AI LAB 2

פייסל סעדיה 208336321 אחמד גבארין 314722307

:1 שאלה

ייצגנו את מחרוזת המטרה בבינארי וכן גם האוכלוסייה כך:

```
#Encode the target string in binary form

target = ''.join(format(ord(c), '08b') for c in "Hello, world!")

num_genes = len(target)

♣ faisalsadi
```

עבור 50 הרצות של האלגוריתם המקורי מול הבול פגיעה קיבלנו שיפור במספר האיטרציות הממוצע עד לקבלת אופטימום גלובלי

```
Bulls hit average generations to reach global optimum is: 17.78

regular heuristc average generations to reach global optimum is: 18.72

choose:

0 --> Genetic | 1 --> Nqueens | 2 --> BinPacking | 3--> exit

Run 
Debug 
Python Packages 
TODO Python Console Problems 
Terminal Servi
```

:2 שאלה

הוספנו את המימושים של מטריקות הדימיון : ming , edit distance , Kendal-tau hamming distance, distance להלן המימושים:

```
new*
def ming_distance(str1, str2):
    m = len(str1)
    n = len(str2)
    dp = [[0 for x in range(n + 1)] for x in range(m + 1)]

for i in range(m + 1):
    if i == 0:
        dp[i][j] = j
    elif j == 0:
        dp[i][j] = i
    elif str1[i - 1] == str2[j - 1]:
        dp[i][j] = dp[i - 1][j - 1]
    else:
        dp[i][j] = 1 + min(dp[i][j - 1], dp[i - 1][j], dp[i - 1][j - 1])
```

```
# faisalsadi

Edef kendall_tau_distance(p, q):

"""

Calculates the Kendall Tau distance between two permutations p and q

"""

n = len(p)

assert len(q) == n, "Permutations must be of equal length"

inv_p = {v: k for k, v in enumerate(p)}

inv_q = {v: k for k, v in enumerate(q)}

# calculate the number of discordant pairs between the two permutations

count = 0

for i in range(n):

if (p[i] < p[j] and q[inv_p[p[i]]] > q[inv_p[p[j]]]) or (p[i] > p[j] and q[inv_p[p[i]]]):

count += 1

return count
```

```
new'

def edit_distance(str1, str2):
    m = len(str1)
    n = len(str2)
    dp = [[0 for x in range(n + 1)] for x in range(m + 1)]

for i in range(m + 1):
    if i == 0:
        | dp[i][j] = j
        | elif j == 0:
        | dp[i][j] = i
        | elif str1[i-1] == str2[j-1]:
        | dp[i][j] = dp[i-1][j-1]
    else:
    | dp[i][j] = 1 + min(dp[i][j-1], dp[i-1][j-1], dp[i-2][j-2] if i > 1 and j > 1 and str1[i-2] == str2[j-1]
        | and str1[i-1] == str2[j-2] else float('inf'))

return dp[m][n]
```

hamming עבור בעיית הבול פגיעה בחרנו ב distance :

```
def hamming_distance(string1, string2):
    dist_counter = 0
    for i in range(len(string1)):
        if string1[i] != string2[i]:
            dist_counter += 1
    return dist_counter
```

שבה סופרים את מספר האינדקסים שבהם אינם שווים עבור בעיית ה NQueens ו Binpacking בחרנו ב kendall-tau לחישוב המרחק בין הפרמוטציות

:3 שאלה

2-עבור הסוג השני של המוטציה -Non Unform Mutation אנחנו מטפלים בזה ב תנאי השני כאשר אנו מחסירים באופן הדרגתי את ההסתברות למוטציה.

