Algorithme génétique basé sur estimation de distribution

Un algorithme génétique basé sur l'estimation de distribution (EDA) fonctionne en créant un modèle probabiliste à partir des solutions prometteuses et en utilisant ce modèle pour générer de nouvelles solutions. Voici comment un tel algorithme fonctionne.

Étapes d'un EDA:

- 1. Générer une population initiale.
- 2. Sélectionner les meilleures solutions.
- 3. Construire un modèle probabiliste.
- 4. Générer de nouvelles solutions à partir du modèle.
- 5. Répéter jusqu'à convergence.

ONE MAX LENGTH - u otherwise

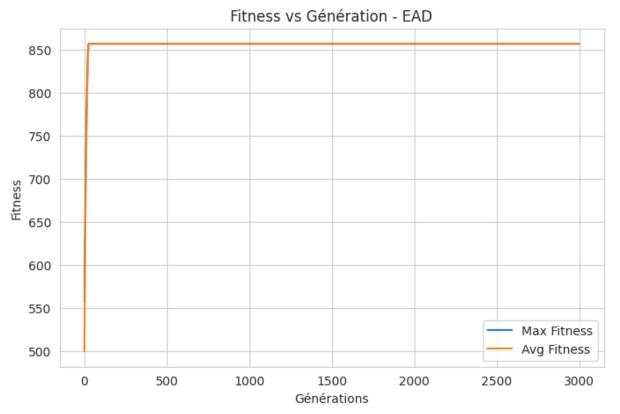
def oneMaxFitnessWithTrap(individual):

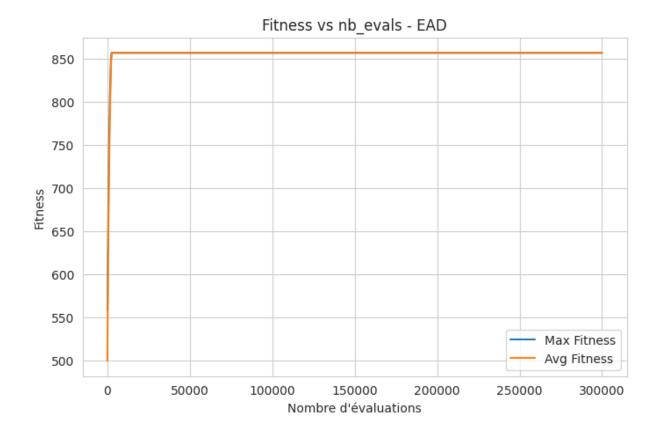
```
In [1]: # importation des bibliothèques
        # Import des librairies/modules
        from deap import base, creator, tools
        import random
        import matplotlib.pyplot as plt
        import seaborn as sns
        import numpy as np
In [2]: # Définition des paramètres
        ONE MAX LENGTH = 1000
        # Paramètres AG
        POPULATION SIZE = 100
        MAX GENERATIONS = 3000
        WITH_TRAP = False
        N RUNS = 10
In [3]: toolbox = base.Toolbox()
        toolbox.register("zero", random.randint, 0, 0)
        creator.create("FitnessMax", base.Fitness, weights=(1.0,))
        creator.create("Individual", list, fitness=creator.FitnessMax)
        toolbox.register("individualCreator", tools.initRepeat, creator.Individual,
        toolbox.register("populationCreator", tools.initRepeat, list, toolbox.indivi
In [4]: def oneMaxFitness(individual):
            if WITH TRAP:
                return oneMaxFitnessWithTrap(individual)
                return (sum(individual),)
        \# trap(u) =
        # 5 if u = ONE\_MAX\_LENGTH,
```

```
u = sum(individual)
             if u == ONE MAX LENGTH:
                 return (u,) # Récompense maximale lorsque toutes les valeurs sont é
                 return ((ONE MAX LENGTH - 1) - u,) # Pénalisation proportionnelle
         # Enregistrement des fonctions de fitness
         toolbox.register("evaluate", oneMaxFitness)
 In [5]: # fonction principale de l'EAD
         def EAD():
             prob_vector = [0.5] * ONE_MAX_LENGTH
             # stockage de l'historique
             logbook = []
             nb evals = 0
             for generation in range(MAX_GENERATIONS):
                 population = []
                 for i in range(POPULATION SIZE):
                     individual = creator.Individual([random.random() < prob for prob</pre>
                     population.append(individual)
                 # Evaluation de la population
                 fitnesses = list(map(toolbox.evaluate, population))
                 for individual, fitness in zip(population, fitnesses):
                     individual.fitness.values = fitness
                     nb evals += 1
                 # selections des 10 meilleurs individus
                 best individuals = tools.selBest(population, 10)
                 # Mise à jour du vecteur de probabilité
                 for i in range(ONE_MAX_LENGTH):
                     prob_vector[i] = sum([ind[i] for ind in best_individuals]) / 10
                 # Collecte des statistiques
                 max fitness = max(fitnesses)[0]
                 avg fitness = np.mean([fit[0] for fit in fitnesses])
                 logbook.append({"max": max_fitness, "avg": avg_fitness, "nb_evals":
                 # Affichage des statistiques pour chaque génération
                 if generation % 1000 == 0:
                     print(f"Generation {generation}: Max Fitness = {max_fitness}, Av
                 # Condition d'arrêt si la solution optimale est trouvée
                 if max fitness == ONE_MAX_LENGTH:
                     print(f"Solution optimale trouvée à la génération {generation} !
                     break
             return logbook
In [10]: logbook = EAD()
         def printEAD(logbook, title="EAD"):
             import matplotlib.pyplot as plt
             # Extract the data
             gens = range(len(logbook))
             max vals = [entry["max"] for entry in logbook]
             avg vals = [entry["avg"] for entry in logbook]
             nb evals = [entry["nb evals"] for entry in logbook]
```

```
# 1) Plot Fitness vs Generation
    plt.figure(figsize=(8, 5))
    plt.plot(gens, max_vals, label="Max Fitness")
    plt.plot(gens, avg_vals, label="Avg Fitness")
    plt.xlabel("Générations")
    plt.ylabel("Fitness")
    plt.title(f"Fitness vs Génération - {title}")
    plt.grid(True)
    plt.legend()
    plt.show()
    # 2) Plot Fitness vs nb_evals
    plt.figure(figsize=(8, 5))
    plt.plot(nb_evals, max_vals, label="Max Fitness")
    plt.plot(nb_evals, avg_vals, label="Avg Fitness")
    plt.xlabel("Nombre d'évaluations")
    plt.ylabel("Fitness")
    plt.title(f"Fitness vs nb_evals - {title}")
    plt.grid(True)
    plt.legend()
    plt.show()
printEAD(logbook, "EAD")
```

