Tugas Besar 1

IF3070 Dasar Inteligensi Artifisial

Pencarian Solusi Diagonal Magic Cube dengan Local Search

Dosen Pengampu: Dr. Nur Ulfa Maulidevi, S.T, M.Sc.



Oleh:

Syakira Fildza Nazhifan	18222012
Nicolaas Heru Dreandachrista	18222050
Ardra Rafif Sahasika	18222134
Timothy Haposan Simanjuntak	18222137

Kelompok 37

PROGRAM STUDI SISTEM DAN TEKNOLOGI INFORMASI SEKOLAH TEKNIK ELEKTRO DAN INFORMATIKA INSTITUT TEKNOLOGI BANDUNG 2024

Deskripsi Persoalan

Tugas ini mengharuskan peserta menyelesaikan permasalahan *Diagonal Magic Cube* berukuran 5x5x5. *Diagonal Magic Cube* adalah sebuah kubus yang tersusun dari angka-angka unik dari 1 hingga n^3 (dalam kasus ini 1 hingga 125, karena n = 5) tanpa pengulangan. Kubus ini harus memenuhi beberapa properti khusus yang berkaitan dengan *Magic Number*.

Magic Number adalah suatu nilai khusus yang menjadi target jumlah angka-angka dalam kubus, tetapi angka ini tidak termasuk di dalam angka-angka yang harus dimasukkan ke dalam kubus. Properti yang harus dipenuhi oleh Magic Cube adalah:

- 1. Jumlah angka-angka dalam setiap baris pada kubus harus sama dengan Magic Number.
- 2. Jumlah angka-angka dalam setiap kolom pada kubus harus sama dengan Magic Number.
- 3. Jumlah angka-angka dalam setiap tiang (depth/level) pada kubus harus sama dengan Magic Number.
- 4. Jumlah angka-angka dalam setiap diagonal ruang (diagonal 3D) pada kubus harus sama dengan *Magic Number*.
- 5. Jumlah angka-angka dalam setiap diagonal pada potongan bidang 2D dari kubus juga harus sama dengan *Magic Number*.

Tugas peserta adalah untuk memulai dari initial state berupa susunan acak angka 1 hingga 125 di dalam kubus 5x5x5. Dalam setiap iterasi algoritma *local search*, peserta diperbolehkan melakukan satu langkah, yaitu menukar posisi dua angka pada kubus. Untuk *genetic algorithm*, peserta boleh menukar lebih dari dua angka dalam satu iterasi.

Tujuan utama dari tugas ini adalah untuk mencari solusi yang memenuhi semua properti dari Diagonal Magic Cube, di mana semua jumlah pada baris, kolom, tiang, diagonal, dan potongan bidang 2D sama dengan Magic Number. Peserta akan mengimplementasikan tiga algoritma local search untuk menyelesaikan masalah ini, di antaranya:

- 1. Hill-climbing with Sideways Move
- 2. Simulated Annealing
- 3. Genetic Algorithm

Peserta juga diminta untuk menjelaskan *objective function* yang digunakan, menggambarkan bagaimana setiap algoritma bekerja untuk mencari solusi yang *feasible*, serta memberikan analisis mengenai algoritma mana yang terbaik dan mengapa.

Pembahasan

A. Pemilihan Objective Function

Magic cube 5x5x5 adalah perpanjangan tiga dimensi dari magic square dengan sebuah prinsip yaitu penjumlahan antara angka di row, column, level, dan diagonal adalah sama. Cara untuk menghitung magic constant adalah sebagai berikut:

$$M = \frac{n(n^3+1)}{2}$$

Keterangan:

- 1. M adalah magic constant
- 2. N adalah dimensi dari magic cube

Berdasarkan formula tersebut, didapatkan *magic constant/* konstanta ajaib untuk dimensi 5x5x5 adalah 315. Lalu, *magic constant* ini akan digunakan dalam menentukan fungsi objektif. Fungsi objektif yang akan digunakan adalah fungsi yang mencoba meminimalisasi selisih antara jumlah setiap *row, column, level,* dan *diagonal* dengan konstanta ajaib yaitu 315. Berikut adalah formula yang akan kami gunakan

1. Menghitung error pada setiap baris:

$$f(x) row = \sum_{i=1}^{5} \sum_{k=1}^{5} \left| \sum_{j=1}^{5} x[i][j][k] - 315 \right|$$

2. Menghitung error pada setiap kolom:

$$f(x) column = \sum_{i=1}^{5} \sum_{k=1}^{5} \left| \sum_{i=1}^{5} x[i][j][k] - 315 \right|$$

3. Menghitung error pada setiap level (vertikal):

$$f(x) level = \sum_{j=1}^{5} \sum_{j=1}^{5} \left| \sum_{k=1}^{5} x[i][j][k] - 315 \right|$$

4. Menghitung error pada diagonal ruang:

$$f(x) \ space \ diagonal = \left| \sum_{i=1}^{5} x[i][i][i] - 315 \right| + \left| \sum_{i=1}^{5} x[i][i][6 - i] - 315 \right| + \left| \sum_{i=1}^{5} x[6 - i][6 - i][i] - 315 \right| + \left| \sum_{i=1}^{5} x[6 - i][6 - i][6 - i] - 315 \right|$$

5. Menghitung error pada diagonal bidang potongan sejajar sumbu i:

$$f(x) \ diagonal \ i = \sum_{i=1}^{5} \left| \sum_{j=1}^{5} x[i][j][j] - 315 \right| + \sum_{i=1}^{5} \left| \sum_{j=1}^{5} x[i][j][6 - j] - 315 \right|$$

6. Menghitung error pada diagonal bidang potongan sejajar sumbu j:

$$f(x) \ diagonal \ j = \sum_{j=1}^{5} \left| \sum_{i=1}^{5} x[i][j][i] - 315 \right| + \sum_{i=1}^{5} \left| \sum_{j=1}^{5} x[i][j][6 - i] - 315 \right|$$

7. Menghitung error pada diagonal bidang potongan sejajar sumbu k:

$$f(x) \ diagonal \ k = \sum_{j=1}^{5} \left| \sum_{i=1}^{5} x[i][i][k] - 315 \right| + \sum_{i=1}^{5} \left| \sum_{j=1}^{5} x[i][6 - i][k] - 315 \right|$$

Total Objective Function

$$f(x) \ all = f(x) \ row + f(x) \ column + f(x) \ level + f(x) \ space \ diagonal + f(x) \ diagonal \ i + f(x) \ diagonal \ j + f(x) \ diagonal \ k$$

Keterangan:

- 1. f(x) adalah fungsi yang memiliki nilai total dari selisih absolut antara jumlah elemen dengan konstanta ajaib
- 2. Indeks i, j, k, adalah penanda posisi elemen-elemen dalam kubus 3 dimensi yaitu baris, kolom, dan level.
- 3. x[i][j][k] merujuk pada elemen spesifik pada posisi i, j, k
- 4. Tanda mutlak/absolut digunakan sebagai inisiasi penghindaran angka negatif pada pengurangan nilai di dalam tanda tersebut.

B. Penjelasan Implementasi Algoritma Local Search

B.1 Hill-Climbing with Sideways Move

C.1.1 Deskripsi Fungsi/Kelas

Tipe	Nama Fungsi	Deskripsi
Function	main	Fungsi utama program. Menginisialisasi kubus, mengevaluasi nya, dan secara iteratif meningkatkan fitness kubus menggunakan algoritma sideways hill climbing untuk meminimalkan kesalahan. Menampilkan kondisi awal dan akhir serta mencatat performa.
Function	initialize_cube	Menginisialisasi kubus 3D (5x5x5) dengan angka unik dari 1 hingga TOTAL_NUMBERS, disusun secara acak. Menggunakan metode pengacakan untuk mengisi kubus dengan angka-angka secara acak.
Function	print_cube	Menampilkan kubus 5x5x5 dalam format yang mudah dibaca, lengkap dengan garis pembatas dan judul untuk setiap lapisan (slice). Berguna untuk visualisasi kondisi terkini kubus.
Function	evaluate	Menghitung fitness score dari kubus, yaitu selisih dari target "magic number" untuk setiap baris, kolom, dan diagonal. Digunakan untuk menentukan seberapa dekat kubus dengan konfigurasi ideal.
Function	swap	Menukar dua nilai integer, digunakan untuk menghasilkan tetangga baru dalam proses hill climbing.
Function	generate_all_neighbors	Menghasilkan dan mengevaluasi semua kemungkinan tetangga dari kubus saat ini dengan menukar elemen-elemen. Memperbarui konfigurasi terbaik jika ditemukan tetangga yang lebih baik atau setara (dengan mempertimbangkan pergerakan sideways).
Function	copy_cube	Menyalin isi dari satu kubus ke kubus lain. Berguna untuk menjaga kondisi kubus saat ini dan yang terbaik selama proses optimisasi.
Function	Konstanta	N mendefinisikan ukuran kubus; TOTAL_NUMBERS adalah jumlah total nilai unik dalam kubus; MAGIC_NUMBERadalah target jumlah untuk setiap baris, kolom, dan diagonal; MAX_SIDEWAYS_MOVES adalah batas

maksimal pergerakan sideways yang diperbolehkan sebelum berhenti.

C.1.2 Source Code

```
include <stdio.h>
void swap(int *a, int *b);
void generate_all_neighbors(int cube[N][N][N], int best_cube[N][N][N],
void copy_cube(int src[N][N][N], int dest[N][N][N]);
  int sideways_moves = 0;
  if (fptr == NULL) {
  print cube(current cube);
```

```
int iterations = 0;
   generate_all_neighbors(current_cube, best_cube, &best_error);
       copy cube(best cube, current cube);
    else if (best_error == current_error && sideways_moves <</pre>
       copy_cube(best_cube, current_cube);
       sideways_moves++; // Increment sideways move counter
   fprintf(fptr, "%d %d\n", iterations, current_error);
fclose(fptr);
```

```
double duration = (double)(end time - start time) / CLOCKS PER SEC;
   swap(&numbers[i], &numbers[j]);
```

```
printf("%3d | ", cube[i][j][k]);
printf("\n");
   sum += cube[i][j][k];
   sum += cube[i][j][k];
```

```
for (int j = 0; j < N; j++) {
error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
    error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
```

```
error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
void swap(int *a, int *b) {
void generate_all_neighbors(int cube[N][N][N], int best_cube[N][N][N],
  copy_cube(cube, temp_cube);
0); k2 < N; k2++) {
                           swap(&temp_cube[i1][j1][k1],
&temp_cube[i2][j2][k2]);
                           int neighbor_error = evaluate(temp_cube);
```

```
copy_cube(temp_cube, best_cube);
                           swap(&temp_cube[i1][j1][k1],
&temp cube[i2][j2][k2]);
void copy_cube(int src[N][N][N], int dest[N][N][N]) {
```

B.2 Simulated Annealing

B.2.1 Deskripsi Fungsi/Kelas

Tipe	Nama Fungsi	Deskripsi
Fungsi	main()	Fungsi utama untuk menjalankan algoritma dan skema keseluruhan
Fungsi	initialize_cube(int cube[N][N][N])	Menginisiasi kubus 3D dengan angka random dar 1 hingga TOTAL_NUMBER.
Fungsi	print_cube(int cube[N][N][N])	Melakukan display kubus 3D dengan format terstruktur dan pembagian tiap lapisan
Fungsi	evaluate(int	Menghitung objective function dengan

	cube[N][N][N])	konsep "error"
Fungsi	swap(int *a, int *b)	Menukar dua nilai integer
Fungsi	generate_random_neigh bor(int cube[N][N][N], int new_cube[N][N][N])	Membuat kubus tetangga acak dengan menyalin kubus saat ini dan melakukan pertukaran dua elemen secara acak di dalamnya.
Fungsi	copy_cube(int src[N][N][N], int dest[N][N][N])	Menyalin nilai dari satu kubus ke kubus lainnya
Fungsi	acceptance_probability(i nt current_error, int new_error, double temperature)	Menghitung probabilitas penerimaan untuk solusi yang lebih buruk berdasarkan perbedaan nilai error dan suhu saat ini. Jika solusi baru lebih buruk, fungsi ini menggunakan rumus eksponensial untuk menentukan penerimaan solusi tersebut sesuai dengan konsep simulated annealing.

B.2.2 Source Code

```
#include <stdio.h>
#include <time.h>
#include <time.h>
#include <math.h>

#define N 5
#define TOTAL_NUMBERS (N * N * N)
#define MAGIC_NUMBER (N * (TOTAL_NUMBERS + 1)) / 2
#define INITIAL_TEMPERATURE 1000.0
#define FINAL_TEMPERATURE 0.001
#define ALPHA 0.999
#define MAX_ITERATIONS 100000
#define STUCK_THRESHOLD 100 // Define how many iterations of no improvement is considered 'stuck'

// Function prototypes
void initialize_cube(int cube[N][N][N]);
void print_cube(int cube[N][N][N]);
void swap(int *a, int *b);
void generate_random_neighbor(int cube[N][N][N], int
new_cube[N][N][N]);
void copy_cube(int src[N][N][N], int dest[N][N][N]);
double acceptance_probability(int current_error, int
```

```
new error, double temperature);
int main() {
   srand(time(0));
   int current cube[N][N][N];
   int new cube[N][N][N];
   int current error, new error;
   double temperature = INITIAL TEMPERATURE;
   initialize cube(current cube);
   printf("Initial Cube:\n");
   print cube(current cube);
   printf("Initial Error: %d\n", current error);
   int stuck count = 0; // Counter for local optima "stuck"
   int no_improvement_count = 0; // To detect prolonged
   double acceptance probs[MAX ITERATIONS];
   while (temperature > FINAL TEMPERATURE) {
       iterations++;
       generate random neighbor(current cube, new cube);
       double prob = acceptance probability(current error,
new error, temperature);
       acceptance_probs[iterations - 1] = prob; // Store
        if (new error < current error || prob >
((double)rand() / RAND MAX)) {
           copy_cube (new_cube, current_cube);
```

```
current error = new error;
           no_improvement_count = 0; // Reset count as
           no improvement count++;
       if (no improvement count >= STUCK THRESHOLD) {
           stuck count++;
           no improvement count = 0; // Reset to avoid
       temperature *= ALPHA;
       if (iterations % 10000 == 0) {
           printf("Iteration %d - Current Error: %d -
[emperature: %.2f\n", iterations, current error,
temperature);
   printf("Final Cube after %d iterations:\n", iterations);
   print cube(current cube);
   printf("Final Error: %d\n", current error);
   printf("Total stuck occurrences (local optima): %d\n",
   FILE *fptr = fopen("acceptance probs.txt", "w");
   for (int i = 0; i < iterations; i++) {
       fprintf(fptr, "%d %f\n", i + 1, acceptance probs[i]);
   fclose(fptr);
   printf("Acceptance probabilities saved to
```

```
printf("Program execution time: %.2f seconds\n",
duration);
void initialize cube(int cube[N][N][N]) {
   int numbers[TOTAL NUMBERS];
       numbers[i] = i + 1;
       int j = rand() % (i + 1);
      swap(&numbers[i], &numbers[j]);
               cube[i][j][k] = numbers[idx++];
void print_cube(int cube[N][N][N]) {
   for (int i = 0; i < N; i++) {
       printf("Slice %d:\n", i + 1);
       printf(" +");
          printf("----+");
       printf("\n");
```

```
printf("%3d | ", cube[i][j][k]);
          printf("\n");
          printf(" +");
             printf("----+");
          printf("\n");
      printf("\n"); // Add a newline between slices for
int evaluate(int cube[N][N][N]) {
   int sum;
          sum = 0;
             sum += cube[i][j][k];
             sum += cube[i][j][k];
```

```
sum = 0;
           sum += cube[i][j][k];
        error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
sum = 0;
   sum += cube[i][i][i];
error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
sum = 0;
   sum += cube[i][i][N - i - 1];
error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
    sum = 0;
       sum += cube[i][j][j];
       sum += cube[i][j][N - j - 1];
   sum = 0;
        sum += cube[k][j][k];
```

```
sum = 0;
           sum += cube[N - k - 1][j][k];
       sum = 0;
           sum += cube[i][i][k];
       error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
       sum = 0;
           sum += cube[i][N - i - 1][k];
void swap(int *a, int *b) {
   int temp = *a;
   *a = *b;
   *b = temp;
void generate random neighbor(int cube[N][N][N], int
   copy cube(cube, new cube);
   int i1 = rand() % N, j1 = rand() % N, k1 = rand() % N;
```

```
swap(&new_cube[i1][j1][k1], &new_cube[i2][j2][k2]);

// Copy one cube to another
void copy_cube(int src[N][N][N], int dest[N][N][N]) {
    for (int i = 0; i < N; i++) {
        for (int j = 0; j < N; j++) {
            dest[i][j][k] = src[i][j][k];
            }
        }
    }

// Calculate the acceptance probability for worse solutions
double acceptance_probability(int current_error, int
new_error, double temperature) {
    if (new_error < current_error) {
        return 1.0;
    }
    return exp((double)(current_error - new_error) /
temperature);
}</pre>
```