Adaptive Mutation עבור הסוג השלישי-3 אנחנו מכפילים בכל דור את אחוז המוטציה ב top average selection ratio

```
if mutationtype == 2:
    mutation_rate -= 0.03
if mutationtype == 3:
    mutation_rate*=tsp
```

-עבור הסוג הרביעי THM – Triggered Hyper אנחנו סופרים את מספר הדורות Mutation שבהם הפיטנס לא השתפר ואז כשמגיעים לסף מסויים אנו מפעילים מוטציה בהסתברות מאוד גבוהה למשך כמה דורות בודדים

```
# Check if the best fitness has improved
if max(fitnesses) > last_best:
    last_best = fitnesses[0]
    best_solution = fitnesses[0]
    no_improvement_count = 0
else:
    no_improvement_count += 1
# Check if the trigger condition is met
if mutationtype==4:
    if no_improvement_count >= trigger_condition:
        # Apply hypermutation for the specified period
        for i in range(hypermutation_period):
            # Apply mutation with the high mutation rate
            population = apply_mutation(population, hypermutation_rate,pop_size)
```

5-עבור הסוג החמישי הוספנו שדה של הסתברות מוטציה לכל גן ואז בכל דור אנו מפעילים את פונקציית העדכון על כל הגנים באוכלוסייה .

: 4 שאלה

- בכל השיטות קיבלנו לרוב גיוון גנטי זהה חוץ מהשיטה האחרונה שהיא ה adaptive שאר השיטות קיבלנו תוצאות קרובות למעט ה THM שבו כמה פעמים בודדות קיבלנו גיוון נמוך (כלמור התכנסות למקסימום לוקאלי)
 - השיטה הכי מהירה הייתה השיטה הבסיסית שאר השיטות היו קרובות אליה להתכנסות למקסימום גלובלי חוץ מ ה self adaptive
 שהאלגוריתם נתקע במקסימום לוקאלי שהאלגוריתם נתקע במקסימום לוקאלי ונשאר בו עד להשלמת מספר הדורות המקסימלי.

:5 שאלה

:אלגו NICHING

הוספנו אותו בתוך פונקצית הפיטנס.

ויקבלו בונוסים על היותם שונים. יותר שוני == יותר בונוסים, אינדודוואלס דומים לא מקבלים כלום.

```
def fitness_bins(gene, population):
    bins = [[] for i in range(num_bins)]
    for i, j in enumerate(gene):
        bins[j].append(item_sizes[i])
    bins_used = sum(len(bin) > 0 for bin in bins)
    unused = sum(max(0, bin_size - sum(bin)) for bin in bins)

# Niching function - give bonus points for being different
    niche_bonus = 0
    if(True):
        similarity_scores = [sum(gene[i] == other_gene[i] for i in range(len(gene))) for other_gene in population]
        similarity_scores.remove(len(gene)) # exclude self-similarity
        niche_count = sum(score < niche_radius for score in similarity_scores)
        niche_bonus = niche_count * niche_size
    return bins_used + unused + niche_bonus</pre>
```

CROWDING:

-CROSSOVERהוספנו אותה אחרי שלב של

```
# mate
   offspring = []
   for parent1, parent2 in parents:
       if random.random() < crossover_rate:</pre>
            crossover_point = random.randint(1, len(item_sizes) - 1)
            child1 = parent1[:crossover_point] + parent2[crossover_point:]
child2 = parent2[:crossover_point] + parent1[crossover_point:]
            ### NDC Step goes here ###
            if fitness_bins(child1) > fitness_bins(parent1) and \
                fitness_bins(child1) > fitness_bins(child2):
                 offspring.append(child1)
            elif fitness_bins(child2) > fitness_bins(parent2) and \
    fitness_bins(child2) > fitness_bins(child1):
                 offspring.append(child2)
                offspring.append(random.choice([parent1, parent2]))
            offspring.append(random.choice([parent1, parent2]))
   for i in range(len(offspring)):
        for j in range(len(item_sizes)):
            if random.random() < mutation_rate:</pre>
                 offspring[i][j] = random.randint(0, num_bins-1)
   # select from population
  population = random.choices(offspring, k=population_size)
est_gene = min(population, key=fitness_bins)
est_fitness = fitness_bins(best_gene)
rint("Best solution:", best_gene)
rint("Such that, each item is mapped to the container of the same index")
rint("Best fitness:", best_fitness)
```

SPECIATION:

