèmes, nécessité de connaissances préliminaires.



Il est important de noter que le PSO peut être amélioré et ajusté pour atténuer certaines limitations et améliorer ses performances dans des contextes spécifiques.