B.3 Genetic Algorithm

B.3.1 Deskripsi Fungsi/Kelas

Tipe	Nama Fungsi/Kelas	Deskripsi	
Kelas	Individual	Merepresentasikan individu dalam populasi: • cube: Matriks 3D dengan dimensi 5x5x5 (int[N][N][N]) • fitness: Skor fitness dari individu	
Fungsi	initialize_cube(int cube[N][N][N])	Menginisialisasi sebuah <i>cube</i> dengan nilai unik dan acak dari 1 hingga N³	
Fungsi	evaluate(int cube[N][N][N])	Menghitung nilai objektif	
Fungsi	generate_population(Ind ividual population[], int population_size)	Menginisialisasi populasi individu secara acak dan menghitung <i>fitness</i> untuk setiap individu	
Fungsi	generate_individual(Indi	Memilih individu terbaik dari beberapa	

	vidual population[], int population_size)	individu secara acak
Fungsi	crossover(Individual *parent1, Individual *parent2, Individual *child)	Melakukan <i>crossover</i> untuk menghasilkan anak baru dari dua <i>parent</i> menggunakan metode <i>cycle crossover</i>
Fungsi	mutation(Individual *individual)	Melakukan mutasi pada suatu individu dengan menukar nilai dalam <i>cube</i>
Fungsi	find_best_individual(Individual population[], int population_size)	Menentukan individu terbaik dari suatu populasi
Fungsi	main()	Fungsi utama yang menjalankan algoritma dengan mengatur parameter (jumlah iterasi dan jumlah populasi), mengeksekusi fungsi algoritma genetika, dan melakukan <i>output</i> hasil akhir <i>cube</i>

B.3.2 Source Code

```
#include <stdio.h>
#include <stdlib.h>
void swap(int *a, int *b) {
   int temp = *a;
   *b = temp;
```

```
void initialize cube(int cube[N][N][N]) {
   int numbers[TOTAL NUMBERS];
   for (int i = 0; i < TOTAL NUMBERS; i++) {</pre>
       numbers[i] = i + 1;
       int j = rand() % (i + 1);
       swap(&numbers[i], &numbers[j]);
   int idx = 0;
               cube[i][j][k] = numbers[idx++];
int evaluate(int cube[N][N][N]) {
   int error = 0;
   int sum;
            sum = 0;
               sum += cube[i][j][k];
            error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
            sum = 0;
               sum += cube[i][j][k];
```

```
sum = 0;
           sum += cube[i][j][k];
       error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
sum = 0;
   sum += cube[i][i][i];
error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
   sum += cube[i][i][N - i - 1];
error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
   sum = 0;
       sum += cube[i][j][j];
    error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
   sum = 0;
       sum += cube[i][j][N - j - 1];
   error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
```

```
sum = 0;
           sum += cube[k][j][k];
        error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
        sum = 0;
            sum += cube[N - k - 1][j][k];
       sum = 0;
            sum += cube[i][i][k];
        error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
       sum = 0;
           sum += cube[i][N - i - 1][k];
       error += abs(sum - MAGIC NUMBER);
   return error;
void generate population(Individual population[], int
population size) {
   for (int i = 0; i < population size; i++) {</pre>
       initialize cube(population[i].cube);
       population[i].fitness = evaluate(population[i].cube);
int generate individual(Individual population[], int
population size) {
```

```
int best individual = rand() % population size;
        int competitor individual = rand() % population size;
        if (population[competitor individual].fitness <</pre>
population[best individual].fitness) {
            best individual = competitor individual;
   return best individual;
void crossover(Individual *parent1, Individual *parent2,
Individual *child) {
   int map[N * N * N] = \{0\};
   int idx = 0;
                child->cube[i][j][k] = -1;
                if (child->cube[i][j][k] == -1) {
```

```
int temp = parent1->cube[i][j][k];
                 child->cube[i][j][k] = temp;
                map[temp - 1] = 1;
            if (child \rightarrow cube[i][j][k] == -1) {
                int temp = parent2->cube[i][j][k];
                if (!map[temp - 1]) {
                     child->cube[i][j][k] = temp;
                     map[temp - 1] = 1;
                         if (!map[m]) {
                             \frac{child}{>} cube[i][j][k] = m + 1;
                             map[m] = 1;
child->fitness = evaluate(child->cube);
```

```
void mutation(Individual *individual) {
   double initial mutation rate = 0.05;
    int total mutation = N * N * N * initial mutation rate;
        int i1 = rand() % N, j1 = rand() % N, k1 = rand() %
N;
        int i2 = rand() % N, j2 = rand() % N, k2 = rand() %
N;
        int temp = individual->cube[i1][j1][k1];
        individual->cube[i1][j1][k1] =
individual->cube[i2][j2][k2];
        individual->cube[i2][j2][k2] = temp;
    individual->fitness = evaluate(individual->cube);
int find best individual(Individual population[], int
population size) {
   int best individual = 0;
    for (int i = 1; i < population size; i++) {</pre>
        if (population[i].fitness <</pre>
population[best individual].fitness) {
            best individual = i;
    return best individual;
int main() {
```

```
int population size = 100; // Set population size
   int cube[N][N][N];
    Individual population[population size];
   Individual new population[population size];
   generate population(population, population size);
   int counter = 0;
   clock t start = clock();
   int best individual = find best individual(population,
population size);
   printf("Initial Cube:\n");
                printf("%3d ",
population[best individual].cube[i][j][k]);
            printf("\n");
       printf("\n");
    printf("Initial Fitness: %d\n",
population[best individual].fitness);
   printf("Population Size: %d\n", population size);
   printf("Iterations: %d\n", iterations);
   while (counter < iterations) {</pre>
        #pragma omp parallel for
            new population[i] = population[best individual];
```

```
#pragma omp parallel for
        for (int i = 2; i < population size; i++) {</pre>
            int parent1 idx = generate individual(population,
population size);
            int parent2 idx = generate individual (population,
population size);
            crossover(&population[parent1 idx],
&population[parent2 idx], &new population[i]);
           mutation(&new population[i]);
        #pragma omp parallel for
        for (int i = 0; i < population size; i++) {</pre>
            population[i] = new population[i];
        best individual = find best individual(population,
population size);
        counter++;
        if (population[best individual].fitness == 0) {
   clock t end = clock();
   printf("Genetic Algorithm: Iterations=%d, Time=%.2f
seconds, Best Cost=%d\n", counter, (double) (end - start) /
CLOCKS PER SEC, population[best individual].fitness);
                cube[i][j][k] =
```

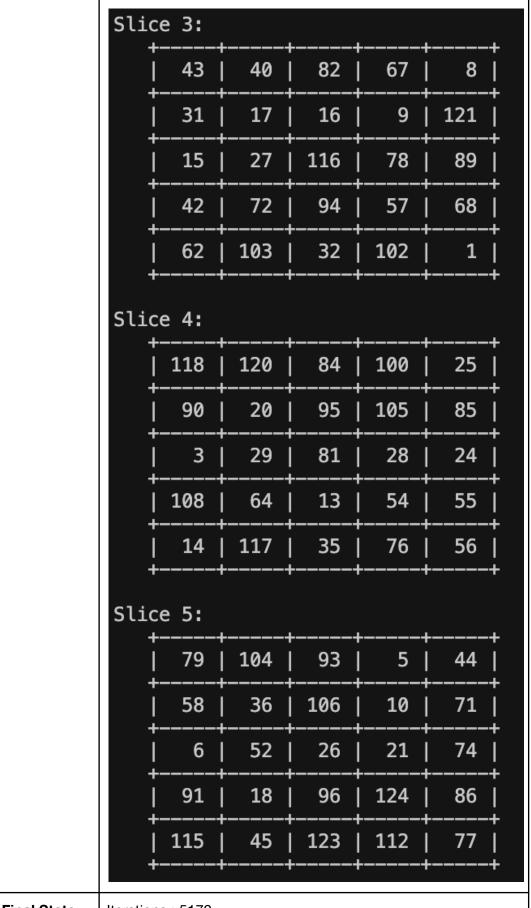
C. Hasil Eksperimen dan Analisis

C.1 Hill-Climbing with Sideways Move

C.1.1 Visualisasi

Percobaan 1		
Initial State	Initial Error : 6533	

	nitial Cu lice 1:	ube:			
	39	83	73	107	87
	51	97	125	48	4
	98	22	53	50	38
	61	88	37	30	33
	12	66	111	99	19
S	lice 2:				
	11	114	47	2	110
	46	70	63	65	49
	41	75	92	69	119
	113	122	101	7	34
	109 	23 	80	59 	60 -



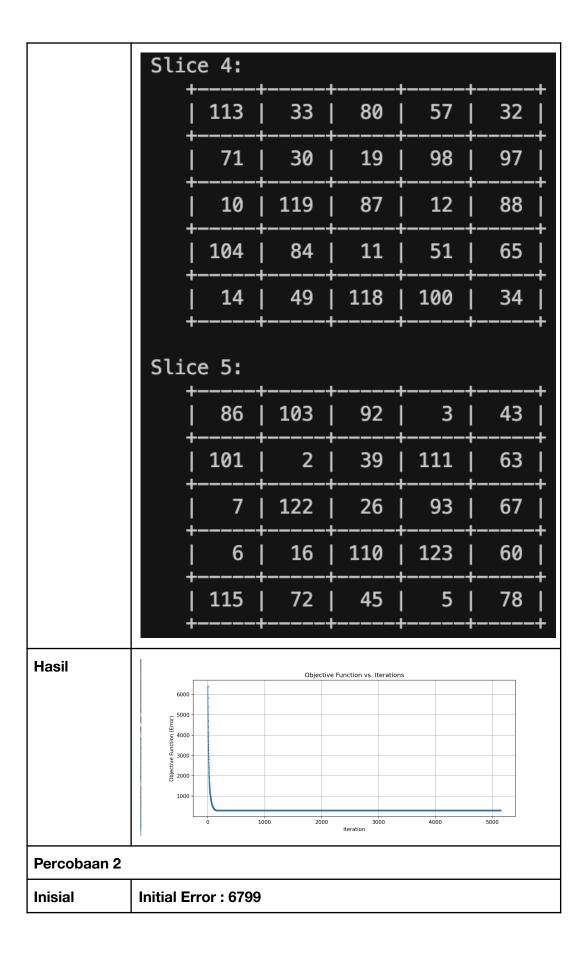
Final State

Iterations: 5172 Final Error: 524

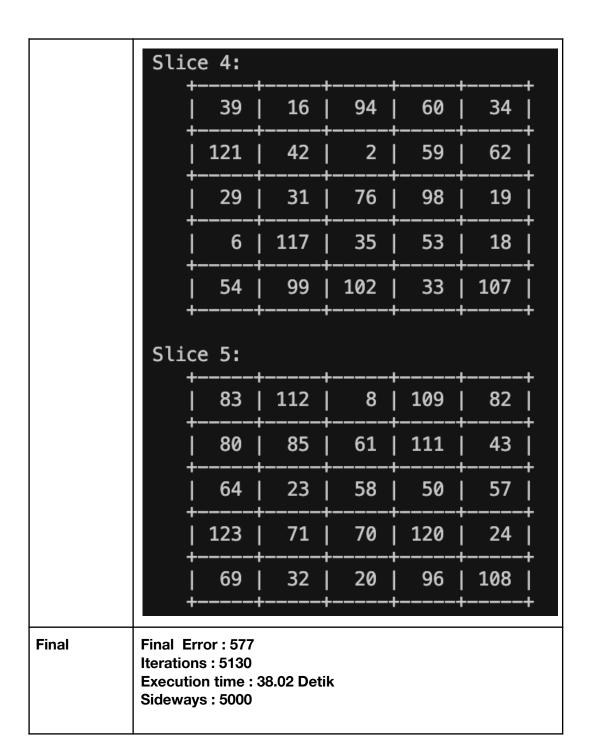
Sideways Move : 5000 Elapsed time : 40 Seconds

Sli	Slice 1:					
	18	48	68	107	74	
	54	94	124	28	13	
	125	17	79	50	29	
	62	90	20	35	109	
	44	66	21	95	89	
Slic	e 2:					
	37	116	4	46	112	
	36	82	106	69	22	
	121	24	38	77	55	
	96	70	99	41	9	
	25	23	91	59	117	
Sli	ce 3:					
	61	15	81	102	53	
	52	108	27	8	120	
	42	31	85	83	76	
	47	56	75	64	73	
	114	105	40	58	1	
			•			

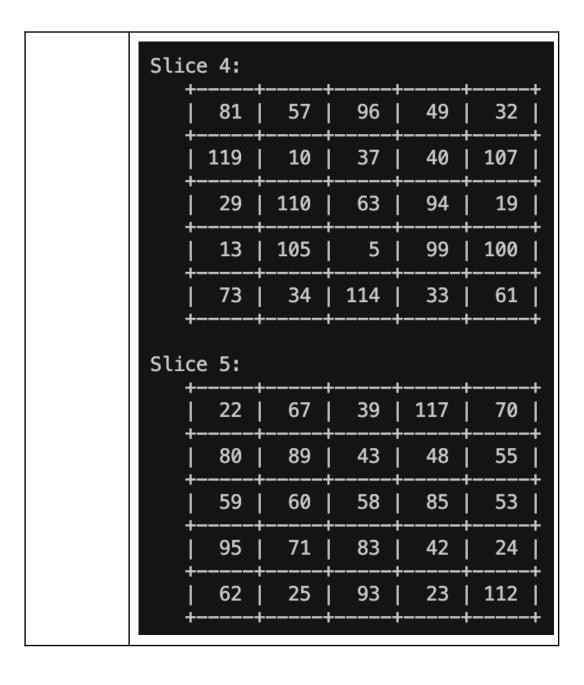
T

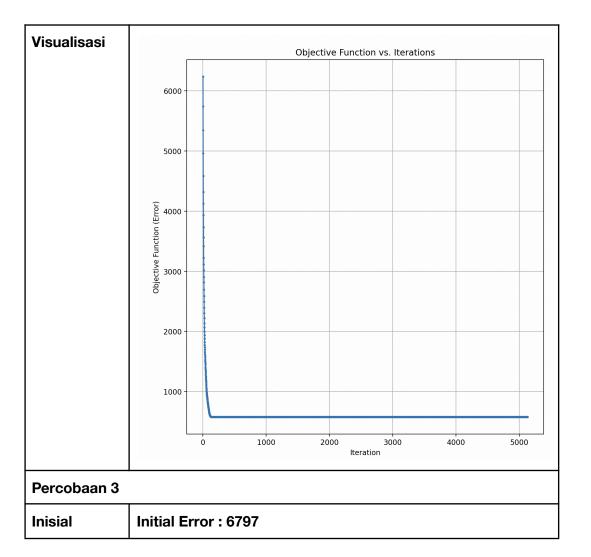


Initial Cu Slice 1:	ube:			
12	93	87	48	78
38	10	68	40	49
92	4	79	65	15
11	17	75	27	113
91	115	103	124	30
Slice 2:	· •	· •		·
116	114	26	13	21
100	28	90	95	3
63	45	44	52	101
66	5	74	7	41
125	14	84	106	46
Slice 3:				-
22	104	122	81	67
36	72	110	86	25
105	89	9	56	51
88	97	37	1	55
118	119	77	47	73
T				

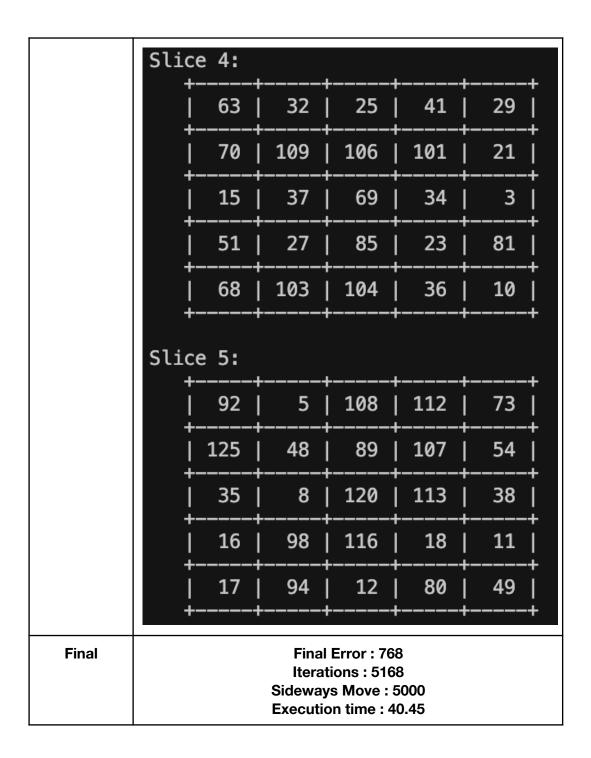


Slice 1:				
8	82	87	64	72
38	122	45	66	41
97	1	102	30	103
121	3	74	47	68
56	108	11	109	31
Slice 2:				
116	104	2	69	26
51	78	90	79	17
7	54	76	52	124
21	44	125	9	111
120	35	20	106	36
Slice 3:		·		
88	6	91	15	115
27	16	101	84	98
123	86	18	50	14
65	92	28	118	12
4	113	77	46	75

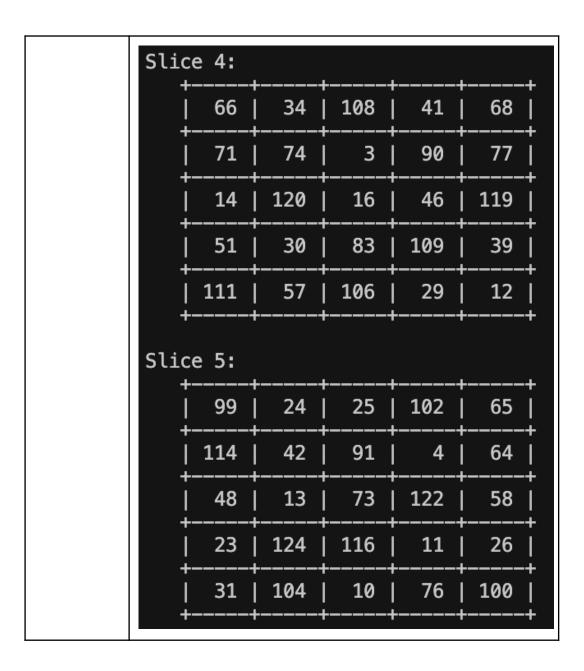


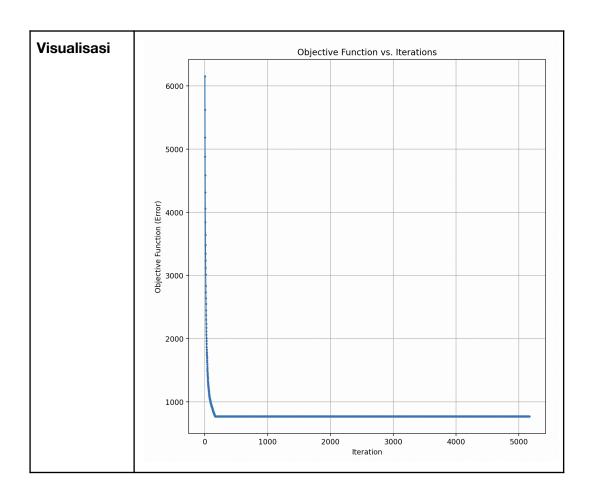


Slice 1:					
79	53 	24 	28 	123	ļ
31	99	118	64	95	
65	7	76	121	46	Ţ
14	61	59	44	57	Ţ
22	97	90	88	20	
Slice 2:					
72	+ 55	87 	96	56	+
77	40	83	100	1	+ -
74	91	66	 4	 50	ļ
110	19	47	75	119	
30	86	58	122	52	
Slice 3:					
78	+ 6	+ 43 ·	26	39 	+
117	82 	102	105	2 2	+
93	114	84	62	111	† -
124	60	67	13	115	Ï
9	71	45 	42	33	



Slic	e 1:	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·			· · ·
į	79	45	60	35	96
ļ	47	70	56	32	110
į	62	6	72	123	52
į	105	93	2	82	38
į	22	101	125	43	19
Slic	e 2:				
ļ	63	94	86	17	55
į	59	37	87	88	44
į	98	80	78	9	50
į	28	21	61	89	115
į	67	85	5	112	49
Slic	e 3:	·		·	·
į	8	117	36	121	33
į	15	92	81	107	20
į	95	97	75	7	40
į	113	18	54	27	103
į	84	1	69	53	118
				•	





C.1.2 Hasil Analisis

Seberapa dekat tiap-tiap algoritma bisa mendekati global optima dan mengapa hasilnya demikian?

