Laporan Tugas Besar 1 IF3170 Intelegensi Artifisial Semester I Tahun Akademik 2025/2026 Penyelesaian Konflik Penjadwalan Mata Kuliah dengan Local Search



Disusun oleh:

Farrell Jabaar Altafataza 10122057 Raudah Yahya Kuddah 13122003 Muhammad Syarafi Akmal 13522076

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika Institut Teknologi Bandung 2024

Deskripsi Persoalan

Permasalahan yang diangkat dalam Tugas Besar 1 IF3170 Intelegensi Artifisial adalah penjadwalan kelas mingguan untuk sejumlah mata kuliah pada suatu institusi pendidikan. Setiap mata kuliah memiliki beberapa atribut seperti kode kelas, jumlah mahasiswa, serta jumlah SKS, dan harus dijadwalkan pada waktu serta ruangan yang sesuai. Selain itu, setiap ruangan memiliki kapasitas tertentu, sedangkan setiap mahasiswa memiliki daftar mata kuliah yang diambil beserta urutan prioritasnya.

Tujuan utama dari permasalahan ini adalah mencari penjadwalan yang optimal dengan meminimalkan konflik atau ketidaksesuaian yang muncul, seperti:

- 1. Pertemuan kelas yang bertabrakan bagi mahasiswa yang sama.
- 2. Dua atau lebih kelas yang dijadwalkan pada ruangan dan waktu yang sama.
- 3. Ketidaksesuaian kapasitas ruangan terhadap jumlah mahasiswa yang hadir.

Masalah ini termasuk dalam kategori optimization problem, di mana ruang solusi sangat besar dan tidak mungkin dicari secara brute force. Oleh karena itu, pendekatan yang digunakan adalah algoritma local search, yaitu metode pencarian solusi yang berfokus pada perbaikan bertahap dari solusi awal (initial state) menuju solusi yang lebih baik melalui proses iteratif.

Dalam tugas ini, kami diminta untuk mengimplementasikan dan membandingkan tiga algoritma local search utama, yaitu:

- 1. Hill Climbing Steepest Ascent,
- 2. Simulated Annealing, dan
- 3. Genetic Algorithm.

Setiap algoritma akan diuji dalam beberapa eksperimen untuk menganalisis performa, kestabilan hasil, serta kedekatannya terhadap solusi optimal (global optimum). Selain itu, kami juga harus memvisualisasikan hasil pencarian, seperti nilai *objective function* terhadap jumlah iterasi, durasi proses, dan kondisi awal serta akhir dari jadwal yang dihasilkan.

Pembahasan

1. Pemilihan Fungsi Objektif

Dalam permasalahan penjadwalan kelas mingguan, fungsi objektif digunakan untuk mengukur seberapa baik suatu *state* atau solusi memenuhi kriteria penjadwalan yang diinginkan. Nilai fungsi objektif menentukan kualitas suatu solusi, di mana semakin kecil nilainya maka semakin sedikit konflik atau pelanggaran terhadap aturan penjadwalan yang terjadi. Oleh karena itu, rancangan fungsi objektif harus mencerminkan seluruh aspek penting dari permasalahan agar algoritma *local search* dapat melakukan pencarian secara efektif.

Pada tugas ini, fungsi objektif yang digunakan mempertimbangkan tiga komponen utama sebagaimana dijelaskan pada spesifikasi tugas besar, yaitu:

1. Konflik Jadwal Mahasiswa

Komponen ini menghitung jumlah bentrokan jadwal yang dialami oleh mahasiswa. Jika seorang mahasiswa memiliki dua mata kuliah yang dijadwalkan pada waktu yang sama, maka setiap bentrokan tersebut menambah penalti terhadap nilai fungsi objektif.

$$f1 = \sum_{m} jumlah_bentrok(m) * 2$$

2. Konflik Jadwal dan Ruangan Kelas Mata Kuliah

Komponen kedua menghitung jumlah pertemuan yang dijadwalkan pada ruangan dan waktu yang sama. Jika terdapat dua atau lebih mata kuliah yang menggunakan ruangan yang sama di waktu yang sama, maka konflik ini dihitung dan diberi bobot berdasarkan prioritas mata kuliah peserta yang terlibat.

