Artificial Intelligence Lab - Meta Heuristics

Submission date: 20/4/2021

Shadi Halloun – 313552309

Noor Khamaisi – 207076076

קישור ל GitHub שלנו , Source קוד וקובץ הPDF קישור ל Source , שלנו אלנו , https://github.com/shadihalloun35/ArtificialIntelligenceLab.git

Part A:

1- We created a class named problem where the fields are the capacity ,dimension, maximum number of trucks allowed (Shay told us to choose a number of our own so we assumed the maximum number of trucks is 20), coordinates (the cities), and edges.

```
⊡class Problem
     // methods we could use
     void Initialize(std::string fileName);
     Problem& operator =(const Problem& prob);
     bool operator ==(const Problem &prob) const;
     void setCapacity(int capacity);
     void setDimension(int dimension);
     void setNumOfTrucks(int dimension);
     void setCoordinates(std::vector<vec2> coordinates);
     void setEdges(std::vector<Edge> edges);
     int getCapacity();
     int getDimension();
     int getNumOfTrucks();
     std::vector<vec2>& getCoordinates();
     std::vector<Edge>& getEdges();
     int capacity;
     int dimension;
     int numOfTrucks;
     std::vector<vec2> coordinates;
     std::vector<Edge> edges;
```

To decode the format of the inputs, we created a special class, a controller named Init where the main function is LoadProblem that is responsible for taking the file name and this pointer (Problem object) and setting the fields to its correct values by reading line after line from the file.

• I couldn't include the implementation of the functions in the report here because the cpp file is about a 100 lines, it will be submitted and it exists on the GitHub.

We created another class names vec2 where it have two main fields: X and Y that leads to the position of current city. We also added another field named index for the print function in the future, and another field named capacity which tell us the capacity of the current city.

```
Bclass vec2 {

public:
    int x;
    int y;
    int demand;
    int index;

    // constructors
    vec2();
    vec2(int x, int y);

    // operators
    vec2 operator+(vec2& v);
    vec2 operator+(vec2& v);
    vec2& operator-(vec2& v);
    vec2& operator-(vec2& v);
    vec2& operator-(const vec2& v);
    vec2& operator-(const vec2& v);
    vec3& operator-(const vec2& v);

    vec3& operator-(const vec2& v);

    vec3& operator-(vec2& v);

    vec4 operator-(const vec2& v);

    vec3 operator-(vec2& v);

    vec3 operator-(const vec2& v);

    vec3 operator-(const vec2& v);

    vec4 operator-(const vec2& v);

    vec3 operator-(vec2& v);

    vec4 operator-(vec2& v);

    vec3 operator-(vec2& v);

    vec4 operator-(vec2& v);

    vec4 operator-(vec2& v);

    vec4 operator-(vec2& v);

    vec4 operator-(vec2& v);

    vec5 operator-(vec2& v);

    vec6 operator-(vec2& v);

    vec7 operator-(vec2& v);

    vec8 operator-(vec2& v);

    vec9 operator-(vec9& v);

    vec9 op
```

For design patters purposes, in the main class we created a global problem object, the user can choose which problem to choose by changing the value of the problem that exists as a define, after choosing the problem we initialize the fields by calling the function described above, then we find the best path by the algorithms described in the assignment.

```
// choose local search algorithm or genetic algorithm // choose one of the local search algorithms
 #define MetaHeuristicAlgorithm
                                                         // polluting global namespace, but hey...
 using namespace std;
 Problem myProblem;
□void InitProblem()
     switch (problem)
     case 1:
        myProblem.Initialize("problem1.txt");
         myProblem.Initialize("problem2.txt");
         myProblem.Initialize("problem3.txt");
         myProblem.Initialize("problem4.txt");
      case 5:
         myProblem.Initialize("problem5.txt");
         myProblem.Initialize("problem6.txt");
        myProblem.Initialize("problem7.txt");
Output
```

2- All the problems are in the GitHub under the name problems.

```
h problem
  problem0.txt - Notepad
                                                                                               File Edit Format View Help
NAME : E-n5-k2
 COMMENT: (Christophides and Eilon, Min no of trucks: 2, Optimal value: 80.46)
5 TYPE : CVRP
DIMENSION : 5
EDGE_WEIGHT_TYPE : EUC_2D
CAPACITY : 10
 NODE_COORD_SECTION
 100
5 2 0 10
5 3 -10 10
 4 0 -10
 5 10 -10
 DEMAND_SECTION
 1 0
 2 3
 3 3
 4 3
 5 3
 DEPOT_SECTION
  -1
 EOF
```

And the output we got is:

3- Simulated Annealing Algorithm: the heuristic was simply the minimal cost. Each state was a solution of its own, we generate a random permutation of N indices where N is the dimension, then for each truck we calculate its tour till they can no longer visit another city. we would generate a random neighbor, by choosing a 2 random indices of our current permutation and swap them we would have another solution, we calculate it's cost, we move to this state depending on the probability of the simulated annealing algorithm and the temperature by using the cost of the solution.