Algoritma tersebut hanya berhasil mencapai fitness error dalam range 300-600an. Hal ini disebabkan oleh deep plateau. Hal ini menyebabkan algoritma "nyangkut" dan tidak bisa kembali hill climb, meskipun telah bergeser dengan maksimal 5000 kali.

2. Bagaimana perbandingan hasil pencarian tiap-tiap algoritma dengan algoritma local search yang lain?

Algoritma ini memiliki final fitness score yang masih kurang baik, hal ini disebabkan oleh ketidakmampuan mereka untuk keluar dari plateau. Meski mereka berhasil dalam keluar dari shallow plateau, algoritma ini tidak cukup fleksibel layaknya algoritma lainya seperti SA dan GA.

3. Bagaimana perbandingan durasi proses pencarian tiap algoritma relatif terhadap algoritma lainnya?

Durasi pencarian sideways move sangat lama jika dibandingkan dengan algoritma lainnya. Hal ini disebabkan oleh kewajiban sideways untuk men generate all possible neighbors dari suatu titik sebelum menentukan ke yang lain. Rata rata waktu yang dibutuhkan sebesar 40 detik.

4. Seberapa konsisten hasil akhir yang didapatkan dari tiap-tiap eksperimen yang dilakukan?

Konsistensi hasil akhir cukup fluktuatif mengingat performa final error sangat dependen dari starting cube algoritma tersebut. Oleh karena itu, nilai dari final error berkisar di 300-1200 fitness score.

5. Bagaimana scalability dari algoritma ketika diterapkan pada data yang jauh lebih besar?

Waktu dan sumber daya yang dibutuhkan cenderung meningkat secara eksponensial atau polinomial tergantung pada kompleksitas masalah dan jumlah langkah yang diperlukan untuk mencapai solusi optimal atau mendekati optimal. Karena algoritma ini mengeksplorasi seluruh ruang tetangga untuk setiap langkah dan sering kali harus mengulang jika menemukan local optimum, biaya komputasinya meningkat tajam seiring dengan bertambahnya jumlah variabel atau ukuran ruang pencarian.

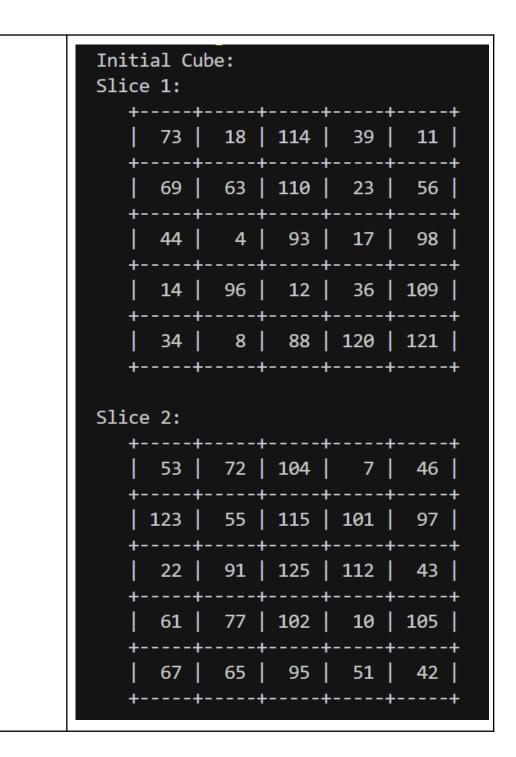
6. Bagaimana efisiensi memori algoritma?

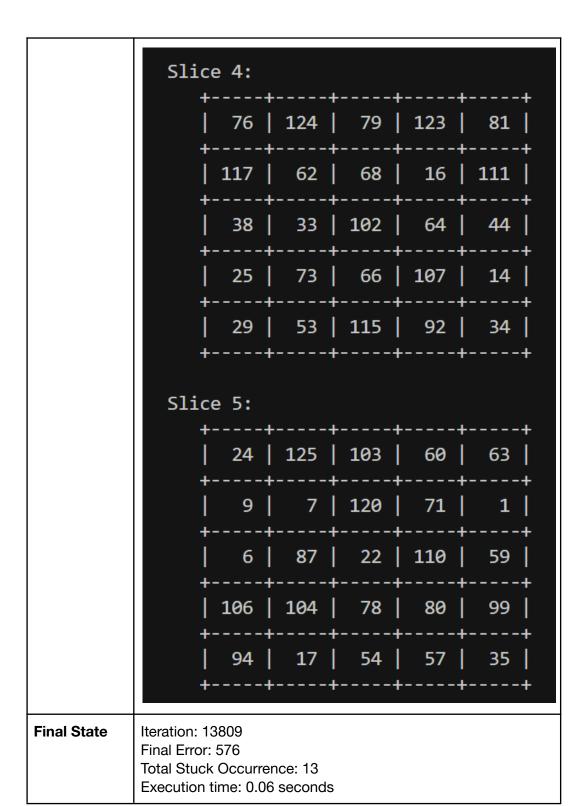
Efisiensi memori dalam algoritma sideways move hill climbing tergantung pada representasi solusi dan jumlah tetangga yang dievaluasi. Karena algoritma ini hanya mempertahankan satu solusi pada satu waktu serta sejumlah terbatas tetangga, penggunaan memori umumnya rendah, cukup untuk menyimpan solusi dan tetangga terbaik sementara. Namun, untuk masalah skala besar, memori bisa menjadi faktor pembatas terutama jika jumlah tetangga sangat besar atau jika penyimpanan solusi kompleks membutuhkan lebih banyak ruang.

C.2 Simulated Annealing

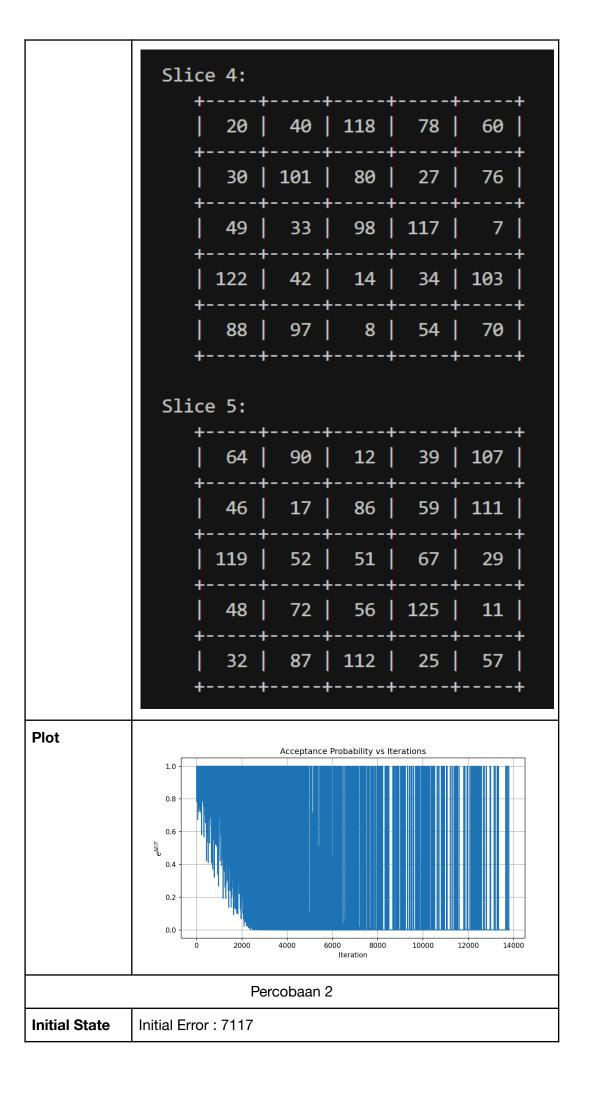
C.2.1 Visualisasi

	Percobaan 1
Initial State	Initial Error: 6509

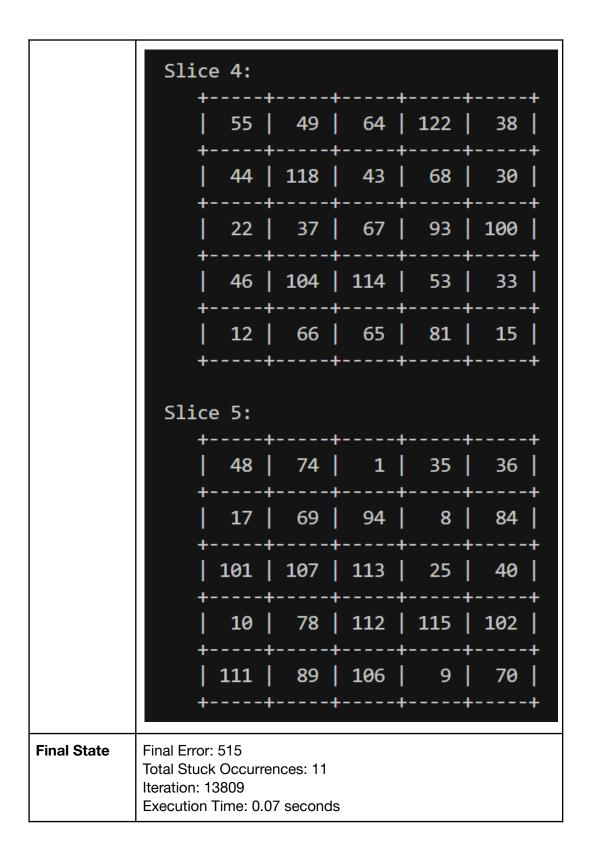




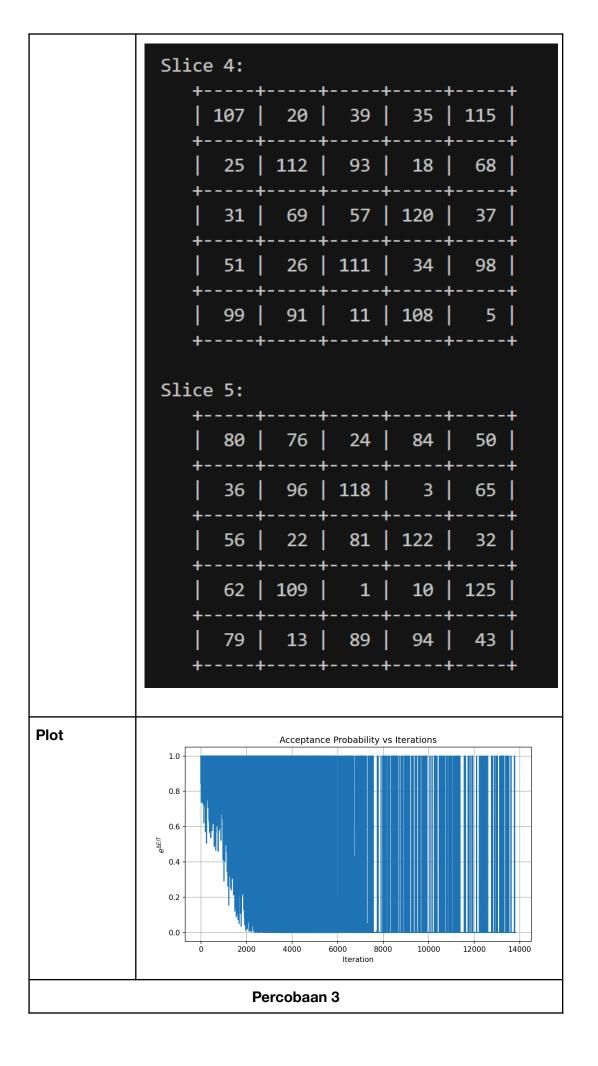
Slice 1:				
93	114	16 	24	69
102	44	 38	73	58
9	121	 71	15	96
31	23	77	95	84
81	4	110	108	13
4				
Slice 2:		+	+	+
66	2	115	89	45
22	74	106 	105	10
100	91	26	1	104
99	116	+ 47	18	35
28	36	21	113	120
+		+	+	+
Slice 3:				+
65	75	53	85	37
109	83	5	50	61
41	3	68	124	79
6	62	123	43	82
94	92	63	19	55
		T	r	+



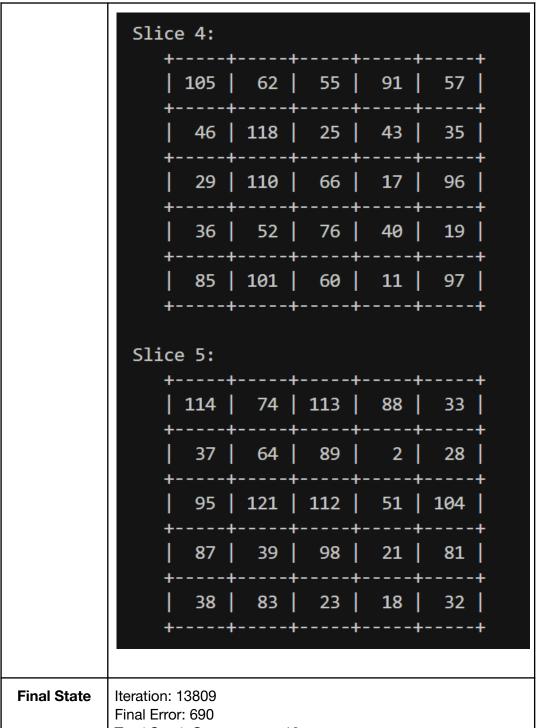
Initial Cube:						
Slice 1:	+	+	+	++		
11	21 +	71	23	110		
99	103	39	56	6		
7	98	82	57	27		
86	41	95	26	3		
28	124 	59	4	14		
Slice 2:						
+	+	+	+	++		
54	47	62	18	108		
42	119	34	52	75		
85	2	88	58	72		
96	45	20	73	29		
123	90	109	50	77		
T	T			т		
Slice 3:	+	+		++		
16 +	121 +	83	76	91		
5	125 	105	32	87		
31	117	51	80	63		
60	19			79		
97	116	:	61	120		
+	T	T		r +		



Slice 1	L: .				
1	L4	117	46	73	63
12	24	59	21	105	8
7	78	85	- 55	2	97
8	33	47	92	67	28
1	L6	9	102	71	121
Slice 2	2:				. 1
4	I8	95	74	30	64
6	51	49	23	104	77
4	1	42	75	54	106
10	93	17	53	116	29
7	70	114	86	6	33
Slice 3	3:		+		+
6 +	6	7	123	90	19
7	'2 ·+-	4	58 	82 	100
11 12	LØ	101	44	15	45
1	.2	119	60	87 	38 -
5 +	52 +-	88 +	27	40	113