$$f2 = \sum_{j} (durasi_bentrok_mata_kuliah(j) * \sum_{p,m} (bobot_prioritas(p) * jumlah_mahasiswa(m))$$

3. Konflik Kapasitas Ruangan

Komponen ini memperhitungkan selisih antara jumlah mahasiswa dalam suatu kelas dengan kapasitas maksimum ruangan tempat kelas tersebut diadakan. Jika jumlah mahasiswa melebihi kapasitas ruangan, maka penalti diberikan secara proporsional terhadap kelebihan tersebut dikalikan dengan jumlah SKS pertemuan.

$$f3 = \sum_{k,p} (jumlah_pendaftar(p) - kapasitas_ruangan(k)) * 2$$

Ketiga komponen tersebut ditotalkan untuk menjadi fungsi objektif menyeluruh sebagai berikut:

$$F = f1 + f2 + f3$$

2. Implementasi Algoritma Local Search

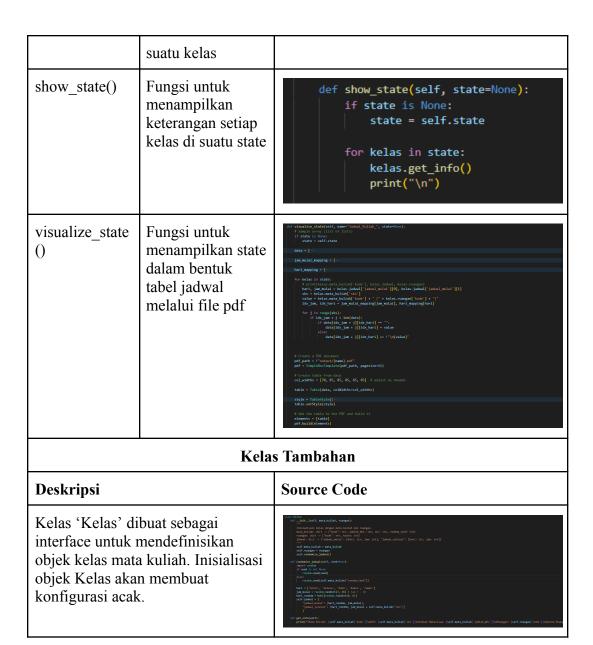
Pada tugas besar ini, algoritma *Local Search* digunakan untuk mencari solusi optimal dari permasalahan penjadwalan kelas mingguan. Pendekatan ini dimulai dari solusi awal acak dan memperbaikinya secara bertahap melalui perubahan kecil pada solusi. Tiga algoritma yang diimplementasikan adalah Hill Climbing, Simulated Annealing, dan Genetic Algorithm, yang masing-masing memiliki strategi pencarian berbeda untuk membandingkan efektivitasnya dalam menemukan jadwal terbaik.

1. Parent Algorithm

Fungsi	Deskrpsi	Source Code	
Init()	Fungsi ini bertujuan untuk inisiasi kelas algoritma berupa input, seed (reproducibility), konversi input ke state, dan data-data lainnya.	class Parentalgocithms definit(self, input, seed-mione):	
convert_input_ke_state()	Fungsi ini bertujuan untuk translasi input ke state yaitu List[Kelas] (Kelas 'Kelas' tertera di baris paling bawah tabel)	And convert_input_be_state(calf_, input): import random if not import (random if not import (random interfere input ('random'): ratio 'binderinot' ('spot tinda valida 'binderinot'): ratio 'binderinot' ('spot tinda valida 'binderinot'): selection 'litt(inia) = [] for i in rempt(ine(port('alea sera salida')): random secoliticus('issue sera salida')): random secoliticus('issue salida'): random secoliticus salida': selectus sepondibulas salida': selectus sepondibulas salida': selectus selectus salida': selectus selectus salida': selectus selectus salida': selectus sepondibulas salida': selectus selectus salida': selectus selectus salida': selectus selectus selectus salida': selectus s	