<u>Tabu Search Algorithm:</u> the heuristic we used is a mix between **KNN and minimal cost**, for each solution we generate neighbors and take the nearest one to the optimal, then adding it to the tabu list.

Ant Colony Optimization Algorithm: the heuristic function we used was the **visibility** where visibility is equal to 1/(distance between 2 cities). Each state here is a city.

<u>Genetic Algorithm:</u> the heuristic we used was **the cost of the solution** where in the genetic algorithms we used the term fitness and it equals to the cost of the solution.

4- The algorithms implementation is in the source files that will be submitted.

Simulated Annealing Algorithm implementation exists in SimulatedAnnealing.cpp file.

The pseudo code we used is:

```
• Let s = s_0

• For k = 0 through k_{\max} (exclusive):

• T \leftarrow temperature( (k+1)/k_{\max} )

• Pick a random neighbour, s_{\text{new}} \leftarrow neighbour(s)

• If P(E(s), E(s_{\text{new}}), T) \geq \text{random}(0, 1):

• s \leftarrow s_{\text{new}}

• Output: the final state s
```

Tabu search Algorithm implementation exists in TabuSearch.cpp file. The pseudo code we used is:

```
1 sBest ← s0
 2 bestCandidate ← s0
 3 tabuList ← []
4 tabuList.push(s0)
5 while (not stoppingCondition())
        sNeighborhood ← getNeighbors(bestCandidate)
bestCandidate ← sNeighborhood[0]
8
        for (sCandidate in sNeighborhood)
9
            \textbf{if ((not tabuList.contains(sCandidate)) and (fitness(sCandidate)) } fitness(bestCandidate)))) \\
10
                 bestCandidate \leftarrow sCandidate
        end
        if (fitness(bestCandidate) > fitness(sBest))
             sBest ← bestCandidate
16
        tabuList.push(bestCandidate)
17
       if (tabuList.size > maxTabuSize)
18
             tabuList.removeFirst()
        end
19
20 end
21 return sBest
```

Ant Colony Optimization Algorithm implementation exists in AntColonyOptimization.cpp file.

The pseudo code we used is described in the lecture's slides.

Genetic Algorithm implementation exists in GeneticAlgorithm.cpp file. We changed the ga_struct that it contains a permutation and an object of solution and we removed the string field, the crossovers we used is PMX and OX, the mutation we used is the exchange(swap) mutation and insertion mutation. We implemented all the select methods we learnt.

5- The Minimal Cost Heuristic used in Simulated Annealing Algorithm:
In this way we can estimate the closest solution to the optimal every
time we are moving forward another state. In the CVRP problem we
want the lowest cost so this heuristic help us to get closer to our optimal
solution.

KNN and minimal cost Heuristic used in Tabu Search Algorithm:

Using this heuristic helped us to take from the many states we produce, the best state possible we could find and that is the nearest one to the optimal ,this helped us to get to the optimal in the most efficient way.

Visibility Heuristic used in Ant Colony Optimization Algorithm:

Using this heuristic helps us to choose the best possible edge that can get us to the optimal solution, the higher the distance between two cities give us lower visibility and then the probability to choose this edge will be low.

The cost of the solution Heuristic used in Genetic Algorithm:

This heuristic helps us to choose the best possible gene of the current generation we produce that has the best fitness .

6- The output using the simulated annealing algorithm:

The output using the tabu search algorithm:

The output using the Ant Colony Optimization algorithm:

The output using the genetic algorithm:

Part B:

7- Problem Name: E-n22-k4

Simulated Annealing Algorithm:

```
C\ArtificialIntelligenceLab\ArtificialIntelligenceLab\CVRP\x64\Release\CVRP.exe — X

<375.28 0

**0 16 19 21 14 0

**0 9 7 5 2 1 6 0

**0 10 8 3 4 11 13 0

**0 12 15 18 20 17 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0

**0 0
```

```
C:\ArtificialIntelligenceLab\ArtificialIntelligenceLab\CVRP\Release\CVRP.exe
                                                                                                                                                  X
375.28 0
09752160
0 13 11 4 3 8 10 0
0 17 20 18 15 12 0
0 14 21 19 16 0
00
00
0 0
0 0
00
0 0
00
0000
0 0
00
Clock Ticks: 27.982s
Time Elapsed: 27.9826s
```