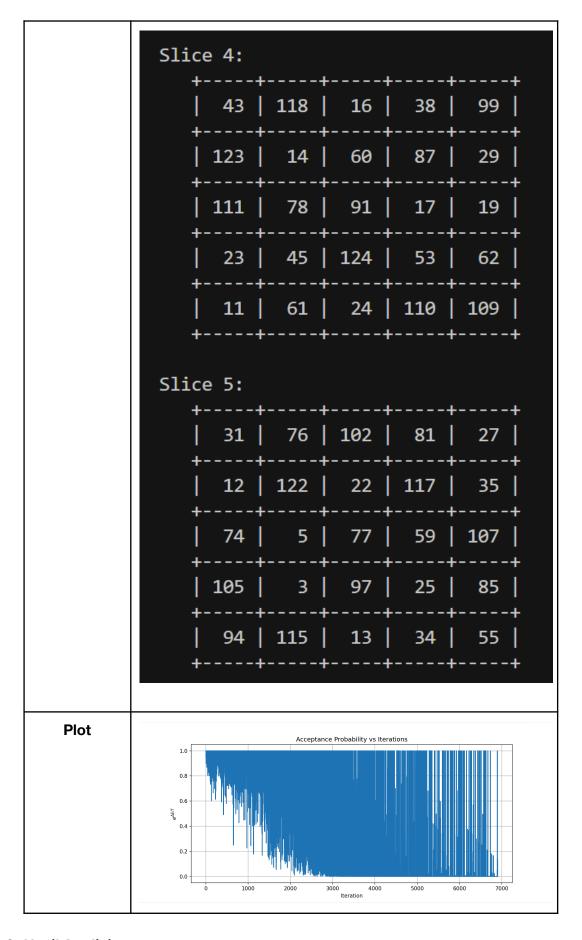
Initial State	Initial Error: 6335					
	Slice 1:	+	+	+	+	
	108	53 +	68 	99 	122	
	111	13	120	100	7	
	107	56	102	109	6	
	15	94	93	69	90	
	27	125 	1	44 	30 +	
	Slice 2:					
	71	+ 72	54	8	84	
	5	31 	119	67	86 -	
	117 	10 +	42 +	61 	20	
	59 	45 +	22	63 63	49	
	82 +	26 +	70	92	78 -	
	Slice 3:					
	124	+ 47	103	34	73	
	123	41 	9	4	12	
	16 	3 +	75 +	65 +	80 +	
	106 	- 77 +	116	24 +	50 	
	48 +	14 +	58 +	115 +	79 ++	



Total Stuck Occurrences: 12

Execution time: 0.07

Slice 1:					
116 116	- + 8	36	93	+ 57	+
48	32	98	15	120	1
51	90	58	106	6	1
28	121	54	37	66	
39	56	84	64	71	
Slice 2:	· -4			· 	
113	2	119	70	18	İ
26	79	65	95	52	ļ
30	75	21	92	96	Ì
72	100	1	46	101	ļ
82	63	112	9	47	
Slice 3:	-+	.+		.+	
10	108	41	42	114	į
104 	- 67 -+	73	4 	80 -+	
50 50	 69	68	40	 89	 -
88 	44	49	125 -+	7	
86 	20	83	103 	33	 -



Analisis seberapa dekat simulated annealing algorithm dapat mendekati global optima dan faktor yang mempengaruhinya

Berdasarkan percobaan, Simulated annealing memiliki range gap error dengan global optima sebesar 515-690. Hal ini disebabkan oleh faktor pembatasan pada temperatur awal dan temperatur akhir pada algoritma, serta laju penurunan suhu.

2. Bagaimana perbandingan hasil pencarian tiap-tiap algoritma dengan algoritma local search yang lain?

Berdasarkan hasil objective function yang didapatkan, simulated annealing memiliki hasil kedua terbaik dibandingkan dengan sideway moves dan juga genetic. Hal ini dapat disebabkan oleh beberapa variabel pendukung, perbedaan iterasi, dan juga fungsi dari algoritma masing-masing local search yang berbeda.

3. Perbandingan durasi proses pencarian *simulated annealing* terhadap algoritma lainnya

Berdasarkan durasi pencarian, simulated annealing memiliki waktu eksekusi yang sangat cepat, yaitu direntang 0.06-0.07. Dengan skor tersebut, simulated annealing mendominasi kedua algoritma lainnya yang memiliki durasi proses hingga 50 detik.

4. Seberapa konsisten hasil akhir yang didapatkan dari tiap-tiap eksperimen yang dilakukan?

Konsistensi yang didapatkan dari 3 percobaan simulated annealing menunjukan konsistensi yang cukup baik sebesar 576, 515, dan 690 melalui iterasi yang sama yaitu pada 13890.

5. Bagaimana efisiensi memori algoritma?

Efisiensi algoritma yang digunakan hanya menyangkut variabel tambahan seperti temperature, iteration, dll. Secara keseluruhan memori yang digunakan berskala $O(N^3)$.

6. Analisis batasan memori pada simulated annealing yang untuk masalah skala besar

Memori yang dibutuhkan oleh algoritma tersebut cukup kecil. Namun, mempertimbangkan ukuran *magic cube* yang besar, seperti ribuan, hal ini dapat menyebabkan keterbatasan pada komputer yang mengeksekusi algoritma ini

7. Bagaimana tingkat scalability dari algoritma ketika diterapkan pada data yang jauh lebih besar?

Apabila dihadapkan dengan data yang lebih besar, simulated annealing membutuhkan jumlah iterasi yang lebih besar dan luas untuk mencapai hasil yang lebih optimal. Lalu, Cooling schedule yang dibutuhkan akan lebih lambat agar proses menjadi lebih efektif.

8. Pengaruh peningkatan waktu dan sumber daya secara linear, eksponensial, dan polinomial terhadap peningkatan kompleksitas masalah

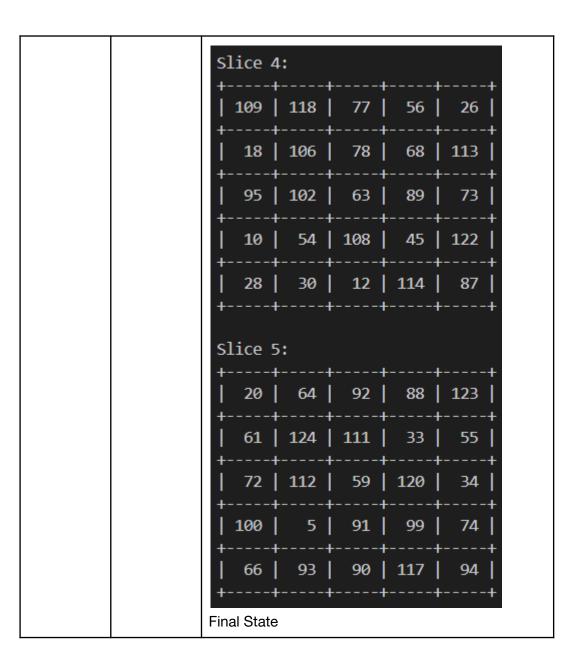
Algoritma ini membutuhkan waktu dan sumber daya yang cenderung meningkat secara polinomial atau bahkan eksponensial dengan pertimbangan evaluasi fungsi tujuan dengan kompleksitas yang ada serta jumlah iterasi yang meningkat seiring peningkatan skala yang dilakukan.

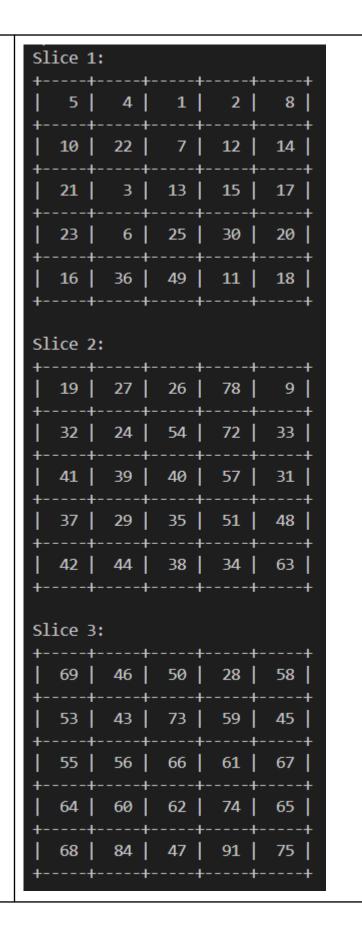
C.3 Genetic Algorithm

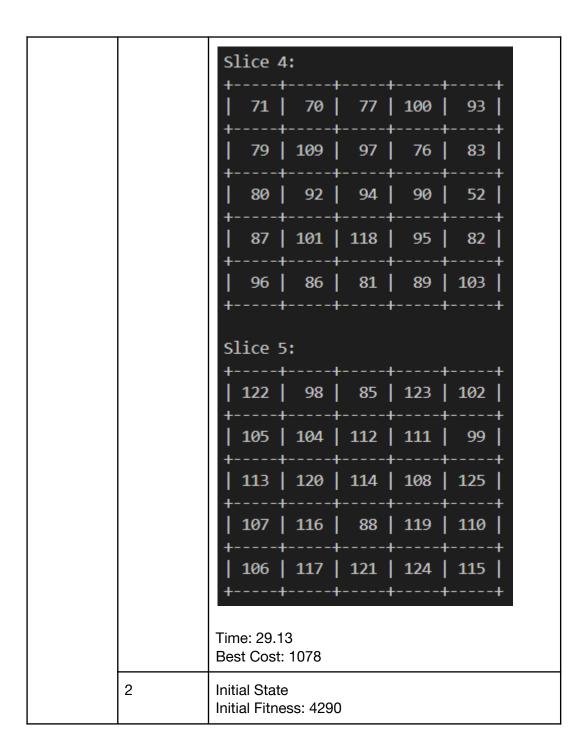
C.3.1 Visualisasi

	Variasi 1 (Population = 1000)				
Iterations	Percobaan	Hasil			
5000	1	Initial State Initial Fitness: 3920			

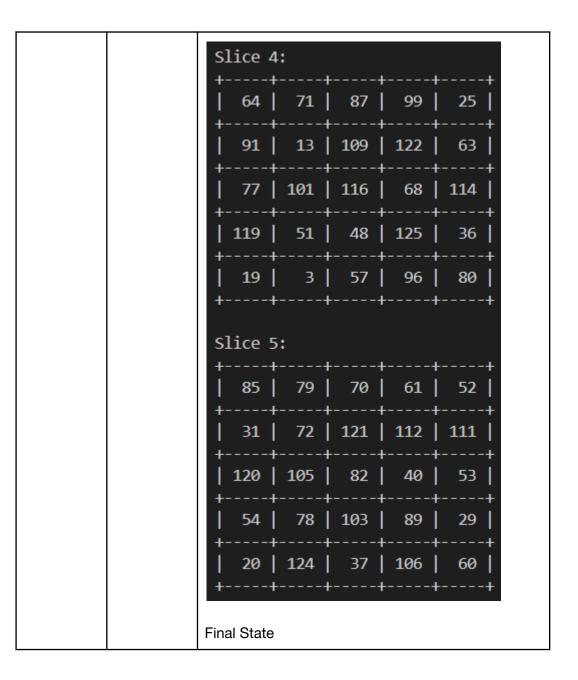
Slice 1	l:				
81	43	121	2	-+ 37	
8	44	35	 46	+ 17	
+ 58	23	3	 31	- 65	
+ - 13	4	 115	 41	+ 48	
+ 25	29	22	 15	+ 84	
+	HH	·	 	·+	
Slice 2	2: 	L	L	-	
39	40	14	80	62	
47	50	96	52	1	
104	9	32	 11	6	
+ 49	53	7	 75	- 38	
+ 101	86	 76	 42	- 82	
++	H	·	+ -	+	
Slice 3	3:				
67	69	19	97	60	
110	107	36	 51	21	
57	103	116	 119	- 71	
+ 70	85	 16	 24	- 83	
+ 98	125	27	 79	- 105	
++	·	·	l	·+	



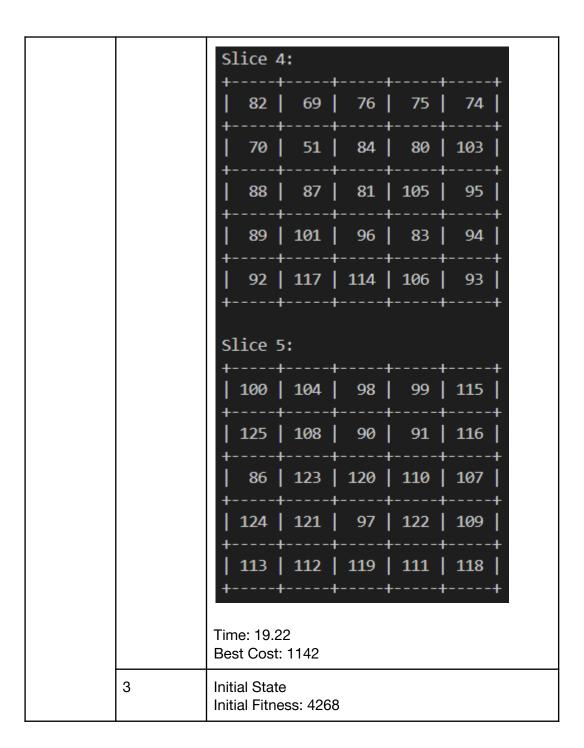




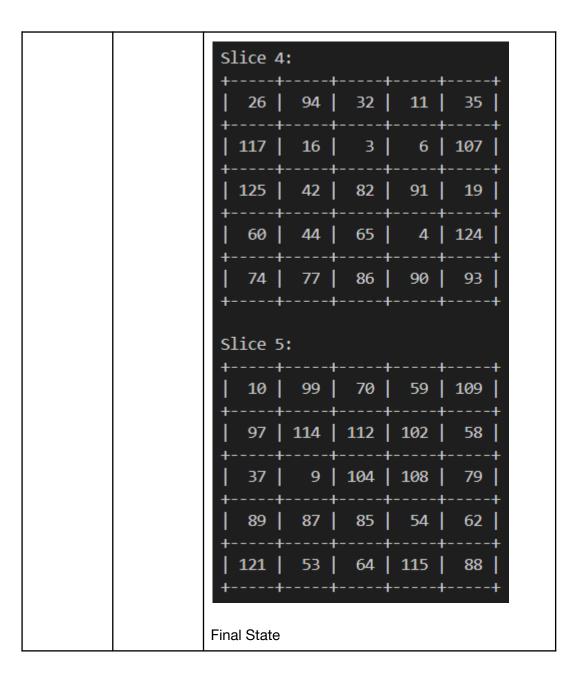
Slice	1:				
+	+ I 63	+ 46	+ 44	++ 122	
+	02 +	40 	44 +	123 ++	
94	74	21	11	45	
+	+	+	+	++	
6 +	73 +	108 +	8 +	34 ++	
42	1	38	59	47	
+	+	+	+	++ 35	
14 +	90 +	23 +	86 +	35 ++	
Slice	2:				
2	+ 18	 55	 49	+ 88 _	
+	+	 	 	++	
58	113	104	10	67	
1 16	+ 4	+ 41	 43	+ + 30	
+	+	+	+	++	
17	26	92	24	28	
39	117	95	81	15	
+	+	+	+	++	
Slice	٠.				
+	∍; +	+	+	++	
12	32	98	22	115	
+	+ I o	+ I 02	+ I 65	tt 60	
+	9 +	+	+	++ 69	
110	100	83	76	75	
+	+ I	+ 	+ 33	++ 110	
+	5 +	56 	33 -	118 ++	
84	107	50	7	102	
+	+	+	+	++	
					-



Slice 1	l:			
+	 10	۱ ا د	1 1	1/1
+	-	ا د		+
12	9	5	11	28
23	20	21	30	13
15	2	8	22	7
18	19	27	26	24
T				
Slice 2	2: 			+
6	33	47	48	40
35	78	38	53	31
32	29	44	17	34
39	36	37	4	59
55	42	45	54	49
Slice 3:				
+ l 56	 50	 57	 46	+ 73
+	-			
25 +	71 	68 	60 	43
102	67	61	58	63
62	65	66	52	77
64	79	72	41	85
T	11			



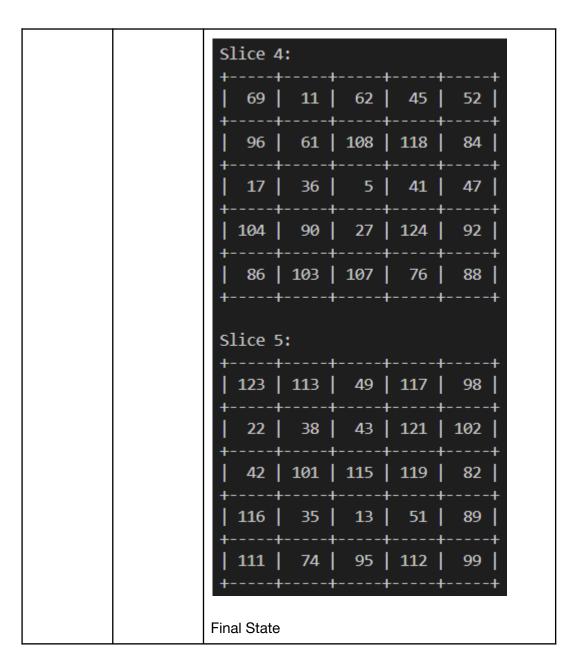
Slice 1	l:			
56	 30 	81	 57	 67
110	31	8	14	20
2	48	17	21	40
45	18	78	122	46
69	68	39	24	43
Slice 2	2:			
+		·	+	++
106 +	61	29	47	12
123	15	5	27	73
111	23	118	34	98
103	13	92	119	1
84	25	120	41	55
Slice 3:				
72	36	101	113	71
51	38	28	49	7
116	100	50	83	22
63	76	105	52	95
33	80	75	96	66