get_semua_nei Fungsi ini ghbor() mengembalikan semua kemungkinan neighbor state yang berbentuk List[List[Kelas]] Fungsi ini get random n eighbor() mengembalikan satu random neighbor dengan value lebih baik di self.tukar_jadwal(neighbor_tukar[i], neighbor_tukar[j]) hari = ['Senin', 'Selasa', 'Rabu', 'Kamis', 'Jumat']
jam_mulai_range = list(range(7, 16)) # jam 7 - 18
i = random.randint(0, len(neighbor_pindah)-1)
h = random.choice(hari)
j = random.choice(hari)
s = rant(f = i "nindah") antara metode tukar dan pindah f print(1, j, "pindah")
jadwal_baru = {
 "jadwal_mulai": [h, j],
 "jadwal_selesai": [h, j + neighbor_pindah[i].mata_kuliah['sks']] le self.cok.komfiks_andmat(neighnor_pinnomfi), jamma_en
h = random.kohice(hari)
j = random.kohice(jam_mulai_range)
jadwal_baru = (
 "jadwal_mulai": [h, j],
 "jadwal_selesai": [h, j + neighbor_pindah[i].mata_kuliah['sks']] Fungsi ini tukar jadwal() bertujuan untuk menukar jadwal (posisi pertemuan) dua mata kuliah (excluding ruangan) pindah jadwal Fungsi ini bertujuan untuk ()if not self.cek_konflik_jadwal(kelas, jadwal_baru):
 kelas.jadwal = jadwal_baru memindahkan jadwal dan ruangan ke posisi yang tidak berkonflik

```
cek konflik ja
                  Fungsi ini
dwal()
                  bertujuan untuk
                  melihat apakah
                  dua kelas
                  bertabrakan atau
                  tidak
fungsi objekti
                  Fungsi ini
                  bertujuan untuk
f()
                  melakukan
                  kalkulasi terhadap
                  nilai objektif
get_kelas_by_
                  Fungsi ini
                                           def get_kelas_by_kode(self, kode, state=None):
                                              if state is None:
                  bertujuan untuk
kode()
                                               state = self.state
                  mengembalikan
                                              result = []
                  suatu Kelas
                                              for kelas in state:
                                                  if kode in kelas.mata_kuliah['kode']:
                  dengan kode mata
                                                     result.append(kelas)
                  kuliah tertentu
                                               if result:
                                                 return result
get mahasisw
                  Fungsi ini
                                           def get_mahasiswa_prioritas_by_kelas(self, kode_kelas):
                                              result = []
                  bertujuan untuk
a prioritas by
                                              for mhs in self.mahasiswa:
kelas()
                  mengembalikan
                                                 for i, mk in enumerate(mhs['daftar_mk']):
                                                    if mk in kode_kelas:
                  bobot prioritas
                                                       result.append(mhs['prioritas'][i])
                  setiap mahasiswa
                  yang mengikuti
                                              return result
```



2. Hill Climbing Steepest Ascent

Fungsi	Deskripsi	Source Code
init()	Fungsi ini bertujuan untuk memanggil constructor dari kelas induknya (ParentAlgorithm)	<pre>class HC_SA(ParentAlgorithm): definit(self, input): super()init(input)</pre>
run()	Fungsi ini bertujuan untuk mengeksekusi algoritma Steepest Hill Climbing. Fungsi ini memulai dengan state awal yang acak dan menghitung skor awal menggunakan fungsi objektif. Lalu, fungsi memasuki loop untuk memperbaiki jadwal. Pada setiap iterasi, fungsi membangkitkan seluruh kemungkinan state neighbor yang dapat dicapai pada saat itu. Setiap state neighbor dievaluasi skornya menggunakan fungsi objektif. Fungsi ini akan memilih state neighbor dengan nilai objektif tertinggi sebagai kandidat neighbor terbaik. Apabila	<pre>cered.tete = solf-inite cered.tete = solf-inite cered.tete = solf-inite cered.tete = solf-inite solf-init</pre>

nilai kandidat ini melampaui nilai state saat ini, maka state akan digantikan oleh kandidat tersebut. Namun, jika tidak ada satupun state neighbor yang memiliki nilai lebih tinggi, maka algoritma telah mencapai kondisi local optimum.