Generation 0: Max Fitness = 558, Avg Fitness = 499.76 Generation 1000: Max Fitness = 857, Avg Fitness = 857.0 Generation 2000: Max Fitness = 857, Avg Fitness = 857.0





Observation : certain bit reste bloqués a 0 du a un manque de diversification

On va donc créer le même algo en incluant un range entre 0.1 et 0.9 comme probailité pour les xi de prob_vector

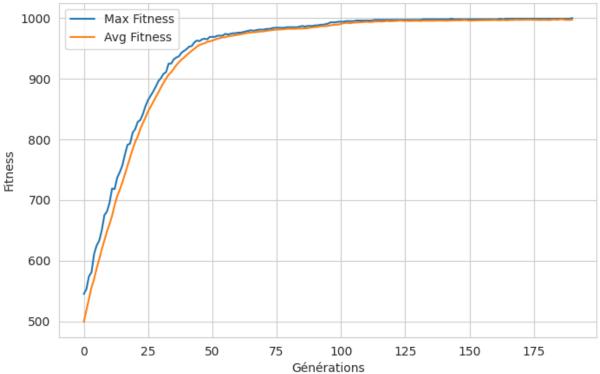
```
In [7]:
        def EAD_diversification():
            # Initialisation du vecteur de probabilité à 0.5 (chaque bit a une proba
            prob_vector = [0.5] * ONE_MAX_LENGTH
            # Liste pour stocker l'historique des statistiques
            logbook = []
            # Paramètre pour mutation du vecteur de probabilité
            mutation rate = 0.1
            nb_evals = 0
            # Boucle des générations
            for generation in range(MAX GENERATIONS):
                # Génération de la population à partir du vecteur de probabilité
                population = []
                for _ in range(POPULATION_SIZE):
                     individual = creator.Individual([1 if random.random() < prob els</pre>
                     population.append(individual)
                # Évaluation de la fitness
                fitnesses = list(map(toolbox.evaluate, population))
                for ind, fit in zip(population, fitnesses):
                     ind.fitness.values = fit
                    nb_evals += 1
```

```
# Sélection des meilleurs individus (33% les plus performants)
    sorted population = tools.selBest(population, len(population) // 3)
    # Mise à jour du vecteur de probabilité basé sur les meilleurs indiv
    for i in range(ONE MAX LENGTH):
        count one = sum(ind[i] for ind in sorted population)
        prob vector[i] = count one / len(sorted population)
        # Ajouter une légère mutation au vecteur de probabilité pour évi
        if random.random() < mutation rate:</pre>
            prob vector[i] += random.uniform(-0.05, 0.05)
        # Limiter la valeur du vecteur de probabilité entre 0 et 1
        prob vector[i] = min(1, max(0, prob vector[i]))
    # Collecte des statistiques
   max fitness = max(fitnesses)[0]
    avg fitness = np.mean([fit[0] for fit in fitnesses])
    logbook.append({"max": max fitness, "avg": avg fitness, "nb evals":
    # Affichage des statistiques pour chaque génération
    if generation % 1000 == 0:
        print(f"Generation {generation}: Max Fitness = {max fitness}, Av
    # Condition d'arrêt si la solution optimale est trouvée
    if max fitness == ONE MAX LENGTH:
        print(f"Solution optimale trouvée à la génération {generation} !
        break
return logbook
```