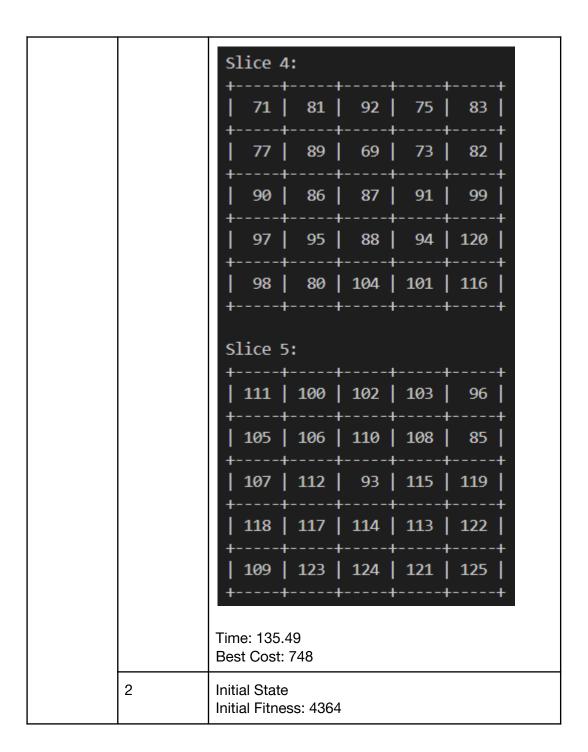


Slice 1	:			
++	+		+ 4	
3	4 +		1 +	32
17	7	2	5	20
++	+		·	+
23	11	9	12	31
13	15	30	24	21
++	+		·	+
14	22	8 	16	33
				Ċ
Slice 2	:			
++ 29	 1 28	 25	- 39	-
++	+	ا حــ ا		+
18	38	45	6	35
++ 34	43 l	 27	- 67	72
++	۱ ح ۔ +			+
85	44	26	41	46
++ 57	- 50	 77	 19	- 37
++	+		 +	+
61: 3				
Slice 3	: +	4	-	+
47	53	42	63	61
++	+		·	+
64	55 	- 58 	62	56
89	60	100	54	59
++	·+		+	+
66	52 -	76	40	49
70	65	51	48	87
++			· +	+
<u> </u>				

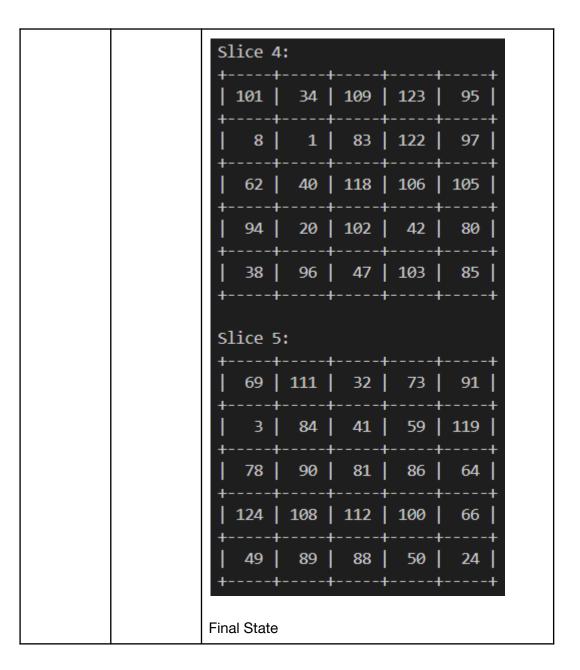
		Slice 4:
		80 71 101 75 68
		74 99 78 81 83
		79 73 105 94 108
		84 69 88 82 92
		97 96 98 95 109
		Slice 5: +++++ 93 118 90 91 112 ++++ 107 104 86 114 119 ++++ 113 116 103 117 111 ++
		Time: 20.07 Best Cost: 1154
50000	1	Initial State Initial Fitness = 4176

Slice 3	1:				
+ 91	 25	 10 9	 14	- 28	
+ 122	+ 10	 2	+ 125	+ 21	
+ 26	+ 85	 15	+ 67	+ + 60	
+ 48	 57	 120	+ 59	+ + 68	
+ 56	 72	 3	 	+ + 66	
+	+	+	+	·+	
Slice 2	2:	L	Ld	.	
83	77	9	39	79	
32	75	40	24	78	
100	1	87	4	16	
+ 58	 64	 12	80	 37	
53	 55	 65	 94	+ 31	
+	++				
Slice :	3 : +		+	 +	
6	110	8	18	44	
46	73	114	71	70	
54	20	105	30	29	
81	19	 63	 97	33	
93	 50	 106	 34	23	
+	 	 	+	H+	

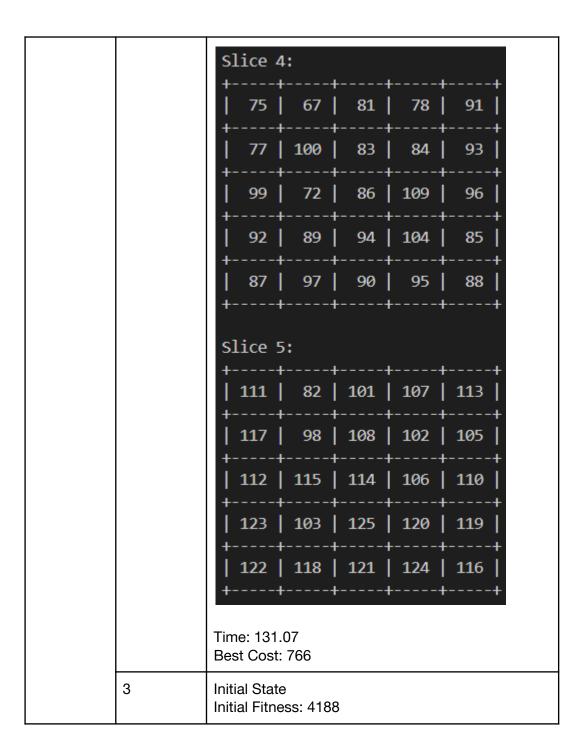




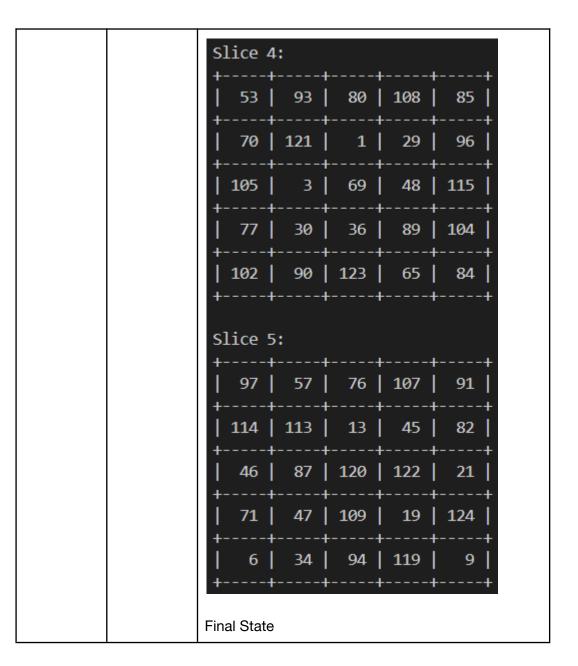
Slice	1:			
120	18	67	5	25
104	 115	29	 58	- 71
51	+ 68	 107	26	- 44
36	+ 92	 48	 74	10
21	+ 14	 6	98	37
+	+	H	HH	+ +
Slice	2: +			+
117	45	110	33	93
22	46 	15	9	52
12	121	39	116	75
79	4	16	19	28
87	 30	114	23	63
+	+	H	HH	+ +
Slice	3 :	Ld	Ld	-
11	70	57	2	7
61	113 	125	17	65
77	+ 31	56	99	53
54	+ 27	 60	43	13
55	+ 72	 35	 76	- 82
+	+	 	H	+



Slice 1:	
15 4 1 3 8	
++	
5 7 2 11 14	
23 10 9 6 30	
18 19 13 24 17	
12 42 27 22 20	
++	
Slice 2:	
25 29 21 33 26	
28 32 16 31 36	
34 53 44 35 52	
40 41 38 46 43	
39 45 62 54 49	
++	
Slice 3:	
59 58 55 51 64	
47 56 57 73 50	
37 76 69 70 80	
48 71 63 68 61	
74 60 65 79 66	
++	



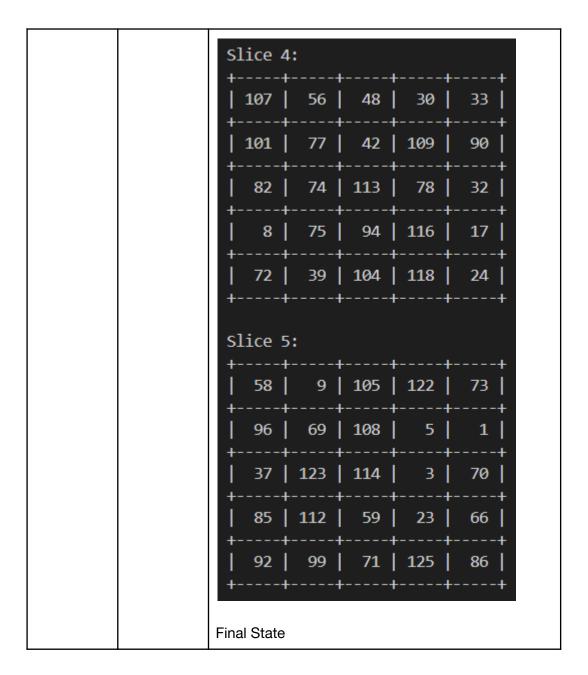
Slice 1	l:			
16	10	99	 28	22
125	81	43	42	68
35	7	37	20	25
92	61	95	52	56
118	50	12	32	14
Clica (·		+1	+
Slice 2	∠; ⊦		+	·
2	63	18	60	41
59	75	26	23	79
38	86	116	78	40
67	101	111	15	8
31	49	24	33	88
+	t1		t	+
Slice :	3:		.	
55	58	98	66	72
73	44	54	103	4
64	110	27	100	39
106	17	83	 117	74
11	62	51	 5	112
+	HH		 	



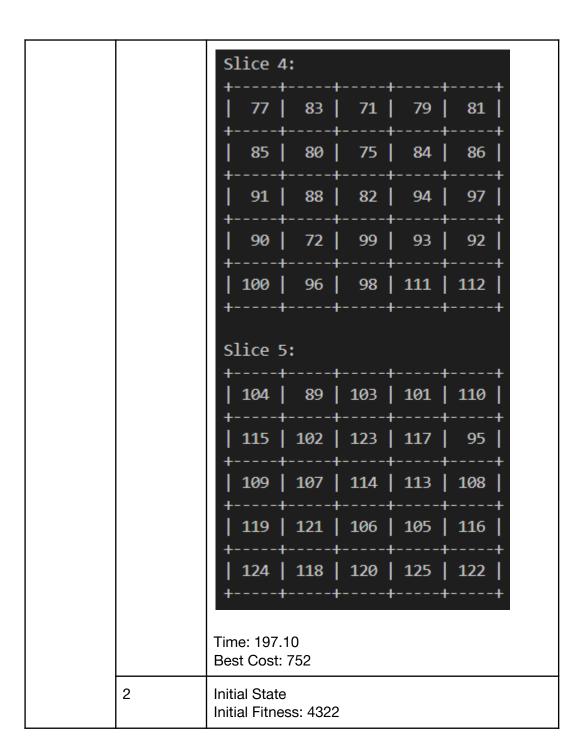
Slice 1	l:			
+	+			·+
8	2	3 	1	17
7	9	10	12	45
+	+	ا مد	45	·+
4 +	29 +	 9T		0 +
21	13	27	19	23
++ 14	+ 5 l	 20	 31	++ 11
+	+			
-3.				
Slice 2	2: +	4		-
24	32	26	18	25
+	+			+ 20
34 ++	35	41 +	 	28 +
37	22	39	36	53
1 40	- 48	۱ ا ۸۸	62	+ 50
+	+	''' 		30 +
42	51	46	49	43
+	+		 	++
Slice 3	3:			
+	+			+
61	38 +	ככ 	33	52 +
68	57	59	47	63
++	+ 56 l	 	75	+ 71
54 +	56 +	/3 	75 	+ +
66	58	76	104	60
+ 1	+ 70	 	67	+ 80
+	+			+

		Slice 4:
		69 64 65 81 87
		72 89 78 77 93
		90 86 79 85 82
		91 99 95 94 92
		111 96 84 108 102
		Slice 5:
		100 88 101 103 106
		113 98 105 120 109
		97 117 125 107 112
		114 124 115 122 116
		110 119 118 121 123
		Time: 130.16 Best Cost: 800
75000	1	Initial State Initial Fitness:

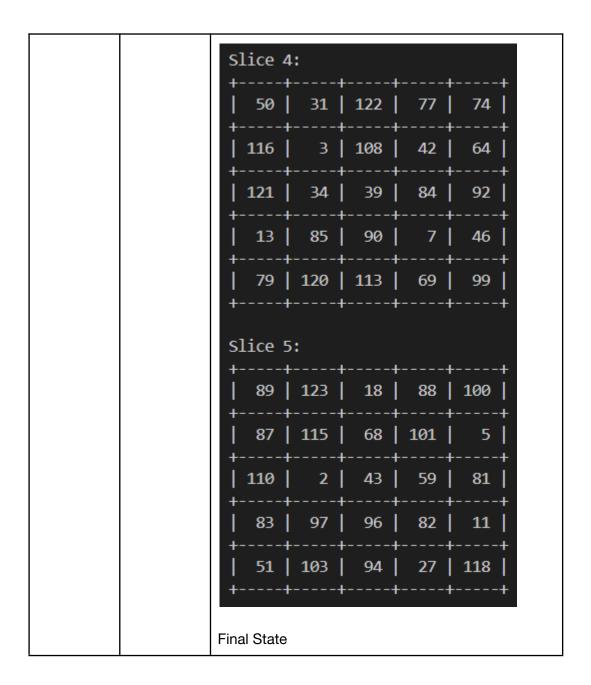
Slice 1:			
21 15	+ 44	+ 35	++ 47
++ 12 34	+ 50	+ 28	++ 27
++ 61 83	+ 10	 29	++ 6
++ 110 7	+ 36	+ 22	++ 76
++ 62 41	+ 13	 68	++ 14
÷	+	+	++
Slice 2:			
19 18	120	103	89
40 25	55	88	106
84 38	+ 100	 121	111
++ 52 16	+ 4	+ 43	 53
++ 49 20	+ 102	+ 63	++ 51
++	+	+	++
Slice 3:	+	+	++
57 80 ++	119 +	60 	2
45 93	124	67	91
87 54	115	95	65
26 97	117	81 	98
79 31	11	64	46
+	+	+	++



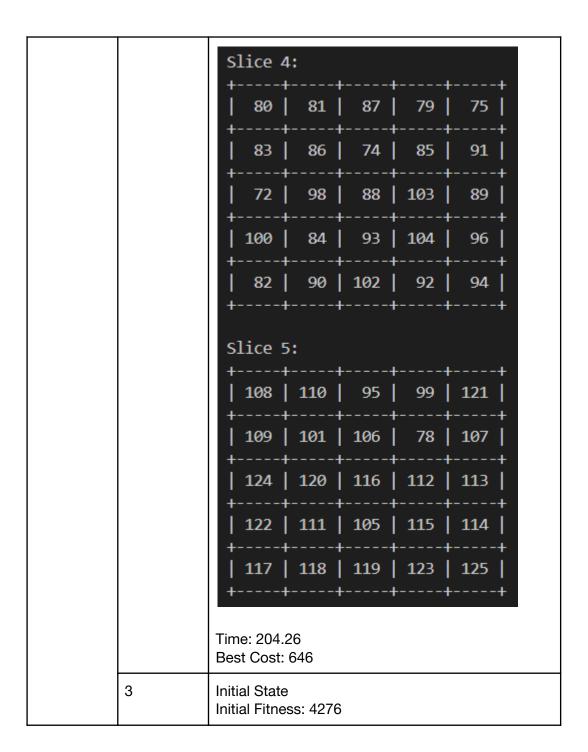
Slice 1	:			
++- 3	+ 4	+ 13	+ 10	+ 17
++	+	+	+	+
8 ++	18 +	14 +	5 +	1 +
16	7	9	2	24
19	23	15	20	27
22	+ 21	 33	 6	+ 28
++	+	+	+	+
Slice 2	:			
11	+ 32	+ 12	+ 29	+ 40
++-	+ 35	 31	+ 30 l	-
++	+	+	+	+
87 ++	39 +	25 +	45 +	37 +
44	42	41	48	43
56	38	53	46	55
++	+	+	+	+
Slice 3	٠.			
54	52	47	50	57
++- 59	62	+ 60	+ 76	+ 26
++	+	+	+	
69	+	66 -	65 +	51
67 ++	64	63 +	78 +	61 +
49	68	70	73	74
++-	+	+	+	+



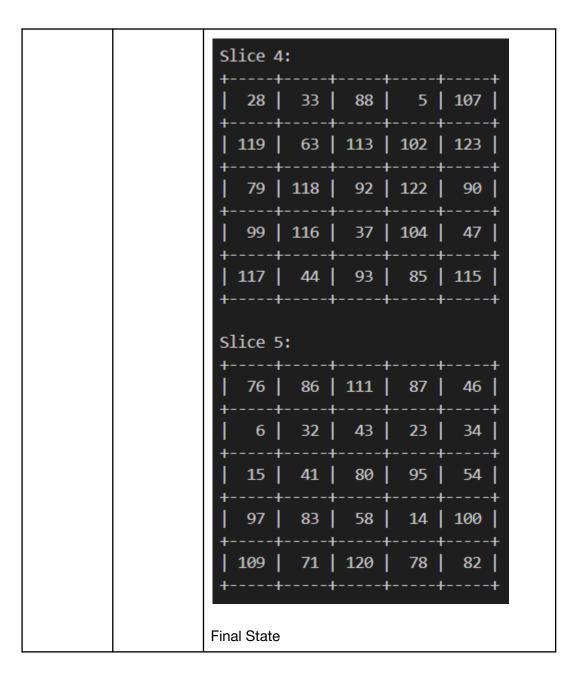
Slice	1:			
112	+ 8 ·	25	 56	 17
16	45	111	19	58
57	63	14	44	114
22	106	47	60	104
124	30	6	38	98
Slice:	2:			•
+	+		·	++
33	66	76	23	20
4	53	49	65	117
78	21	15	102	119
1	9	67	32	24
10	54 	36	62	48
Slice	3: +		· 	
37	105	70	80	41
86	109	91	73	125
26	35	95	72	55
12	71	28	29	107
75 +	52 	93	61 	40 ++