3. Simulated Annealing

Fungsi	Deskripsi	Source Code
init()	Fungsi ini digunakan untuk melakukan inisialisasi awal algoritma. Inisialisasi mencakup data <i>input</i> , temperatur awal, laju pendinginan, temperatur minimum, serta menentukan <i>state</i> awal secara acak. Fungsi ini juga menghitung skor awal dari <i>state</i> yang dipilih dan menyimpannya sebagai <i>best state</i> sementara.	<pre>class SimulatedAnnealing(ParentAlgorithm): definit(self, data, initial_temp=1000, cooling_rate=0.01, min_temp=1e=3): super()init(data) self.input = data self.input = data self.initial_temp = min_temp self.cooling_rate = cooling_rate self.min_temp = min_temp self.current_state = self.get_random_neighbor() self.best_state = self.current_state self.best_score = self.fingsi_objektif(self.current_state)</pre>
run()	Fungsi utama untuk menjalankan proses optimasi. Pada setiap iterasi, algoritma mencari <i>neighbor</i> baru dari <i>state</i> saat ini, menghitung perubahan nilai objektif (delta), dan memutuskan apakah neighbor tersebut diterima berdasarkan probabilitas eksponensial yang dipengaruhi oleh temperatur (T.) Temperatur kemudian dikurangi sesuai <i>cooling rate</i> . Proses berhenti saat T turun di bawah <i>min_temp</i> .	<pre>def run(setf, verbose false): current_state = setf.current_state current_state = setf.best_score T = setf.minial_temp if verbose: print(f*Initial score: (current_score:.4f)*) while T > setf.min_temp: neighbor = setf.get.rundom_neighbor() neighbor_score = setf.get.rundom_neighbor() neighbor_score = current_score if delta > 0: current_state = neighbor current_score > setf.best_score: if rundom_rundom() < neth.exp(delta / T): current_score = neighbor_score if current_score > setf.best_score: setf.best_state = current_score if current_score > setf.best_score: setf.best_score = current_score T *= (1 - setf.cooling_rate) if verbose: print(f*Te(T:.4f) Current Score=(current_score:.2f) Best=(setf.best_score:.2f)*) if verbose: print(f*Norinal best_score: (setf.best_score:.4f)*) return_setf.best_state, setf.best_score</pre>

4. Genetic Algorithm

Fungsi	Deskripsi	Source Code	
init()	Fungsi ini bertujuan untuk inisialisasi populasi state random dan data keperluan lainnya.	<pre>class GeneticAlgorithm(ParentAlgorithm): definit(self, input, population_size=100, n_generasi=10): super()init(input) self.population_size = population_size self.n_generasi = n_generasi self.input = input self.hari = ['Senin', 'Selasa', 'Rabu', 'Kamis', 'Jumat'] self.range_waktu = list(range(7, 16)) self.inisialisasi_populasi() self.avg_obj_history = []</pre>	
inisialisasi_p opulasi()	Fungsi ini bertujuan untuk melakukan inisialisasi populasi dengan konfigurasi acak	<pre>def inisialisasi_populasi(self): population = [self.state] for _ in range(self.population_size - 1): new_state = copy.deepcopy(self.state) for kelas in new_state:</pre>	
crossover()	Fungsi ini bertujuan untuk mengembalikan children dari hasil crossover 2 parent	<pre>def crossover(self, parent1, parent2): child1 = copy.deepcopy(parent1) child2 = copy.deepcopy(parent2) num_crossover_points = random.randint(2, 4) crossover_points = sorted(random.sample(range(1, len(parent1)), num_crossover_points)) swap = False prev_point = 0 for point in crossover_points + [len(parent1)]: if swap: for i in range(prev_point, point):</pre>	
mutate()	Fungsi ini bertujuan untuk melakukan mutasi terhadap suatu individu (state). Mutasi dilakukan dengan mencari slot kelas yang kosong dengan posisi yang random	<pre>def mutate(self, individual, mutation_rate=0.3): for i in range(len(individual)): if random.random() < mutation_rate: max_attempts = 50 for _ in range(max_attempts): h = random.choice(self.hari) j = random.choice(self.range_waktu) r = random.choice(self.ruangan) jadwal_baru = {</pre>	