CLUSTERING עם אלגוריתם שלCLUSTERING

```
# def clustering(population):
      kmeans = KMeans(n_clusters=len(population)//30)
      kmeans.fit(population)
      labels = kmeans.labels_
      clusters = [[] for i in range(len(set(labels)))]
      for i in range(len(population)):
          clusters[labels[i]].append(population[i])
      return clusters
def clustering(population):
   max_clusters = len(population) // 30
    for n_clusters in range(2, max_clusters+1):
        kmeans = KMeans(n_clusters=n_clusters)
        kmeans.fit(population)
        labels = kmeans.labels_
        score = silhouette_score(population, labels)
        scores.append(score)
    best_n_clusters = np.argmax(scores) + 2 # add 2 to get ac
    kmeans = KMeans(n_clusters=best_n_clusters)
    kmeans.fit(population)
    labels = kmeans.labels_
    clusters = [[] for i in range(best_n_clusters)]
    for i in range(len(population)):
        clusters[labels[i]].append(population[i])
    return clusters
```

שילוב בתוך פונקצית:EVOLVE

```
evolve():
population = population_init(population_size)
 for generation in range(max_generations):
      # calculate fitness
     fitness_scores = [fitness_bins(gene) for gene in population]
# Speciation with clustering
     clusters = clustering(population)
     speciated_population = []
      for cluster in clusters:
           speciated_population.extend(cluster)
     # Select parents
parents = []
      for i in range(population_size):
          fitness_probs = [1 / (score + 1) for score in fitness_scores]
parent1, parent2 = random.choices(speciated_population, weights=fitness_probs, k=2)
           parents.append((parent1, parent2))
     # mate
     offspring = []
for parent1, parent2 in parents:
           if random.random() < crossover_rate:
    crossover_point = random.randint(1, len(item_sizes) - 1)</pre>
               offspring.append(parent1[:crossover_point] + parent2[crossover_point:])
offspring.append(parent2[:crossover_point] + parent1[crossover_point:])
               offspring.append(parent1)
                offspring.append(parent2)
      # mutate
      for i in range(len(offspring)):
           for j in range(len(item_sizes)):
    if random.random() < mutation_rate:</pre>
                   offspring[i][j] = random.randint(0, num_bins-1)
      # select from population
     population = random.choices(speciated_population + offspring, k=population_size)
best_gene = min(speciated_population, key=fitness_bins)
best_fitness = fitness_bins(best_gene)
print("Best solution:", best_gene)
print("Such that, each item is mapped to the container of the same index")
print("Best fitness:", best_fitness)
```

:6 שאלה

לפני הוספת האלגוריתמים:

```
→ AILab2023 git:(main) python3.10 Lab1/BinPackaging.py

Best solution: [2, 0, 0, 4, 4, 4, 2, 1, 3, 1]

Such that, each item is mapped to the container of the same index

Best fitness: 15

Took: 159.82937812805176 mseconds
```

עם:NICHING

```
→ AILab2023 git:(main) python3.10 Lab2/BinPackagingNiche.py
Best solution: [0, 1, 2, 1, 4, 4, 1]
Such that, each item is mapped to the container of the same index
Best fitness: 53
Took: 939.7501945495605 mseconds
```

קיבלנו פתרון יותר איכותי (הטרייד אוף זה שהוא לקח יותר זמן(

עם:CROWDING

```
→ AILab2023 git:(main) python3.10 Lab2/BinPackagingNDC.py

Best solution: [0, 4, 1, 4, 1, 3, 2, 1, 0, 2]

Such that, each item is mapped to the container of the same index

Best fitness: 16
```

גם איכות הפתרון השתפר

עם:Speciation

```
P → AILab2023 git:(main) python3.10 Lab2/BinPackagingSpeciatin.py
Best solution: [2, 1, 3, 2, 1, 0, 4, 2, 1, 3]
Such that, each item is mapped to the container of the same index
Best fitness: 15
```

קיבלנו אותו פתרון מקודם אבל פה מאפשר לנו להריץ תהליכים במקביל (כל CLUSTER לבד) לכן במחשבים עם מספר תאים במעבד זה עוזר לחסוך המון זמן בריצה. שילוב של זה עוזר לחסוך המון זמן בריצה. שילוב של SPECIATION הפתרונות וגם ירוץ מהר יותר.