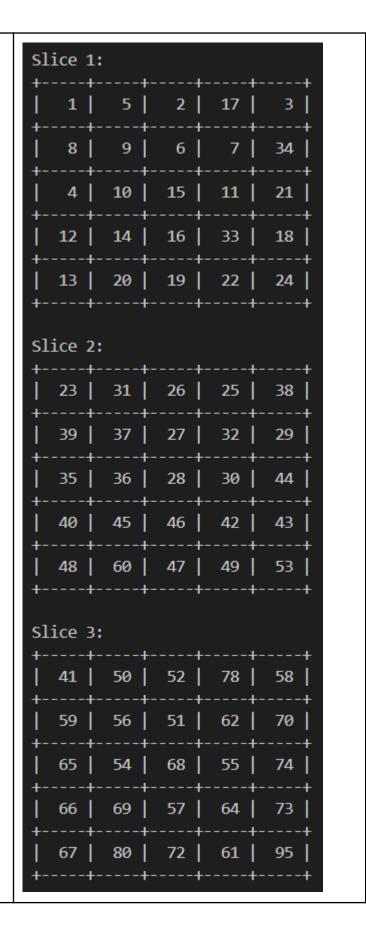


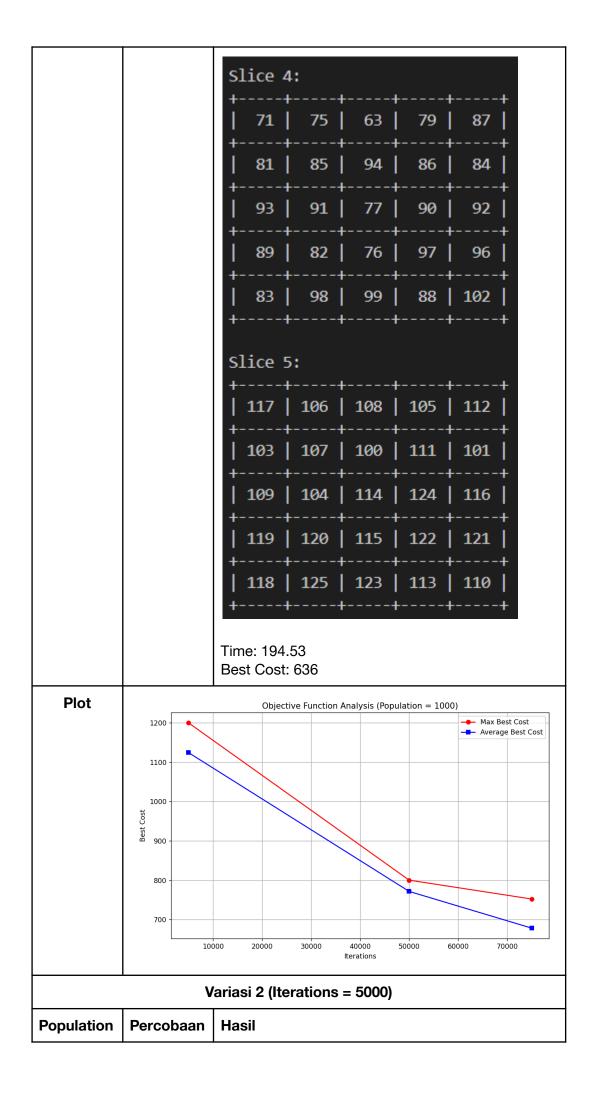
Slice 1	:			
3	2	4	7	6
1	 8	9	18	11
23	10	12	5	15
16	19	13	14	27
22	 34	21	30	35
++	+			+ +
Slice 2	! :			-
26	20	24	31	28
33	29	25	17	36
43	38	40	32	41
48	51	37	39	44
46	45	63	47	50
++	+			+ - +
Slice 3	:			
49	52	53	54	42
55	77	60	56	67
+ 62	 57	61	71	66
+ + 59	 64	 58	68	70
+ + 69	 73	97	65	76
++	+	+		++



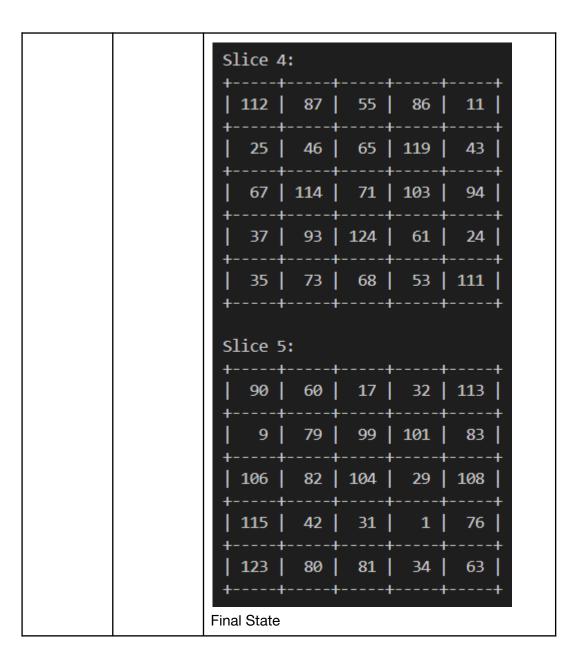
Slice	1:			
+ 69	+ 55	 16	+ 70	++ 4
+	+ l 10		' 	++
+	10 +	26 	12 +	29 +
13	51	106	84	59
103	18	108	3	20
25	+ 7	 17	+ 73	++ 24
+	+		+	++
Slice	2:			
+ l 64	+ 39	 l 38	+ l 53	++ 89
÷	+		+	++
21	105 +	19 	110 +	57
35	68	114	11	52
94	50	67	66	96
+ 81	+ 72	⊦ 36	+ 9	++ 30
+	+		+	++
Slice	3:			
+ 62	+ 101	 8	 98	++ 77
÷	+		+	++
61 +	31 +	22 	65 +	124 ++
125	91	75	27	112
45	 121	40	42	48
+ 56	+ 2	 60	 74	++ 1
+				++

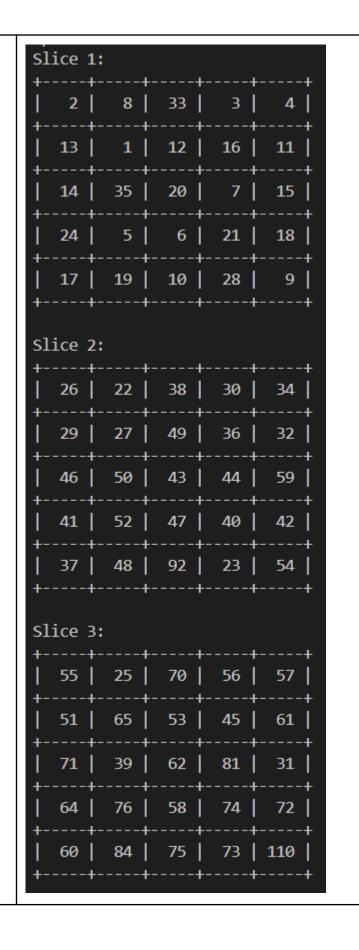


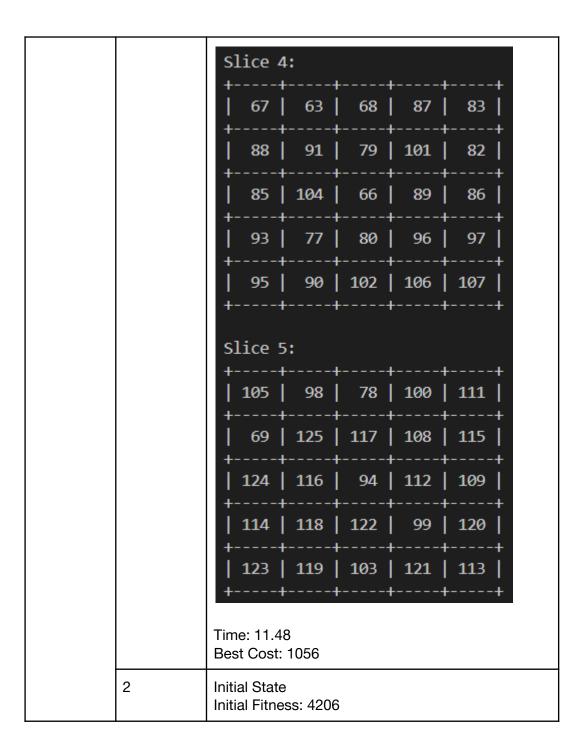




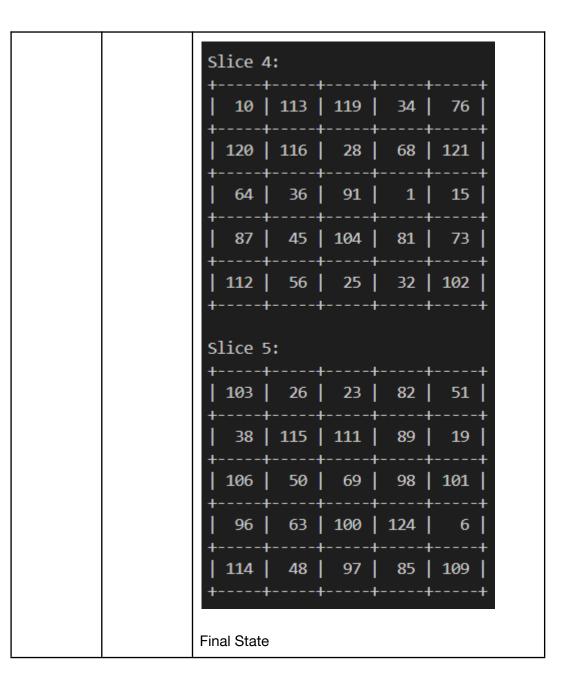
1000	1	Initial State Initial Fitness: 4300		
		Slice 1:		
		13 117	48 14	54
		51 6 1	102 16	3
		18 59	5 8	20
		56 120 1	16 12	91
		72 98	4 23	19
		Slice 2:		
		++	++	+
		78 47	22 121	77
		75 105	2 110	95
		15 92	30 33	7
		69 45	26 66	27
		44 36	57 107	100
		++	+	+
		Slice 3:		
		10 109	64 38	62
		125 39 1	122 52	41
		85 97	70 96	40
		49 74	58 50	118
		28 21	88 84	89
		++	++	+



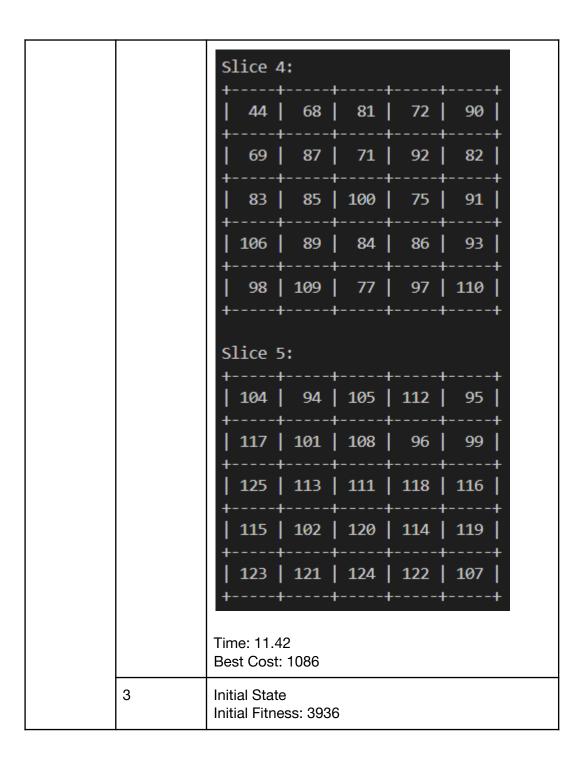




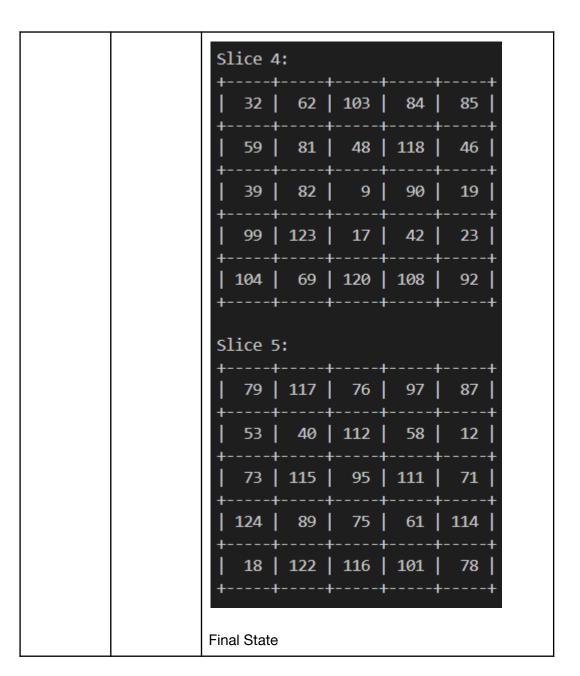
Slice	1:				
+	t I 95	 33	+ 12	++ 21	
+	+		 	 	
5	13	65	107	20	
3	42	93	39	117	
79	7	49	70	83 	
41	92	18	84	35	
T					
Slice	2:				
67	118	99	16	22	
27	66	78	14	29	
62	44	55	2	43	
11	8	77	9	40	
105	88	37	4	59	
+	 		+	++	
Slice	3:				
52	122	94	74	54	
61	125	123	47	71	
72	 31	17	30	24	
90	+ 80	57	60	86	
75	+ 108	53	 110	58	
+	F		 	++	



Slice 1	l:			
++	+	+	+	+
7	3	8	1	31
12	5	20 -	15	4
9	10	13	2	25
41	36	18	21	47
6	19	48 -	24	14
Slice 2	2: +	+	4	+
11	29 	16 -	28 	32
22	39	26	40	60
35	49	27	33	30
23	17	43	70	66
46	54	37	50	53
+ 1	-			
Slice 3	3: +	+	4	+
52	62	45	59	67
103	58	34	64	42
55	57	65	63	56
76	51	88	61	79
73	38	78	 74	80
+	+	+	+	+



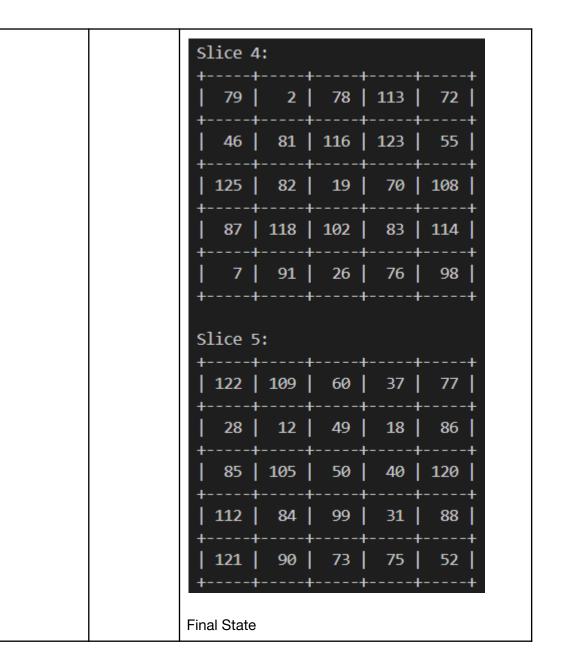
Slice	1:				
+ 28	+ 13	+ 121	+ 70	-	
+	· +	+		+	
37	96 +	24 	15 	7 	
8	31	33	60	4	
67	119	 54	27	51	
26	5	93	74	50	
+	+	+	⊦	+ +	
Slice	2:				
107	83	6	80	47	
+ 68	+ 2	+ 43	 56	- 36	
+	.+	 42E			
+	94 ·+	+ 125	29 	// 	
35	49	88	65	55	
44	98	66	16	113	
+	+	 	+	+ +	
Slice	3:	.		.	
22	100	21	25	52	
+ 41	+ 14	+ 45	 1	64	
+ 01	+ 86	+ 20	 11	-	
+	.+	+		34 +	
102 +	72 -+	106 +	30	109	
57	10	110	105	63	
+	+	+		r 	