select parent Fungsi ini select_parents(self, tournament_size=5): bertujuan untuk s() melakukan seleksi parent berdasarkan or _ in range(self.population_size // 2):
Select parent 1 populasi, metode tournament1 = random.sample(self.population, tournament_size) yang digunakan # Select parent 2
tournament2 = random.sample(self.population, tournament_size) adalah tournament selection parent2 = max(tournament2, key=lam fitness() Fungsi ini bertujuan untuk melakukan kalkulasi fitness value sebuah individu (state) dengan kalkulasi: jumlah data input * 100 - nilai objektif Fungsi ini run() bertujuan untuk mengeksekusi algoritma int(len(parents))
arentl, parent2 in parents:
hild1, child2 = self.crossover(parent1,
elf.mutate(child1)
elf.mutate(child2)
ext_generation.extend([child1, child2]) berdasarkan input dan inisialisasi yang ada. Untuk efisiensi algoritma, populasi selanjutnya akan dibatasi menjadi top 10 individu dan 30 random individu, sisanya akan disimpan di array 'bin'. Algoritma ini juga mengantisipasi terjadinya dominasi/stagnasi suatu individu berdasarkan fitness, apabila terjadi maka

	algoritma akan mengambil individu random dari bin untuk menggantikan slot 30 random individu agar tidak terjadi dominasi/stagnasi.	
plot()	Fungsi ini bertujuan untuk menampilkan plot dari nilai objektif terbaik dan rata-rata nilai objektif populasi terhadap iterasi/generasi	<pre>def plot(solf, now) still (solf) strong(), self.n_generasis!) still (solf) strong() st</pre>

3. Hasil Eksperimen dan Analisis

Bagian ini berisi hasil pengujian terhadap tiga algoritma *local search* yang diimplementasikan, yaitu Hill Climbing, Simulated Annealing, dan Genetic Algorithm. Setiap algoritma dijalankan sebanyak tiga kali pada data yang sama untuk mengamati konsistensi hasil dan performa pencarian.

Hasil eksperimen kemudian divisualisasikan melalui plot perubahan nilai fungsi objektif terhadap iterasi untuk melihat konvergensi pencarian. Analisis dilakukan untuk menilai seberapa baik setiap algoritma mendekati solusi optimal, efisiensi waktu eksekusi, kestabilan hasil antar percobaan, serta pengaruh variasi parameter terhadap kualitas solusi yang diperoleh.

1. Hill Climbing Steepest Ascent

Variasi Parameter dan Data	State	Plot
----------------------------	-------	------

Seed 1	Screenshot 202	HC_variasi1_aw HC_variasi2_ak	■ HC1_plot.png
Seed 2	Screenshot 202	HC_variasi2_aw HC_variasi2_ak	■ HC2_plot.png
Seed 3	Screenshot 202	HC_variasi3_aw HC_variasi3_ak	► HC3_plot.png

Analisis

Ketiga eksperimen memiliki tren yang sama, HC selalu mendapatkan solusi untuk kasus input medium (src/input/input_medium.json). Plot objektifnya pun sama, sekitar 10-11 iterasi dan kelengkungan yang relatif sama.

Durasi waktu variasi 1 dan 2 tidak berbeda cukup jauh, kecuali variasi 3. Mungkin merupakan dari dampak hardware.