Tabu Search algorithm:

```
C:\ArtificialIntelligenceLab\ArtificialIntelligenceLab\CVRP\Release\CVRP.exe
                                                                                                                                             X
A375.28 0
0 9 7 5 2 1 6 0
to 13 11 4 3 8 10 0
0 17 20 18 15 12 0
00 14 21 19 16 0
00
0 0
0 0
a 0 0
0 0
0 0
0 0
V0 0
0 0
10 0
0 0
0 0
 00
 Clock Ticks: 9.663s
 Time Elapsed: 9.66403s
```

```
C:\ArtificialIntelligenceLab\ArtificialIntelligenceLab\CVRP\Release\CVRP.exe
                                                                                                                                                                              375.28 0
0 6 1 2 5 7 9 0
0 13 11 4 3 8 10 0
0 17 20 18 15 12 0
0 14 21 19 16 0
0 0
0 0
0 0
0 0
0 0
0 0 0 0 0
0 0
0 0
0 0
0 0
0 0
Clock Ticks: 7.798s
Time Elapsed: 7.79842s
```

```
Clock Ticks: 13.375s
Time Elapsed: 13.3761s
```

ACO algorithm:

```
Clock Ticks: 0.142s
Time Elapsed: 0.143892s
```

Genetic algorithm:

Problem Name : E-n33-k4 Simulated Annealing Algorithm:

Tabu search algorithm:

ACO algorithm:

Genetic algorithm:

Problem Name : E-n51-k5

Simulated Annealing Algorithm:

Tabu search algorithm:

ACO algorithm:

Genetic algorithm:

Problem Name : E-n76-k10

Simulated Annealing Algorithm:

Tabu search algorithm:

ACO algorithm:

```
 \blacksquare \  \  \text{C:} \land \text{Release} \land \text{CVRP.x64} \land \text{Release} \land \text{CVRP.exe} 
                                                                                                                                                              X
0 27 52 34 46 67 75 0
0 68 6 51 17 33 73 1 62 0
0 28 74 48 47 21 61 22 0
0 64 42 41 43 23 56 16 63 0
0 3 44 32 40 12 58 72 0
0 39 9 25 55 18 50 24 49 0
 0 2 30 45 29 54 19 8 35 0
 0 7 53 14 59 66 65 0
 0 10 38 11 31 26 0
 0 13 57 15 20 37 5 36 69 71 60 70 0
0 4 0 0 0
0 0
0 0
0 0
0 0
 0 0
 0 0
 0 0
 0 0
 Clock Ticks: 38.304s
 Time Elapsed: 38.3045s
```

Genetic algorithm:

Problem Name : E-n76-k8

Simulated Annealing Algorithm:

Tabu search algorithm:

ACO algorithm:

Genetic algorithm:

Problem Name : E-n101-k8

Simulated Annealing Algorithm:

Tabu search algorithm:

ACO algorithm:

Genetic algorithm:

Problem Name : E-n101-k14

Simulated Annealing Algorithm:

Tabu search algorithm:

ACO algorithm:

Genetic algorithm:

<u>הערה:</u> עבור כל אחד מהאלגורתים ועבור כל אחת מהבעיות , אנחנו נתנו להם לרוץ מספיק זמן עד שיימצאו את הפתרון האופטימלי ולא רצינו לתת להם מעט זמן ממה שהם צריכים כדי שהבעיה תהפוך ליותר מעניינת ונצליח להגיע כמה שקרוב לפתרון האופטמלי