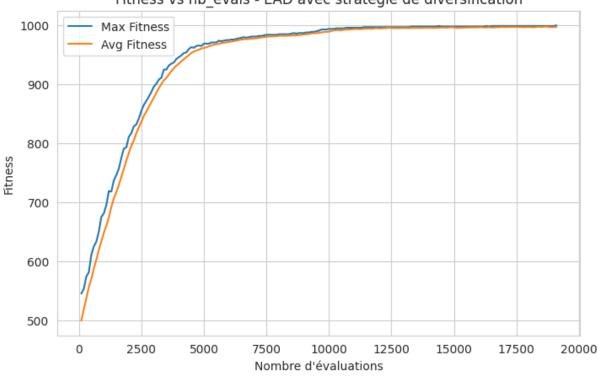
```
In [8]: logbook = EAD_diversification()
printEAD(logbook, "EAD avec strategie de diversification")
```

Generation 0: Max Fitness = 545, Avg Fitness = 499.13 Solution optimale trouvée à la génération 190 !









```
print(f"\n=== Run {i+1}/{N RUNS} ====")
        logbook = EAD diversification()
        all logbooks.append(logbook)
    return all logbooks
def average logbooks(all logbooks):
    all logbooks est une liste de logbooks (un par run).
    Chaque logbook est une liste de dictionnaires:
       [{"max": val1, "avg": val2}, {"max": val1', "avg": val2'}, ... ]
    Retourne un logbook moyen (même format).
    import numpy as np
    # Longueur maximale atteinte par un logbook
    \max len = \max(len(lb) for lb in all logbooks)
    avg log = []
    for g in range(max len):
        max values = []
        avg values = []
        nb evals = []
        # Récupère la fitness sur chaque run s'il existe la génération g
        for lb in all logbooks:
            if g < len(lb): # le run lb a bien une génération g</pre>
                max values.append(lb[g]["max"])
                avg values.append(lb[g]["avg"])
                nb_evals.append(lb[g]["nb_evals"])
        # Si aucun logbook ne dispose de la génération g, on arrête
        if len(max values) == 0:
            break
        mean_max = np.mean(max_values)
        mean avg = np.mean(avg values)
        mean evals = np.mean(nb evals)
        avg log.append({"max": mean max, "avg": mean avg, "nb evals": mean e
    return avg log
all logbooks = run multiple ead()
# Calcul de la courbe moyenne
avg log = average logbooks(all logbooks)
# Visualisation
def printEAD(logbook, title="EAD"):
    # Extract the data
    gens = range(len(logbook))
    max_vals = [entry["max"] for entry in logbook]
    avg vals = [entry["avg"] for entry in logbook]
    nb_evals = [entry["nb_evals"] for entry in logbook]
    #
```

```
# 1) Plot Fitness vs Generation
    plt.figure(figsize=(8, 5))
    plt.plot(gens, max vals, label="Max Fitness")
    plt.plot(gens, avg vals, label="Avg Fitness")
    plt.xlabel("Générations")
    plt.ylabel("Fitness")
    plt.title(f"Fitness vs Génération - {title}")
    plt.grid(True)
    plt.legend()
    plt.show()
    # 2) Plot Fitness vs nb evals
    plt.figure(figsize=(8, 5))
    plt.plot(nb evals, max vals, label="Max Fitness")
    plt.plot(nb evals, avg vals, label="Avg Fitness")
    plt.xlabel("Nombre d'évaluations")
    plt.ylabel("Fitness")
    plt.title(f"Fitness vs nb evals - {title}")
    plt.grid(True)
    plt.legend()
    plt.show()
import pandas as pd
import os
def save avg log to csv(avg log, filename="ead.csv", folder="csv"):
    Sauvegarde le log moyen dans un fichier CSV à l'intérieur du dossier spé
    avg log : liste de dictionnaires [{"max": ..., "avg": ...}, ...]
    filename : nom du fichier CSV de sortie (par défaut 'ead.csv')
    folder : nom du dossier dans lequel sauvegarder le CSV (par défaut 'cs
    # Créer le chemin complet : <folder>/<filename>
    if not os.path.exists(folder):
        os.makedirs(folder) # Crée le dossier 'csv' s'il n'existe pas déjà
    filepath = os.path.join(folder, filename)
    # Construire un DataFrame avec 3 colonnes : generation, max, avg
    data = {
        "generation": list(range(len(avg log))),
        "fitness": [entry["max"] for entry in avg log],
        "nb evals": [entry["nb evals"] for entry in avg log]