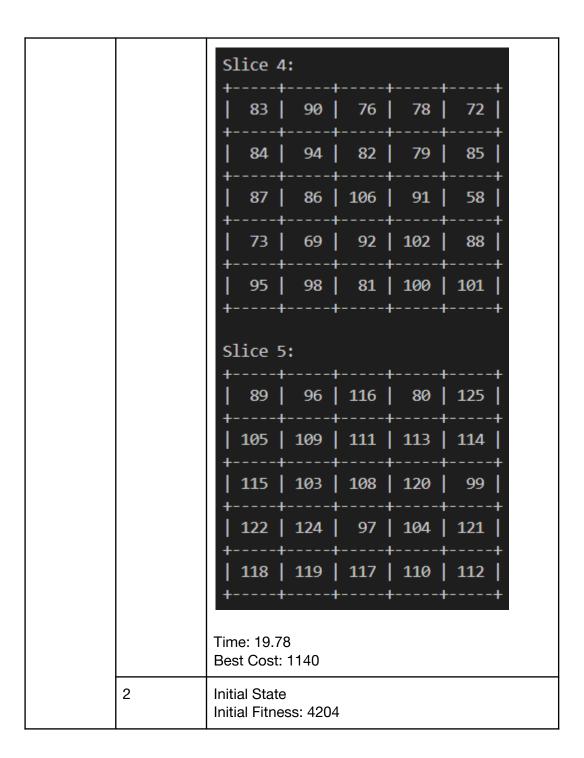
Slice 1	l:			
2	18	7	1	11
3	10	- 8	 5	12
+ 6	13	+ 14	19	72
16	28	+ 20	21	15
33	- 35	+ 48	22	27
+	+ -	+	4	+
Slice 2	2:	+	4	
23	32	31	42	9
24	30	26	17	29
51	25	39	41	55
61	38	+ 40	34	46
43	52	- 54	49	53
+	+ -	+		+
Slice 3	3: +	+	4	+
44	58	60	76	93
80	37	- 56	47	50
82	64	 57	83	63
68	66	+ 67	74	- 36
+ 78	- 59	+ 62	65	75
+	 +	+		+

		Slice 4:
		84 79 4 77 73
		70 106 89 96 71
		81 88 86 87 102
		69 124 92 103 91
		97 95 85 90 105
		Slice 5:
		45 100 98 104 111
		108 121 109 94 110
		114 99 113 119 112
		107 117 125 120 123
		115 122 116 101 118
		Time: 11.40 Best Cost: 1118
1500	1	Initial State Initial Fitness: 4086

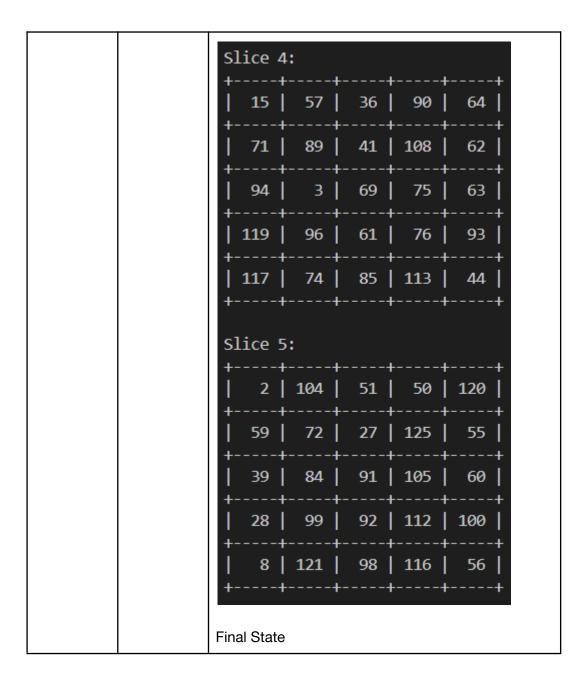
Slice 1: +----+ | 119 | 27 | 6 | 62 45 24 22 | 59 | 8 9 | 94 | 57 | 111 | 14 56 63 | 29 | 92 | 115 | 25 | 4 | 44 48 17 Slice 2: 15 | 5 | 13 | 30 I 41 95 | 74 | 100 | 10 38 64 | 101 | 33 | 35 36 | 107 | 54 | 93 | | 23 | 110 | 42 | 58 | 124 | Slice 3: 21 34 67 68 61 80 | 65 | 117 | 66 3 | 16 | 1 | 39 l 96 103 51 | 47 | 89 43 104 | 69 | 106 | 32 | 71



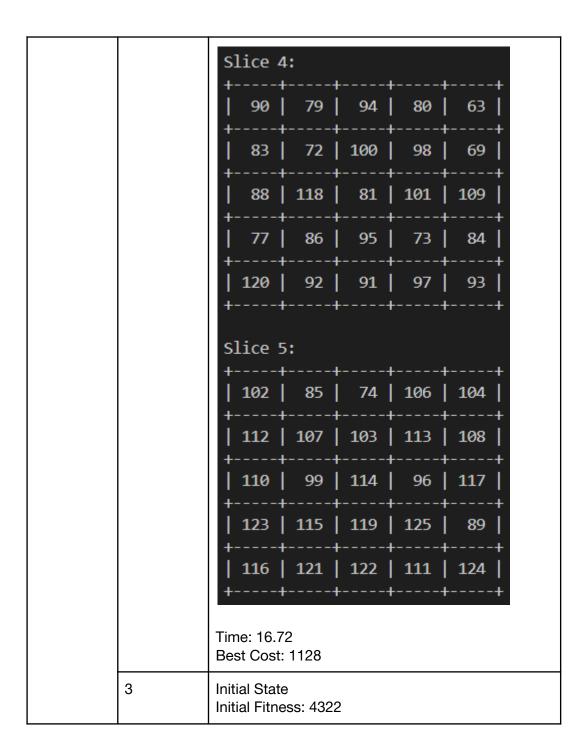
Slice :	1:			
1	++ 70	- 5	 9	2
+	++	-	+	
+	18 ++	1/ +	19 +	3 +
4	12	14	29	6
25	8	7	42	15
32	24	23	22	27
+	++	+	+	+
Slice	2:			
26	21	31	20	44
30	++ 10	+ 11	- 33	+ 28
+	++ 34	+ 40 l	+-	+
+	34 	49 +	40 +	+
43	37	36	39	52
74	107	46	50	48
+	++·	+	+	+
Slice	3:			4
41	61	51	68	54
123	++ 67	13	 60	+ 47
+ 53	++ 45	- 56	63	- 64
+	++	+	+	
66 +	57 ++	59 +	65 +	71 +
93	55	75	62	77
+	t+·	+	+-	+



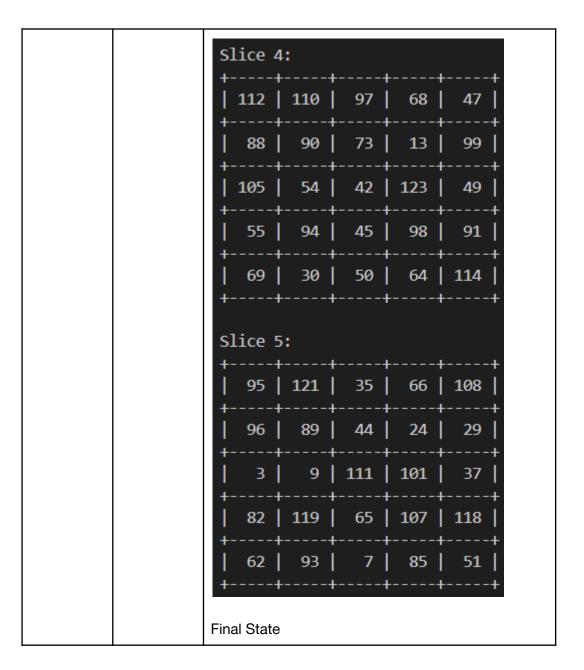
Slice :	1:			
+ I 86	+ 26	+ 58	+ 40	++ 17
÷	+			++
25 +	13 +	122 +	54 +	77 ++
4	16	11	114	12
66	97	14	107	21
31	5	82	22	106
+	+	+	+	++
Slice	2:			
78	6	80	102	83
23	+ 67	88	 111	- 20
7	9 9	70	47	101
123	87 87	115	37	 34
49	38	42	35	30
+	+	H	H	++
Slice :	3:			
19	95	24	1	124
32	+ 53	 110	 33	+ + 65
18	 46	 29	 45	118
+ 103	+ 48	 81	 43	68
109	 10	79	52	73
+	 	 	 	++



Slice 3	1:			
+	++ 1	۱	 46	+ 12
÷	++			
18 +	4 ++	2 	13 	8 -
20	9	21	11	15
31	17	29	7	22
24	++ 6	 5		- 35
+	++	+		· +
Slice 2	2:			
28	 27	16	66	-+ 42
+ 19	+ + 36	- 25	 23	- 38
+	 61			
+	++ 01	טכ 		++
43	41	37	26	44
48	50	45	32	105
+	++	+		
Slice :	3: 			
51	39	59	70	53
52	 65	68	57	- 56
+ 54	 58	 55	 40	- 64
+	++			
62 +	75 		87 	67 -
78	49	71	76	82

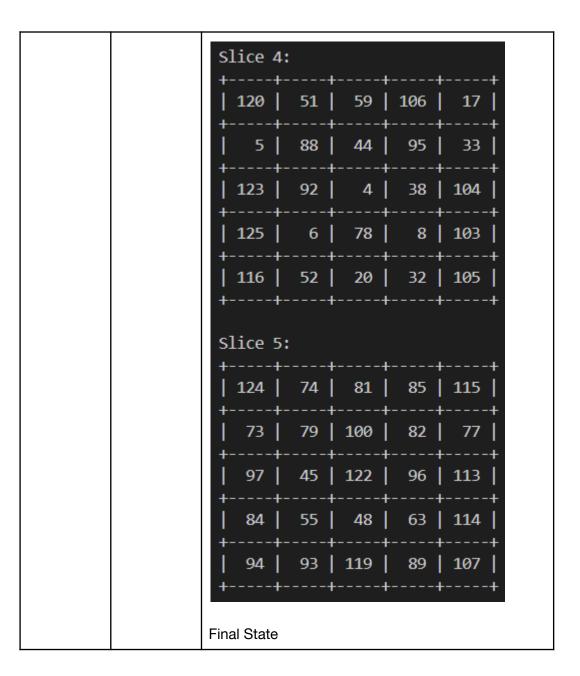


Slice 1: +----+----| 102 | 60 | 116 | 124 | 39 | | 11 | 20 | 12 | 19 | 21 | | 61 | 71 | 22 | 106 | 113 | | 27 | 26 | 18 | 16 | 70 | | 41 | 40 | 48 | 81 | Slice 2: | 103 | 17 | 52 | 104 | 4 | 31 | 77 | 15 | 87 | 14 10 58 | 46 | 63 | | 38 | 78 | 34 | 33 | | 67 | 117 | 57 | 59 | Slice 3: | 43 | 74 | 115 | 25 | 76 | 120 | 8 | 109 | 32 | 36 | 53 | 72 | 125 | | 122 | 80 | 86 | | 23 | 75 | 56 | 28 | 100 |

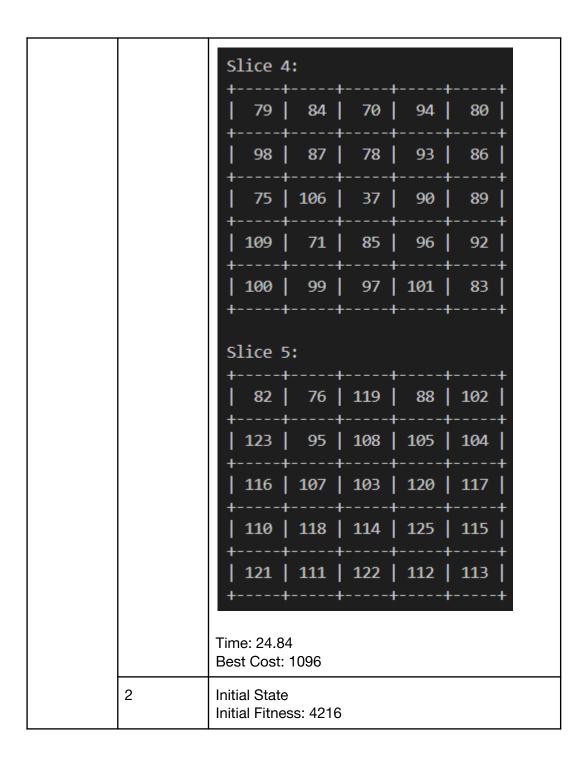


Slice 1	:			
++ 1	 5	 7	+ 13	+ 16
++				+
4	3	8 -	6	2
11	20	15	67	9
12	18	32	10	25
27	17	23	64	14
++			+	+
Slice 2	!:			
26	39	21	28	31
22	19	42	- 34	51
29	45	 37	- 70	40
+ 38	30	1 44	+ 52	77
+ - 36	46	1 48	 57	24
++	1		+	+
Slice 3	::			
49	58	47	35	65
+ + 73	43	63	33	74
+ 66	 53	1 54	+ 56	55
++ 41	 68	61	- 69	71
+ + 90	 50	116	 75	80
++			+	+

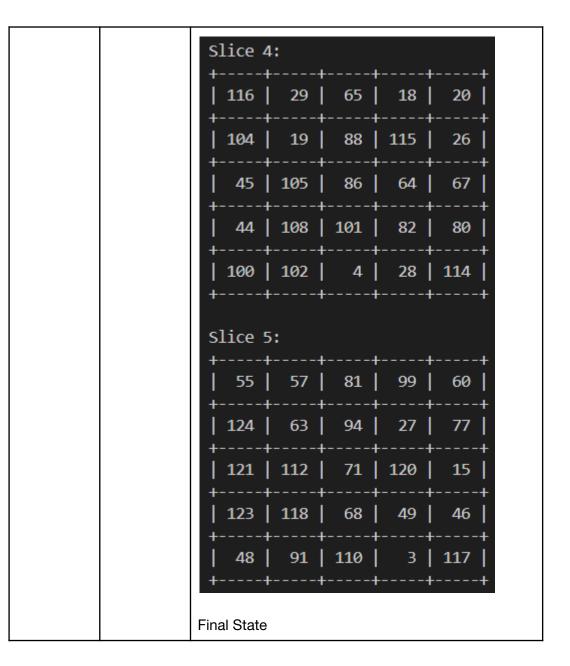
		Slice 4:		
		79 59 88 83 62		
		82 96 78 72 99		
		84 89 87 76 94		
		81 107 60 86 93		
		105 98 109 91 111		
		Slice 5: ++++ 101 102 123 92 100		
		101 102 123 32 100 ++ 119 110 125 85 97 ++		
		114 106 115 122 108		
		104 120 113 95 103		
		118 124 112 121 117		
		Time: 16.97 Best Cost: 1158		
2000	1	Initial State Initial Fitness: 4154		



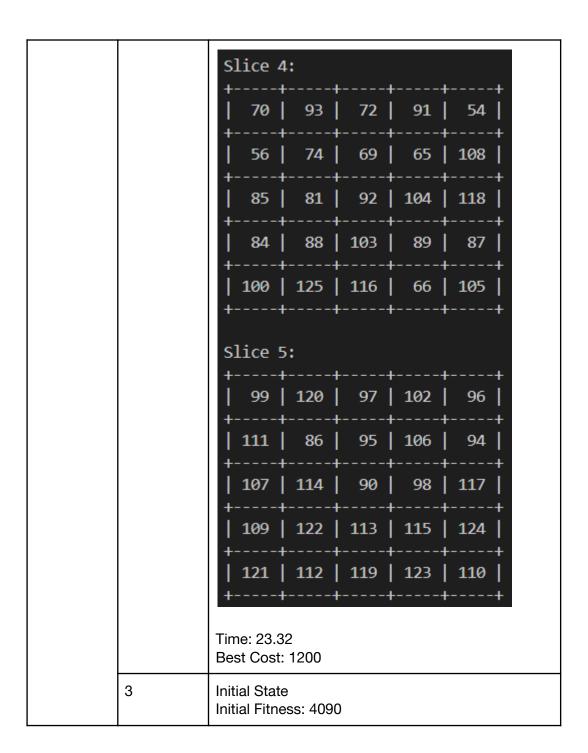
Slice 1	l:			
8	1	16	15	11
9	 4	+ 24	- 5	2
13	7	40	19	33
22	21	26	23	17
6	18	14	43 +	20
Slice 2	2:			
34	3	27	42	38
30	32	28	31	53
10	29	35	12	60
41	45	36	59	61
49	25	44	55 +	46
Slice	3:			
51	50	48	47	57
52	77	- 58	 54	67
56	62	69	 68	74
66	63	73	91	65
64	39	72	124	81
T				т



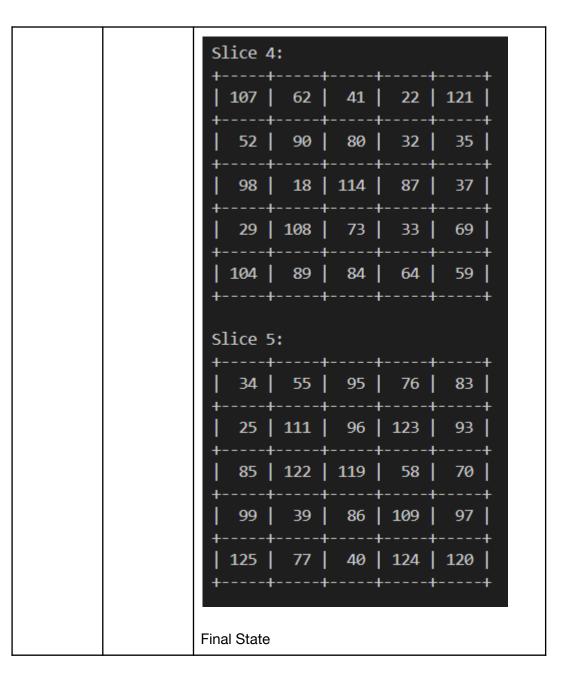
Slice :	1:			
25	40	72	33	23
79	93	32	8	13
84	 14	41	21	125
16	 109	56	111	51
61	 36	52	62	98
+	++		 	++
Slice :	2 : ++			++
24	103	96	35	2
31	9 .	75	37	66
47	122	50	7	34
43	10	5	12	107
83	1	106	95	42
+	++			ł +
Slice :	3 : 			
17	59	78	54	85
69	70	22	87	97
38	 73	92	39	11
113	 53	89	58	76
119	30	90	6	74
+	T+		r	r -