Problem	Optimal	Algorithm	Did we	Solution	How far	CPU	Elapsed
Name	Value	Name	find	Cost	the	Time	Time
			solution		solution	(seconds)	(seconds)
			in time		from the		
			(Yes/No)		optimal		
E-n5-k2	80.46	Simulated	Yes	80.46	0	6.47	6.4709
		Annealing					
E-n5-k2	80.46	Tabu Search	Yes	80.46	0	4.142	4.14268
E-n5-k2	80.46	ACO	Yes	80.46	0	0.016	0.0158516
E-n5-k2	80.46	Genetic Algorithm	Yes	80.46	0	3.525	3.52786
E-n22-k4	375	Simulated Annealing	Yes	375.28	0.28	15.862	15.8625
E-n22-k4	375	Tabu Search	Yes	375.28	0.28	9.663	9.66403
E-n22-k4	375	ACO	Yes	378.923	3.643	0.31	0.310838
E-n22-k4	375	Genetic Algorithm	Yes	383.517	8.237	26.478	26.4793
E-n33-k4	835	Simulated Annealing	Yes	856.97	21.97	30.616	30.6183
E-n33-k4	835	Tabu Search	Yes	849.078	14.078	10.511	10.5117
E-n33-k4	835	ACO	Yes	876.962	41.962	0.738	0.738702
E-n33-k4	835	Genetic Algorithm	Yes	889.318	54.318	31.387	31.3877
E-n51-k5	521	Simulated Annealing	Yes	599.851	78.851	64.356	64.3572
E-n51-k5	521	Tabu Search	Yes	606.768	85.768	26.506	26.506
E-n51-k5	521	ACO	Yes	637.239	116.239	2.308	2.30835
E-n51-k5	521	Genetic	Yes	727.824	206.824	77.401	77.4029
		Algorithm					
E-n76-k10	832	Simulated	Yes	951.999	119.999	128.434	128.435
		Annealing					
E-n76-k10	832	Tabu Search	Yes	1056.72	224.72	55.886	55.8871
E-n76-k10	832	ACO	Yes	993.203	161.203	38.304	38.3045

E-n76-k10	832	Genetic Algorithm	Yes	1321.91	489.91	71.578	71.5793
E-n76-k8	735	Simulated Annealing	Yes	806.926	71.926	50.532	50.5326
E-n76-k8	735	Tabu Search	Yes	936.51	201.51	20.311	20.3111
E-n76-k8	735	ACO	Yes	890.821	155.821	40.075	40.0749
E-n76-k8	735	Genetic Algorithm	Yes	1269.24	534.24	90.115	90.1157
E-n101-k8	817	Simulated Annealing	Yes	1020.13	203.13	75.377	75.3775
E-n101-k8	817	Tabu Search	Yes	1170.5	353.5	31.762	31.7626
E-n101-k8	817	ACO	Yes	1044.36	227.36	162.079	162.08
E-n101-k8	817	Genetic Algorithm	Yes	1513.97	696.97	114.874	114.876
E-n101-k14	1077	Simulated Annealing	Yes	1279.85	202.85	90.126	90.1264
E-n101-k14	1077	Tabu Search	Yes	1478.71	401.71	78.233	87.2339
E-n101-k14	1077	ACO	Yes	1322.59	245.59	314.961	314.961
E-n101-k14	1077	Genetic Algorithm	Yes	1759.28	682.28	185.032	185.034

9-

Algorithm	Space Complexity			
Simulated Annealing	O(DIMENSION)			
Tabu Search	O(DIMENSION * TABU SIZE)			
ACO	O(DIMENSION^2 * (#ants))			
Genetic Algorithm	O(POPSIZE * DIMENSION) + O(#iterations)			

כאשר ה- DIMENSION הוא מספר הערים שקיבלנו כקלט.

הסבר:

:SIMULATED ANNEALING

השתמשנו בווקטור של מערכים כאשר גודל הווקטור הוא לכל היותר 20 שהוא מספר המשאיות לכן (0(1) וגודל המערך עבור כל אחד מהמערכים בווקטור זה (ששמרנו בו את הערים שביקרנו עבור כל משאית) הכי גדול שיכול להיות הוא כגודל ה

:TABU SEARCH

השתמשנו בווקטור של מערכים מספר קבוע של פעמים, שמרנו גם ווקטור של ווקטור של מערכים שבו איחסנו את השכנים של הפתרון, במקרה שלנו עשינו 30 שכן לכן עדיין הסיבכיות היא (DIMENSION) עד כה, אחרי זה יצרנו מערך (TABU) בגודל של TABU SIZE והכנסנו לו כל פעם מצב שהוא בגודל O(DIMENSION) לכן בס"הכ יהיה לנו סיבכיות מקום של (DIMENSION)