לקחנו בחשבון את:

- זמן הריצה
- ערך הפיטנס (יותר גדול == יותר טוב(●
-) ממוצע הפיטנס (יותר גדול == יותר טוב •

:7 שאלה

g :- ו f שתי פונקציות פיטנס

```
def f(x, y):
    \# (x-5)**2 + (y-5)**2
   return x^**2 + y^**2
def g(x, y):
   return (x-5)**2 + (y-5)**2
def is_valid_f(x, y, radius):
    return x**2 + y**2 <= radius**2
def is_valid_g(x, y, radius):
    return (x-5)**2 + (y-5)**2 \le radius**2
# Generate an initial population of size N and radius R
def initialize_population(size, radius, func):
   population = []
    while len(population) < size:</pre>
        x = random.uniform(-radius, radius)
        y = random.uniform(-radius, radius)
        if func(x, y, radius):
            population.append((x, y))
    return population
```

האלגו expatation 'המלא (במקום פונקצית הevolve):

```
def exaptation(N, R, k, mu, sigma, max_generations):
     population_f = initialize_population(N, R, is_valid_f)
     population_g = initialize_population(N, R, is_valid_g)
     for generation in range(max_generations):
          # Evaluate fitness
          fitness_scores_f = evaluate_population(population_f, f)
          fitness_scores_g = evaluate_population(population_g, g)
          selected_f = [tournament_selection(
              population_f, fitness_scores_f, k) for i in range(mu)]
          selected_g = [tournament_selection(
              population_g, fitness_scores_g, k) for i in range(mu)]
         offspring_f = []
          offspring_g = []
          for i in range(mu // 2):
              parent1_f = random.choice(selected_f)
               parent2_f = random.choice(selected_f)
               parent1_g = random.choice(selected_g)
               parent2_g = random.choice(selected_g)
              offspring\_f.append(singlePointCrossover(parent1\_f, parent2\_f)) \\ offspring\_f.append(singlePointCrossover(parent2\_f, parent1\_f)) \\
               offspring\_g.append(singlePointCrossover(parent1\_g, parent2\_g))
               offspring_g.append(singlePointCrossover(parent2_g, parent1_g))
         {\tt mutated\_f = [mutation(individual, sigma) \ for \ individual \ in \ offspring\_f]}
         mutated_g = [mutation(individual, sigma) for individual in offspring_g]
          population_f = selected_f + mutated_f
          population_g = selected_g + mutated_g
          Immigrants1 = random.sample(population_f, 10)
          Immigrants2 = random.sample(population_g, 10)
          Immigrants1 = list(filter(lambda x: is_valid_g(*x, R2), Immigrants1))
          Immigrants2 = list(filter(lambda \ x: \ is\_valid\_f(*x, \ R1), \ Immigrants2))
         weakest\_indices\_f = sorted(range(len(fitness\_scores\_f)), \ key=lambda \ k: fitness\_scores\_f[k])[:len(Immigrants2)] \\ weakest\_indices\_g = sorted(range(len(fitness\_scores\_g)), \ key=lambda \ k: fitness\_scores\_g[k])[:len(Immigrants1)] \\ \\
          for i in weakest_indices_f:
              population_f[i] = Immigrants2.pop()
population_g[i] = Immigrants1.pop()
    # Find the best solution for each function best_individual_f = \max(population_f, key=lambda \ x: \ f(*x))
     best_individual_g = max(population_g, key=lambda x: g(*x))
    print("Best solution for f:", best_individual_f)
print("Best fitness for f:", f(*best_individual_f))
print("Best solution for g:", best_individual_g)
print("Best fitness for a:" a(*best individual_a))
```

כל פונקציה מאופטמת באיי בנפרד. בנוסף ממשנו הגירה Migration בין שני האיים: בוחרים אינדוודאלים באופן שרירותי מאחד האיים, אלה שעוברים את is_valid מחליפים אינדוודאלים הכי חלשים באי השני.

צע"י מימוש EXPATATION כך הפתרונות שנלקחים בחשבון הם אלה שמקיימים תנאים מסויימים תחת structure מסויים וזה מונע שאינדודוואלים לא מתאימים שייכנסו בתוך האוכלסייה.

מימוש הגירה מאפשר להחליף אינדודוולים חלשים עם אחרים טובים יותר עוזר בכך שהוא מגדיל את מרחב הפתרון ומונע שאיפה מוקדמת.