2. Simulated Annealing

Variasi	Parameter dan Data	State	Plot
Seed 1	Screenshot 202	SA_variasi1_aw SA_variasi1_ak	SA1_plot_obj_p
Seed 2	Screenshot 202	SA_variasi2_aw SA_variasi2_ak	■ SA2_plot_obj_p
Seed 3	Screenshot 202	SA_variasi3_aw SA_variasi3_ak	■ SA3_plot_obj_p

Analisis

Ketiga eksperimen memiliki tren yang cukup berbeda. Variasi 1 dan 3 memiliki hasil yang relatif sama, tapi variasi 3 cukup jauh berbeda lebih buruk.

Durasi waktu semua variasi relatif sama persis. Tren plot ketiga variasi memiliki kecenderungan yang sama. Plot fungsi objektif di iterasi awal mengalami naik-turun, di

sini adalah fase algoritma menerima segala nilai objektif. Setelah sekitar di iterasi 400an, nilai objektif selalu naik dan pada akhirnya stagnan. Plot kalkulasi probabilitas euler semakin lama semakin turun, delta E yang selalu negatif (pada kalkulasi euler saja) dan T yang selalu menurun akan membuat nilai probabilitas eulernya menurun.

3. Genetic Algorithm

Variasi	Parameter dan Data	State	Plot
generasi: 200, populasi: 30	Screenshot 202	GA_variasi1_aw GA_variasi1_ak	■ GA1_plot_obj_av
generasi: 200, populasi: 70	Screenshot 202	GA_variasi2_aw GA_variasi2_ak	■ GA2_plot_obj_av
generasi: 200, populasi: 120	Screenshot 202	GA_variasi3_aw GA_variasi3_ak	■ GA3_plot_obj_av
generasi: 100, populasi: 200	Screenshot 202	GA_variasi4_aw GA_variasi4_ak	■ GA4_plot_obj_av
generasi: 200, populasi: 200	Screenshot 202	GA_variasi5_aw GA_variasi5_ak	■ GA5_plot_obj_av
generasi: 500, populasi: 200	Screenshot 202	☐ GA_variasi6_aw☐ GA_variasi6_ak	■ GA6_plot_obj_av

Analisis

Semua eksperimen memiliki hasil yang sama yaitu global optimum, yang berbeda hanya pada durasi karena peningkatan kompleksitas algoritma berdasarkan parameter.

Semua tren plot objektif individu terbaik sama, di bagian awal iterasi kenaikan fungsi objektif sangat pesat, namun setelah kenaikan pesat tersebut kenaikan menjadi landai. Begitu pun dengan plot objektif rata-rata populasi, meningkat seiring iterasi. Akan

tetapi, di bagian seringkali ada naik-turun disebabkan algoritma pencegahan stagnasi yang sudah dijelaskan di bagian implementasi genetic algorithm.

4. Analisis Perbandingan Algoritma

Berdasarkan hasil eksperimen, algoritma Hill Climbing menunjukkan performa terbaik dalam hal kualitas solusi, diikuti oleh Genetic Algorithm. Hill Climbing secara konsisten mampu mencapai solusi yang paling mendekati bahkan menyamai global optimum. Hal ini disebabkan oleh karakteristik state space pada permasalahan penjadwalan yang memiliki lanskap dengan "bukit" yang lebar dan landai, sehingga jalur peningkatan nilai solusi relatif stabil dan tidak banyak jebakan local optima. Mekanisme deterministik pada Hill Climbing membuat setiap langkah pencarian selalu mengarah pada perbaikan solusi, tanpa penyimpangan acak yang tidak perlu. Sementara itu, Genetic Algorithm juga mampu menghasilkan solusi dengan kualitas tinggi, meskipun sedikit di bawah Hill Climbing, karena proses evolusionernya yang melibatkan selection, crossover, dan mutation untuk menjaga keragaman populasi.