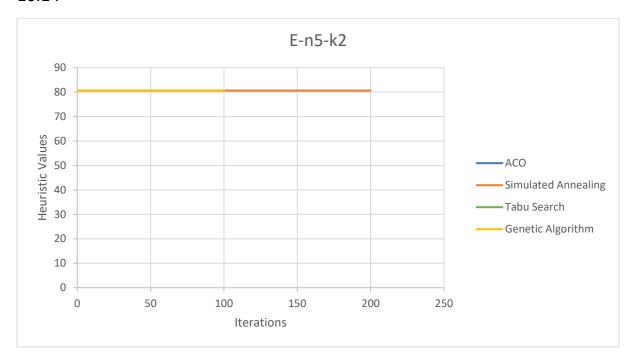
: ACO

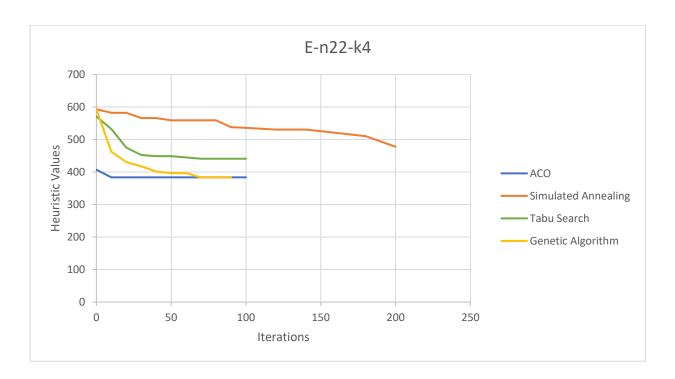
השתמשנו במערך בגודל מספר הקשתות שבגרף שלנו כדי לעדכן את ה O(DIMENSION^2) עבור הקשתות ,גודל כל איבר הוא O(1) לכן (O(1) לכן (O(1) PHERMONE בגודל האודל מספר ה ANT שרוצים, כל ANT יש לה מערך TABU בגודל (DIMENSION) כדי לדעת איפה היא ביקרה, יש לה PHERMONE בגודל (FLOAT מגודל (O(1) , יש לא מערך של EDGES כדי לדעת באיזה קשתות היא ביקרה לכן (O(DIMENSION^2) וגם יש לה O(DIMENSION) לכן גודל שהוא מגודל (O(DIMENSION) כמו שהוסבר ב SIMULATED ANNEALING לכן גודל כל ANT הוא (DIMENSION) + O(1) + O(DIMENSION) + O(DIMENSION) לכן בס"הכ יהיה לנו סיבכיות מקום :

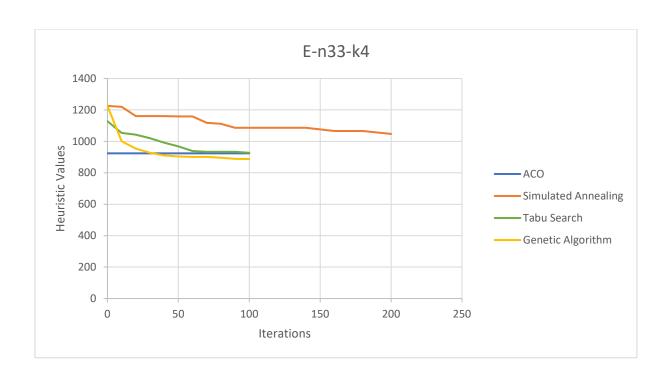
O(DIMENSION^2) * #ANTS + O(DIMENSION^2) = O(DIMENSION^2)*#ANTS
:Genetic Algorithm

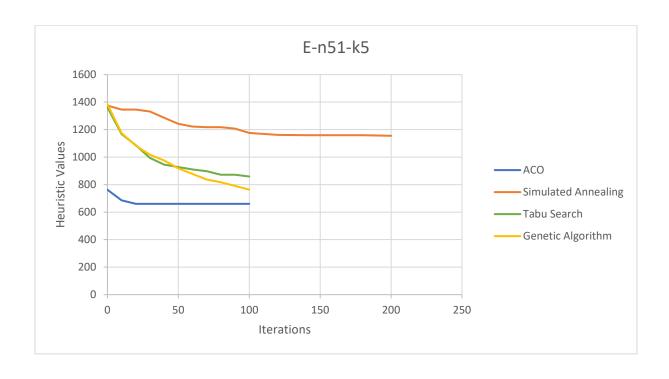
כל CITEZEN יש לו ווקטור של מערכים לכן (O(DIMENSION) וגם מערך עזר (בשבילי) של CITIES לכן (O(DIMENSION) וגם משתה AGE ו משתנה O(DIMENSION) לכן (CITIES לכן (D(TIES שומר בו את ה AVERAGES בגודל (O(1) , גם יש לי שני וקטורים מסוג FLOAT ששומר בו את ה GENERATION בכל DEVIATION כלומר כגודל האיטרציות לכן בס"הכ יהיה לנו O(POPSIZE * DIMENSION) + O(#iterations)