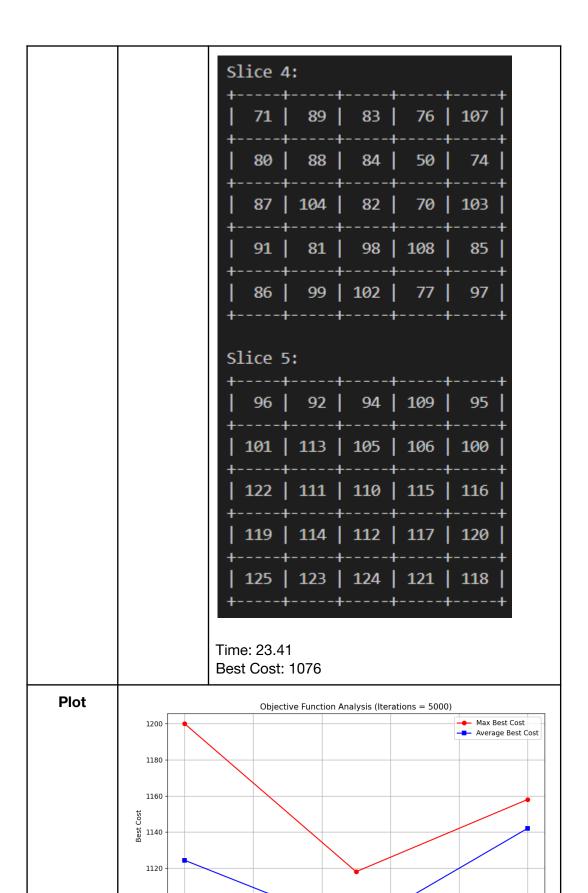


Slice	1:			
1	++ 41	8	11	2
5	++ 4	6	27	+ 16
+	++ 42	 18	 14	+ 9
+				
+	3/ +		1/ 	+
21	13 ++	12 	3 	23 +
Slice	2:			
+ 24	++ 26	 40	 31	+ 35
+	++ 19			
+	++ 19		34 	+
36 +	28 ++	3 8	59	25
67	29	47	46	50
52	45	30	64	58
+	++		II	+
Slice	3 : ++		·4	+
49	44	57	60	61
53	51	82	79	62
33	++ 55	68	43	83
48	++ 77	63	 76	71
80	++ 75	 73	 101	78
+	++		HH	+



Slice :	1:				
16	91	26	82 	60	
116	61 	53	 78	 7	
57	 46	115	12 	102	
67	31	4	72 	19	
14	45 	11	 5	9	
Slice	+		+	++	
+	2; +		+	++	
75	21	113	3	65	
23	47	68	1	36	
100	42	27	88	106	
2	103	38	44	56	
94	50	117	20	49	
Slice	: :	 	+ 	+ +	
54	110	81	13	63	
71	30	17	24	8	
10	92	118	28 	74	
6	 79 	112	51 	 15	
43	 48	105	101 	66 	
+				++	





Population

C.3.2 Hasil Analisis

Analisis seberapa dekat genetic algorithm dapat mendekati global optima dan faktor yang mempengaruhinya

Secara teoritis, *genetic algorithm* memiliki kapabilitas untuk mendekati *global optima* dibandingkan algoritma lainnya. Hal ini karena ruang pencarian solusi *genetic algorithm* lebih luas dan algoritma ini juga memastikan solusi terbaik dipertahankan.

Namun, berdasarkan hasil eksperimen, jika dilihat dari segi nilai objektif yang dicapai, algoritma ini menjadi lebih buruk dibandingkan algoritma lainnya. Hal ini terjadi karena kedekatan *genetic algorithm* dengan global optima bergantung pada parameter dan desain algoritma.

2. Bagaimana perbandingan hasil pencarian tiap-tiap algoritma dengan algoritma local search yang lain?

Berdasarkan data hasil *genetic algorithm* (GA), algoritma ini mampu menghasilkan solusi dengan *best cost* yang **relatif optimal, terutama pada iterasi tinggi dan populasi besar.** Sebagai contoh, pada populasi 1000 dan iterasi 50.000, GA mencapai *best cost* 748 dalam waktu 135 detik. Dibandingkan dengan *hill-climbing with sideways move*, GA lebih mampu menghindari jebakan optimum lokal dan menemukan solusi global, meskipun waktu komputasinya lebih tinggi.

Simulated annealing (SA), meskipun membutuhkan waktu yang lebih singkat dibanding GA, menunjukkan performa yang kompetitif dalam mencapai solusi mendekati optimal dengan mekanisme probabilistik untuk menghindari optimum lokal. Oleh karena itu, GA lebih unggul dalam eksplorasi solusi kompleks, tetapi SA menawarkan keseimbangan yang baik antara kecepatan dan kualitas solusi.

3. Perbandingan durasi proses pencarian *genetic algorithm* terhadap algoritma lainnya

Durasi proses pencarian *genetic algorithm* cenderung **lebih lama** dibandingkan algoritma lainnya. Hal ini disebabkan karena algoritma ini mengevaluasi terlebih dahulu nilai *fitness* untuk setiap individu pada seluruh populasi. Lalu, algoritma ini juga melakukan operasi tambahan seperti *crossover* dan *mutation* yang menyebabkan waktu kopmutasi menjadi lebih lama.

4. Seberapa konsisten hasil akhir yang didapatkan dari tiap-tiap eksperimen yang dilakukan?

Hasil akhir dari tiap eksperimen menunjukkan konsistensi yang cukup tinggi (*moderately high*). Hal ini terlihat dari perbedaan nilai *best cost* di setiap percobaan dalam skenario yang sama, yang cenderung berada dalam rentang nilai yang sempit. Misalnya, untuk populasi 1000 dan iterasi 5000, *best cost* berkisar antara 1078 hingga 1154 pada tiga percobaan. Variasi tersebut menunjukkan bahwa meskipun ada fluktuasi kecil, algoritma tetap memberikan solusi yang relatif stabil dan mendekati optimum pada berbagai percobaan.

Analisis pengaruh banyak iterasi dan jumlah populasi terhadap hasil akhir pencarian pada genetic algorithm

Saat menjadikan jumlah populasi sebagai variabel kontrol dan melakukan variasi pada banyak iterasi, dapat diketahui bahwa semakin banyak iterasi, semakin dekat hasil akhir pencarian dengan nilai objektif optimal. Hal ini dikarenakan setiap iterasi memungkinkan proses eksploitasi dan eksplorasi populasi yang lebih banyak. Pada saat melakukan seleksi individu, semakin banyak iterasi, maka semakin banyak individu dengan dengan nilai fitness yang lebih baik. Anak-anak baru yang dihasilkan dari proses mutasi *crossover* juga memiliki peluang lebih besar untuk mendekati solusi optimal. Solusi-solusi yang sebelumnya terjebak di *local optimal* juga dapat ditemukan. Namun, walaupun begitu, semakin banyak iterasi berarti semakin lama waktu komputasi yang dibutuhkan.

Di sisi lain, saat menjadikan banyak iterasi sebagai variabel kontrol dan melakukan variasi pada jumlah populasi, dapat diketahui bahwa semakin banyak populasi, semakin jauh hasil akhir pencarian dengan nilai objektif optimal. Hal ini dikarenakan jumlah populasi yang terlalu besar akan menjadi lebih sulit untuk dieksploitasi secara efektif. Proses seleksi dan mutasi *crossover* pun akan membutuhkan waktu lebih lama untuk menghasilkan solusi optimal karena tingkat keberagaman yang tinggi. Dengan demikian, untuk mencapai solusi optimal, diperlukan keseimbangan antara jumlah populasi dan banyak iterasi. Semakin banyak populasi, maka semakin banyak iterasi yang dibutuhkan.

6. Pengaruh variasi *crossover rate, mutation rate*, dan *selection*pressure terhadap performa algoritma

Crossover rate, mutation rate, dan selection pressure mempengaruhi performa algoritma secara signifikan. Crossover rate yang tinggi akan meningkatkan eksploitasi gen yang baik dari individu yang lebih baik dan akan menghasilkan solusi optimal, namun individu bisa menjadi terlalu mirip (premature convergence) yang menyebabkan solusi terjebak di local optima jika jumlah populasi yang digunakan terlalu sedikit. Di lain sisi, crossover rate yang rendah akan mengurangi tingkat eksploitasi dan mengakibatkan waktu komputasi yang lebih lama.

Dari segi *mutation rate*, tingkat mutasi yang tinggi akan memperluas ruang pencarian solusi dan membantu untuk keluar dari *local optima*. Akan tetapi, individu yang sudah mendekati *global optima* bisa terombak yang mengakibatkan penurunan nilai *fitness*. Di sisi lain, tingkat mutasi yang rendah akan memperkecil ruang pencarian solusi, namun memiliki stabilitas yang lebih tinggi, sehingga dapat mempertahankan individu yang sudah baik.

Dari segi selection pressure, semakin tinggi seleksi, maka semakin cepat algoritma mencari solusi optimal. Akan tetapi, sama halnya seperti crossover rate, tingkat seleksi yang tinggi dapat menyebabkan individu menjadi terlalu mirip (premature convergence) jika jumlah populasi yang digunakan terlalu sedikit. Sedangkan, tingkat seleksi yang rendah dapat memperluas ruang pencarian solusi, namun solusi yang dipilih belum mencapai global optimal.

Dengan demikian, dibutuhkan **keseimbangan** untuk ketiga parameter tersebut untuk menghasilkan solusi yang optimal.

7. Bagaimana efisiensi memori algoritma?

Efisiensi memori algoritma *genetic algorithm* (GA) **bergantung pada ukuran populasi dan dimensi data yang diolah**. Setiap individu dalam populasi membutuhkan ruang untuk menyimpan representasi penuh dari kubus 3D serta nilai *fitness*-nya. Misalnya, dengan ukuran kubus $N \times N \times N$ dan populasi yang besar (seperti 1000 atau lebih), **kebutuhan memori dapat meningkat secara signifikan.** Namun, algoritma GA tetap relatif efisien karena hanya menyimpan populasi aktif dan tidak memerlukan penyimpanan riwayat solusi sebelumnya, berbeda dengan algoritma seperti *simulated annealing* yang memerlukan

langkah-langkah riwayat tertentu. *Hill-climbing*, di sisi lain, umumnya lebih ringan secara memori karena hanya memproses satu solusi dalam satu waktu.

8. Analisis batasan memori pada *genetic algorithm* yang untuk masalah skala besar

Batasan memori menjadi faktor pembatas utama pada *genetic algorithm*. Algoritma ini cenderung membutuhkan ruang memori yang lebih banyak untuk menjalankan setiap fungsinya. Semakin banyak jumlah populasi, dimensi pencarian, dan semakin kompleks fungsi evaluasi *fitness-*nya, semakin banyak juga ruang memori yang dibutuhkan. Oleh karena itu, untuk memastikan efektivitas algoritma ini pada masalah skala besar, diperlukan optimalisasi representasi data, teknik, dan sumber daya komputasi, seperti menggunakan teknik paralel atau berbasis *cloud*.

9. Bagaimana tingkat scalability dari algoritma ketika diterapkan pada data yang jauh lebih besar?

Dari segi scalability, genetic algorithm (GA) cenderung lebih efektif pada masalah besar karena ia bekerja dengan populasi solusi, memungkinkan eksplorasi ruang solusi yang lebih luas. Meskipun GA memiliki biaya komputasi yang tinggi dengan meningkatnya jumlah populasi dan generasi, ia dapat menangani data besar lebih baik dibandingkan algoritma lainnya. Sebaliknya, hill climbing with sideways move (HC) memiliki skalabilitas terbatas karena cenderung terjebak di solusi lokal, meskipun sideways move sedikit membantu. Pada masalah besar, HC kurang efisien dalam menjelajahi ruang solusi. Simulated annealing (SA), meskipun lebih scalable dari HC, masih menghadapi tantangan dalam masalah besar karena prosesnya yang lebih lambat dan kebutuhan untuk mengatur suhu yang tepat. Namun, SA lebih mampu menghindari solusi lokal dibandingkan HC.

Pengaruh peningkatan waktu dan sumber daya secara linear, eksponensial, dan polinomial terhadap peningkatan kompleksitas masalah

Terdapat tiga faktor yang dapat meningkatkan kebutuhan waktu dan sumber daya, yaitu jumlah populasi, banyak iterasi, dan kompleksitas fungsi evaluasi nilai *fitness*. Hal ini menyebabkan waktu dan sumber daya dapat

meningkatkan kompleksitas masalah secara linear, eksponensial, maupun polinomial, tergantung dengan ketiga faktor tersebut pada algoritma.

Kompleksitas masalah dapat meningkat secara linear saat *crossover rate*, *mutation rate*, jumlah populasi, dan banyak iterasi yang tetap dan menggunakan fungsi evaluasi nilai *fitness* yang optimal. Contohnya saat melakukan optimasi *one-max* atau *sphere function*.

Lalu, kompleksitas masalah dapat meningkat secara eksponensial saat ruang pencarian solusi sangat besar, algoritma harus mengevaluasi banyak individu untuk menghindari terjebak di *local optima*, dan saat fungsi evaluasi nilai *fitness* melibatkan perhitungan atau simulasi kompleks. Contohnya adalah optimasi masalah seperti *Travelling Salesman Problem* (TSP) untuk jumlah kota yang besar.

Sedangkan, kompleksitas masalah dapat meningkat secara polinomial saat algoritma menggunakan teknik optimasi yang efisien, seperti *dynamic mutation rates, adaptive crossover*, atau *parallel computing*.

Kesimpulan dan Saran

Setelah melakukan eksperimen pencarian solusi pada diagonal magic cube dengan tiga algoritma local search: hill-climbing with sideways move, simulated annealing, dan genetic algorithm, dapat disimpulkan bahwa algoritma yang paling efektif adalah simulated annealing.

Keunggulan simulated annealing dibandingkan dengan genetic algorithm dan hill-climbing with sideways move terletak pada kemampuannya untuk menghindari solusi lokal dan mengeksplorasi ruang solusi lebih luas. Simulated annealing menggunakan probabilitas untuk menerima solusi yang lebih buruk pada awalnya, memungkinkan pencarian yang lebih dalam dan mengurangi kemungkinan terjebak di titik stagnasi. Dibandingkan genetic algorithm, yang lebih kompleks dan bergantung pada pengaturan parameter, simulated annealing lebih stabil dan sederhana, memberikan pencarian yang lebih terstruktur dan efektif dalam mencapai solusi optimal pada masalah yang kompleks seperti diagonal magic cube.

Hanya saja, dalam kasus tertentu, *genetic algorithm* bisa lebih unggul, terutama pada masalah yang membutuhkan eksplorasi ruang solusi yang sangat besar dalam waktu yang lebih singkat. *Genetic algorithm* bekerja dengan populasi solusi yang memungkinkan pencarian lebih luas dan dapat beradaptasi dengan berbagai kondisi, seperti dalam masalah yang memiliki banyak solusi global yang tersebar. Sementara *simulated annealing* sangat efektif dalam menghindari solusi lokal dan menemukan solusi optimal, *genetic algorithm* lebih cocok untuk masalah yang memerlukan eksplorasi paralel dan dapat lebih cepat menemukan solusi yang baik pada ruang solusi yang lebih besar. Dengan kata lain, *simulated annealing* lebih cocok untuk **pencarian solusi optimal jangka panjang**, sementara *genetic*

algorithm lebih efektif pada masalah dengan ruang solusi yang sangat besar yang memerlukan eksplorasi lebih cepat.

Untuk meningkatkan efektivitas pencarian solusi optimal pada diagonal *magic cube* ke depannya, diperlukan optimalisasi pada setiap algoritma dengan metode-metode terbarukan.

Pembagian Tugas

NIM	Nama	Tugas
18222012	Syakira Fildza Nazhifan	 Membuat template laporan Merapikan laporan Membuat deskripsi fungsi/kelas genetic algorithm Membuat source code genetic algorithm Melakukan analisis eksperimen genetic algorithm Membuat kesimpulan dan saran Membuat deskripsi masalah
18222050	Nicolaas Heru Dreandachrista	 Membuat source code genetic algorithm Membuat source code visualisasi eksperimen genetic algorithm Melakukan iterasi dan plot terhadap 2 variasi genetic algorithm Melakukan analisis eksperimen genetic algorithm Membuat kesimpulan dan saran
18222134	Ardra Rafif Sahasika	 Membuat source code sideways move Membuat source code simulated annealing Membuat visualisasi eksperimen simulated annealing Melakukan analisis eksperimen simulated annealing Membuat fitness function
18222137	Timothy Haposan Simanjuntak	Membuat source code sideways move

Membuat source code simulated
annealing
Membuat visualisasi eksperimen
sideways move
Melakukan analisis eksperimen sideways
move
Membuat fitness function

Referensi

Half pandiagonal 5x5x5 magic cube (Shift method). (2014). Magisch Vierkant. https://www.magischvierkant.com/three-dimensional-eng/5x5x5/half-pandiagonal-shift/

Introduction to Hill Climbing | Artificial Intelligence. (2017, December 12). GeeksforGeeks. https://www.geeksforgeeks.org/introduction-hill-climbing-artificial-intelligence/

Maximilian Weichart. (2023, November 25). *MW - Simulated Annealing*. Maximilian-Weichart.de. https://maximilian-weichart.de/posts/simulated-annealing/

Rachmawati, D., Handrizal, & Batubara, R. (2020). COMPARISON OF STEEPEST ASCENT HILL CLIMBING ALGORITHM AND BEST FIRST SEARCH ALGORITHM IN DETERMINING THE SHORTEST ROUTE FOR MEDAN TOURISM. 98(19).