Jika dibandingkan dengan dua algoritma tersebut, **Simulated Annealing** menghasilkan performa yang lebih bervariasi dan umumnya tidak sebaik Hill Climbing maupun Genetic Algorithm. Hal ini disebabkan oleh sifat stokastiknya yang menggunakan *randomized movement* untuk keluar dari *local optima*. Strategi ini efektif pada lanskap solusi yang kompleks, namun pada kasus penjadwalan dengan pola ruang solusi yang relatif halus, pergerakan acak tersebut seringkali menyebabkan algoritma menyimpang dari arah konvergensi dan sulit mencapai kualitas solusi terbaik.

Dari sisi durasi proses pencarian, urutan efisiensinya justru berbeda. Simulated Annealing memiliki waktu eksekusi paling cepat karena setiap iterasinya hanya memilih satu *neighbor* secara acak tanpa melakukan evaluasi menyeluruh terhadap seluruh kemungkinan pergerakan. Genetic Algorithm berada di posisi tengah karena membutuhkan evaluasi terhadap seluruh populasi pada setiap

generasi. Sementara itu, **Hill Climbing** cenderung memiliki waktu pencarian paling lama, terutama pada varian *steepest ascent*, karena di setiap langkahnya algoritma mengevaluasi seluruh *neighbor* untuk memilih solusi terbaik. Dalam konteks ini, kecepatan tidak selalu berbanding lurus dengan kualitas solusi—Simulated Annealing memang cepat, tetapi sering berhenti di solusi yang kurang optimal.

Dalam hal **konsistensi hasil antar percobaan**, Hill Climbing menunjukkan stabilitas tertinggi karena tidak mengandung elemen acak dalam proses pencariannya. Genetic Algorithm juga relatif konsisten karena mekanisme seleksi selalu mempertahankan individu terbaik di setiap generasi. Sebaliknya, Simulated Annealing memiliki hasil yang lebih fluktuatif karena sangat bergantung pada nilai awal *temperature* dan probabilitas penerimaan solusi yang lebih buruk.

Terakhir, hasil eksperimen menunjukkan bahwa **jumlah iterasi dan ukuran populasi** berpengaruh besar terhadap kualitas hasil pada Genetic Algorithm. Populasi yang lebih besar menjaga keragaman genetik sehingga memperluas ruang pencarian, sementara iterasi yang lebih banyak memberi waktu bagi proses evolusi untuk menghasilkan individu yang lebih optimal. Kombinasi keduanya menjadikan Genetic Algorithm pendekatan yang fleksibel dan efisien untuk menemukan solusi yang mendekati *global optimum* dengan konsistensi yang baik.

Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil eksperimen yang dilakukan terhadap ketiga algoritma *local search* Hill Climbing, Simulated Annealing, dan Genetic Algorithm dapat disimpulkan bahwa Hill Climbing memberikan performa terbaik dalam hal kualitas solusi dan kestabilan hasil. Algoritma ini secara konsisten mampu mencapai solusi yang mendekati bahkan menyamai *global optimum* berkat sifat deterministiknya yang efektif pada *state space* dengan landskap "bukit" yang landai. Genetic Algorithm berada di posisi kedua dengan hasil yang juga sangat baik dan relatif konsisten, terutama pada konfigurasi dengan populasi besar dan iterasi tinggi. Sementara itu, Simulated Annealing memiliki waktu eksekusi tercepat, tetapi kualitas solusinya cenderung lebih rendah karena mekanisme pergerakan acaknya yang sering menyimpang dari arah konvergensi.

Saran terhadap penerapan Algoritma Hill Climbing, Genetic Algorithm, mungkin bisa membuat proses pencariannya lebih optimal menggunakan metode lain dengan *trade off* sedikit di hasil kualitas atau menggunakan prinsip parallel computing di proses yang sekiranya bisa diterapkan (looping).

Pembagian Tugas

Nama	NIM	Tugas
Farrell Jabaar Altafataza	10122057	Hill Climbing, laporan
Raudah Yahya Kuddah	13122003	Simulated Annealing, laporan
Muhammad Syarafi Akmal	13522076	Base code/Parent Algorithm, Genetic Algorithm, Utilities

Referensi

Link github: Github Tubes

Artificial Intelligence: A Modern Approach, 4th Edition by Peter Norvig and Stuart J. Russell