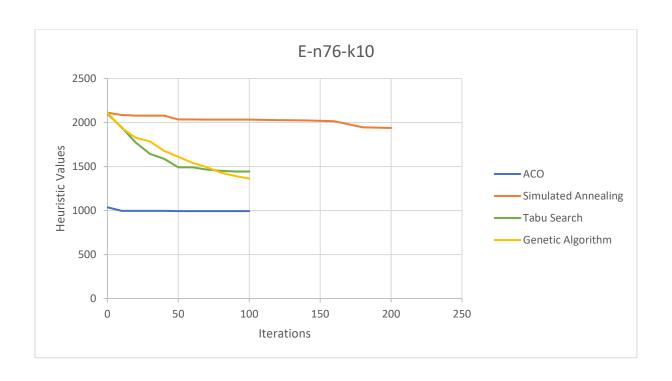
10.1:

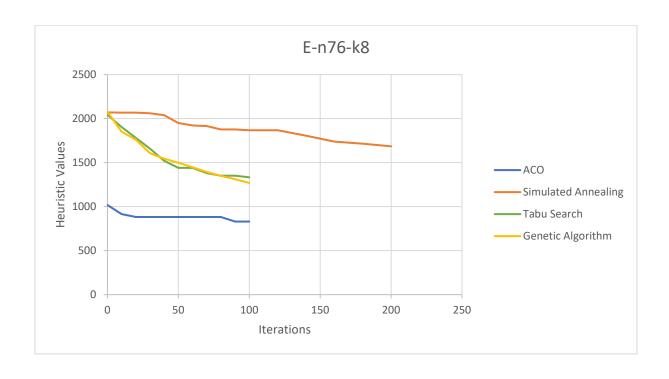


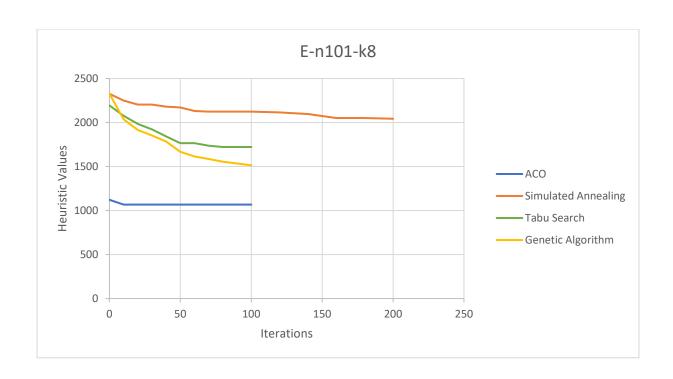


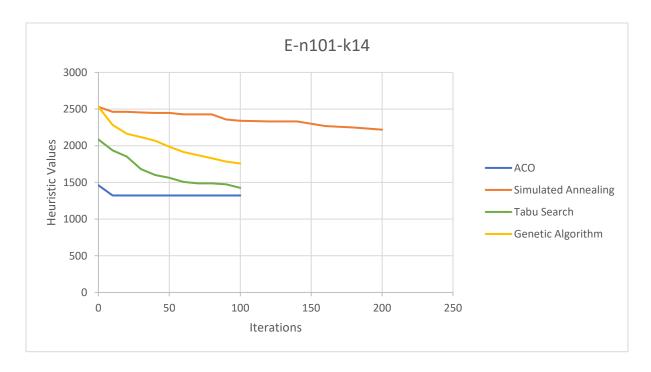