    df = pd.DataFrame(data)
    # Sauvegarder dans un CSV
    df.to csv(filepath, index=False)
    print(f"Fichier sauvegardé avec succès dans : {filepath}")
# Exemple d'utilisation
all logbooks = run multiple ead()
```

```
avg_log = average_logbooks(all_logbooks)

# Sauvegarder dans le sous-dossier csv avec le nom ead.csv
save_avg_log_to_csv(avg_log, filename="ead.csv", folder="csv")

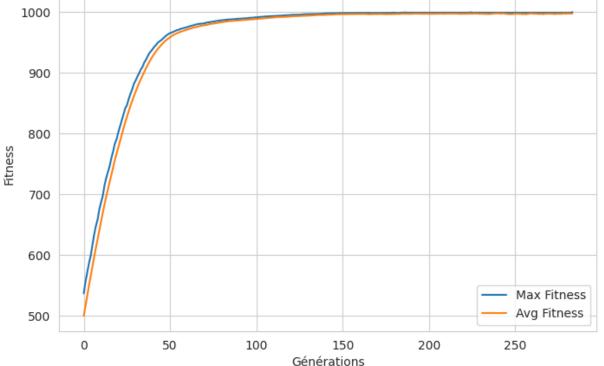
# Afficher la courbe moyenne
printEAD(avg_log, "EAD Diversification - Moyenne sur " + str(N_RUNS) + " run
```

```
=== Run 1/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 535, Avg Fitness = 501.6
Solution optimale trouvée à la génération 150 !
=== Run 2/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 546, Avg Fitness = 501.89
Solution optimale trouvée à la génération 198 !
=== Run 3/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 533, Avg Fitness = 500.03
Solution optimale trouvée à la génération 122 !
=== Run 4/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 535, Avg Fitness = 498.09
Solution optimale trouvée à la génération 131 !
=== Run 5/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 531, Avg Fitness = 499.08
Solution optimale trouvée à la génération 183 !
=== Run 6/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 535, Avg Fitness = 501.74
Solution optimale trouvée à la génération 185 !
=== Run 7/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 528, Avg Fitness = 498.76
Solution optimale trouvée à la génération 139 !
=== Run 8/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 539, Avg Fitness = 497.15
Solution optimale trouvée à la génération 196 !
=== Run 9/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 537, Avg Fitness = 501.71
Solution optimale trouvée à la génération 188 !
=== Run 10/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 547, Avg Fitness = 501.39
Solution optimale trouvée à la génération 173 !
=== Run 1/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 537, Avg Fitness = 500.55
Solution optimale trouvée à la génération 165 !
=== Run 2/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 554, Avg Fitness = 499.9
Solution optimale trouvée à la génération 224 !
=== Run 3/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 536, Avg Fitness = 501.82
Solution optimale trouvée à la génération 176 !
=== Run 4/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 534, Avg Fitness = 499.94
Solution optimale trouvée à la génération 169 !
```

10 of 12 2/1/25, 16:07

```
=== Run 5/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 530, Avg Fitness = 497.69
Solution optimale trouvée à la génération 165 !
=== Run 6/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 542, Avg Fitness = 497.6
Solution optimale trouvée à la génération 283 !
=== Run 7/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 535, Avg Fitness = 500.73
Solution optimale trouvée à la génération 186 !
=== Run 8/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 532, Avg Fitness = 498.57
Solution optimale trouvée à la génération 144 !
=== Run 9/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 539, Avg Fitness = 501.13
Solution optimale trouvée à la génération 163 !
=== Run 10/10 ===
Generation 0: Max Fitness = 526, Avg Fitness = 497.44
Solution optimale trouvée à la génération 179 !
Fichier sauvegardé avec succès dans : csv/ead.csv
```

Fitness vs Génération - EAD Diversification - Moyenne sur 10 runs



2/1/25, 16:07