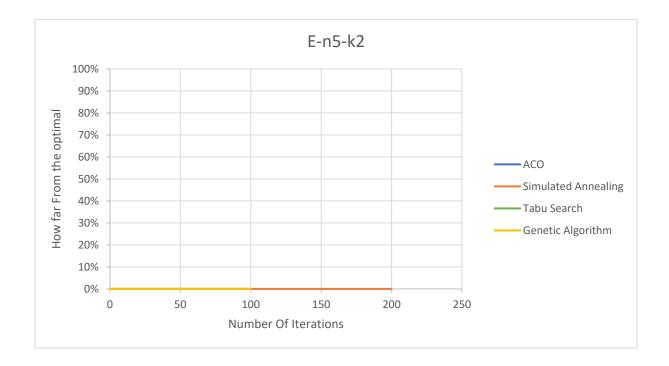


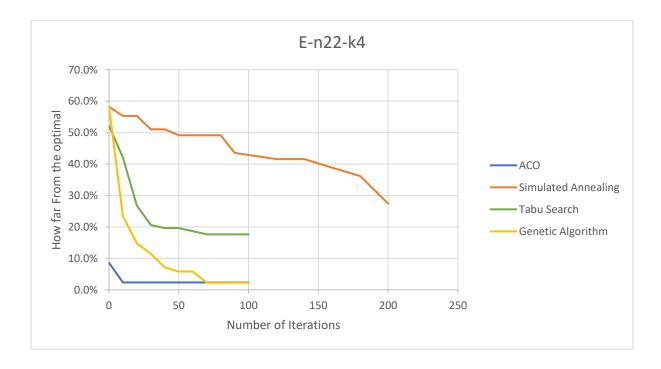


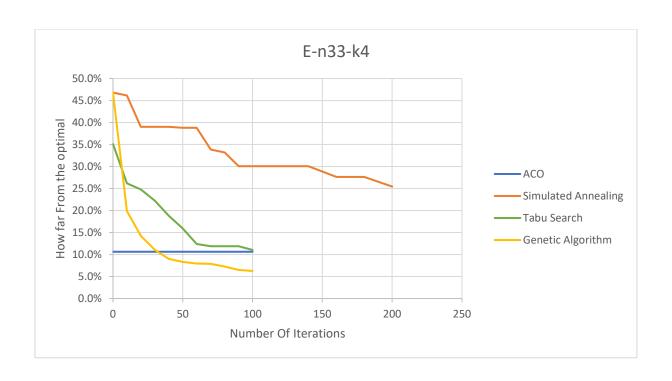


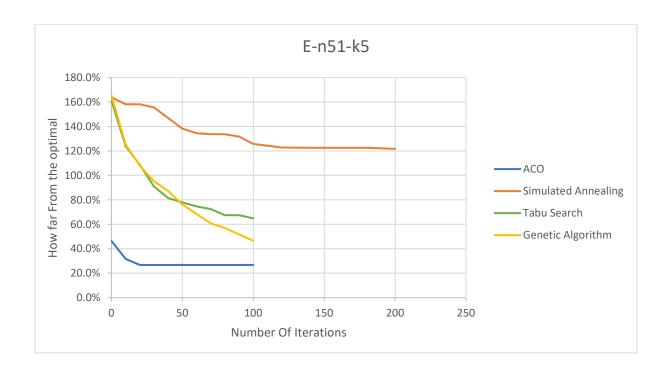


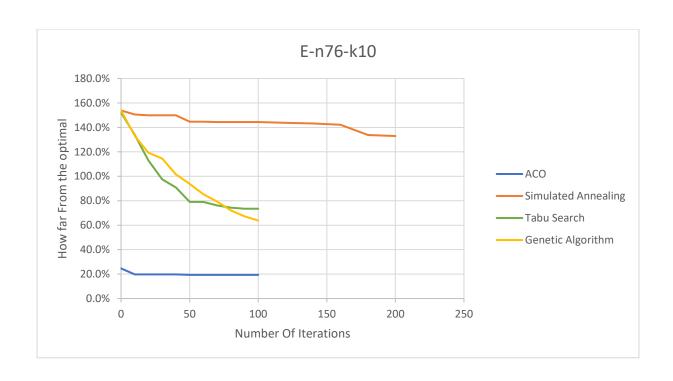
10.2:

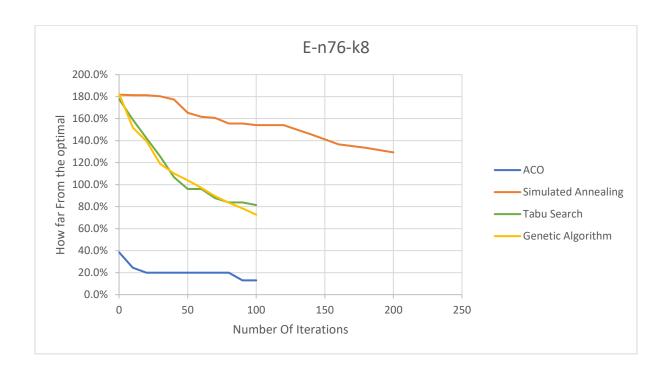


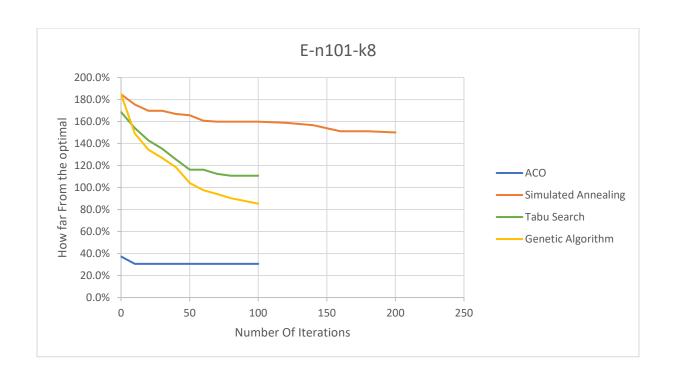


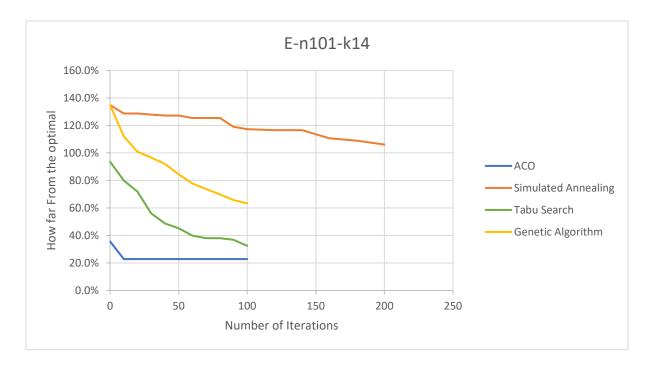












11- קודם כל, אנחנו יכולים להגיד עבור כל האלגורתמים שככל שהבעיה הולכת וגדלה , אז אנחנו מתרחקים יותר ויותר מהפתרון האופטמלי , למשל עבור אלגוריתם TABU SEARCH , בהתחלה על הבעיה שהיא "צעצוע" , הוא נגע בדיוק בפתרון האופטימלי ואילו על בעיות יותר גדולות היה רחוק יחסית מהאופטימלי .

אלגוריתם SIMULATED ANNEALING:

אלגוריתם זה נותן לנו את התוצאה הטובה ביותר על בעיות גדולות אבל על בעיות קטנות הוא לא אכן כך , אנחנו מניחים שתוצאה זו לא כי אלגוריתם זה יותר טוב משאר האלגורתמים אלה כי נתנו לו לרוץ על יותר איטרציות ואנחנו עשינו את זה כי הוא יותר מהיר משאר האלגורתמים.

:TABU SEARCH אלגוריתם

אלגוריתם זה הוא הכי טוב על בעיות קטנות אבל על בעיות גדולות הוא יחסית פחות טוב , אני חושב שזה בגלל העובדה שלפעמים הוא לוקח מצב שהוא לא משפר ועבור בעיות גדולות זה ישפיע על הכיוון של מציאת פתרון אופטמלי כלומר שהדרך לפתרון האופטמלי היא לא דווקא מהפתרון "הגרוע" שהוא לקח.

:ACO אלגוריתם

אנחנו באופן אישי היינו מעדיפים אלגוריתם זה כי גם על בעיות גדולות וגם על בעיות קטנות הוא יחסית קרוב לפתרון האופטמלי . אלגוריתם זה למרות שנותנים לו לרוץ מעט איטרציות (100 לעומת 1000000 ב SIMULATED) הוא עדיין קרוב לפתרון האופטמלי.

:GENETIC אלגוריתם

אלגוריתם זה הוא הכי פחות יעיל משאר האלגורתמים , גם לוקח יותר זמן וגם מגיע יותר רחוק מהפתרון האופטימלי משאר האלגוריתמים, אז אני מניח שלא הייתי הולך להשתמש בו)

12- לפי הגרפים אנו רואים שככל שהבעיה הולכת וגדלה , אז כל האלגורתים לוקחים יותר זמן.

:SIMULATED ANNEALING אלגוריתם

אפשר להגיד שעל בעיות קטנות הוא רץ זמן "סביר" והוא כן מחזיר פתרון קרוב לאופטמלי אבל על בעיות יותר רציניות הוא נותן לנו פתרונות טובות והוא רץ בזמן יותר טוב מ ה ACO ו הGENETIC לכן בגלל שהוא רץ בזמן מהר אנחנו ננצל את זה ונותנים לו לרוץ יותר איטרציות (1000000 איטרציה).

:TABU SEARCH אלגוריתם

אלגוריתם זה הוא הכי מהיר גם על בעיות גדולות וגם על בעיות יותר קטנות, אבל על בעיות גדולות הוא לא מחזיר לנו את הפתרון הכי טוב לעומת בעיות קטנות שהוא כן מחזיר.

:ACO אלגוריתם

שמנו לב שאלגוריתם זה מאוד תלוי בגודל הבעיה, למשל לפי הגרפים, על בעיות קטנות הוא לוקח פחות זמן משאר האלגורתמים ואלו עבור בעיות גדולות הוא ייקח יותר זמן מה TABU SEARCH ו ה SIMULATED ANNEALING.

:GENETIC אלגוריתם

אלגוריתם זה לוקח זמן יותר מכל אלגוריתם אחר גם על בעיות גדולות וגם על בעיות קטנות אבל על בעיות גדולות אם לא מקצים לו זמן ארוך יכול להיות שהוא לא יוכל לסיים ולמצוא פתרון.