Laporan Tugas 1
IF3070 Dasar Inteligensi Artifisial
Pencarian Solusi Pengepakan Barang (Bin Packing Problem) dengan Local Search

Disusun Oleh:

Kelompok 43

Fawwaz Aydin Mustofa	18222109
Daffa Athalla Rajasa	18223053
Adam Joaquin Girsang	18223089

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

Institut Teknologi Bandung

2024

DAFTAR ISI

I. DESKRIPSI PERSOALAN

Pada tugas besar ini, kami diminta untuk menyelesaikan permasalahan *Bin Packing Problem* menggunakan pendekatan *local search*. Masalah ini secara sederhana bisa dijelaskan sebagai proses menempatkan sejumlah barang dengan ukuran berbeda ke dalam beberapa kontainer (atau wadah) yang kapasitasnya sama. Tujuannya adalah agar semua barang bisa masuk tanpa melebihi kapasitas, dan jumlah kontainer yang digunakan sesedikit mungkin.

Setiap barang memiliki atribut berupa ID barang dan ukuran (misalnya dalam satuan kilogram atau meter kubik). Sedangkan setiap kontainer memiliki kapasitas total yang seragam. Dalam representasi program, satu solusi (atau state) digambarkan sebagai daftar berisi beberapa daftar lain, di mana setiap daftar internal mewakili satu kontainer dan berisi ID barang yang dimasukkan ke dalamnya, seperti [['BRG001', 'BRG005'], ['BRG002', 'BRG003'], ['BRG004']] yang berarti ada tiga kontainer digunakan, masing-masing berisi kombinasi barang yang berbeda.

Selama proses pencarian solusi, algoritma akan mencoba melakukan perubahan kecil (moves) pada susunan barang, misalnya dengan:

1. Memindahkan satu barang dari satu kontainer ke kontainer lain.
2. Menukar dua barang dari dua kontainer yang berbeda.

Dengan langkah-langkah tersebut, algoritma berusaha memperbaiki solusi dari waktu ke waktu hingga menemukan hasil yang paling efisien, yaitu jumlah kontainer paling sedikit tanpa ada pelanggaran kapasitas. Untuk menilai seberapa baik suatu solusi, digunakan fungsi objektif (*objective function*) yang mempertimbangkan tiga hal utama:

- Memberi penalti besar jika ada kontainer yang kelebihan kapasitas (agar solusi tetap valid),
- Menghitung jumlah kontainer yang digunakan (semakin sedikit semakin baik),
- Mempertimbangkan kepadatan isi tiap kontainer supaya pemakaian ruang lebih efisien.

II. PEMBAHASAN

A. Pemilihan Objective Function

Fungsi objektif utama proyek ini diimplementasikan dalam file objective_function.py melalui fungsi calculate_objective(state, kapasitas, barang), yang mengembalikan nilai numerik untuk menilai seberapa baik sebuah solusi (semakin kecil nilainya, semakin baik solusinya).

```python
def calculate_objective(state: List[List[str]], kapasitas: int, barang: Dict[str, int]) -> float:
    """
    Menghitung nilai fungsi objektif (SEMAKIN RENDAH SEMAKIN BAIK)

    Komponen:
    1. Penalti untuk kontainer yang melebihi kapasitas (KRITIS - harus valid)
    2. Jumlah kontainer yang digunakan (objektif utama)
    3. Penalti ruang terbuang (mendorong kontainer lebih penuh)

    Args:
        state: State saat ini (daftar kontainer)
        kapasitas: Kapasitas kontainer
        barang: Dictionary dari id_barang -> ukuran

    Returns:
        Nilai objektif (semakin rendah semakin baik)
    """

    if len(state) == 0:
        return float('inf')

    score = 0.0

    # 1. PENALTI OVERFLOW (sangat besar!)
    # Ini memastikan solusi akhir VALID
    overflow_penalty = 0
    for bin_items in state:
        bin_size = sum(barang[item] for item in bin_items)
        if bin_size > kapasitas:
            overflow = bin_size - kapasitas
            overflow_penalty += 10000 * overflow  # PENALTI SANGAT BESAR

    score += overflow_penalty

    # 2. JUMLAH KONTAINER (objektif utama)
    # Semakin sedikit kontainer, semakin baik
    num_bins = len(state)
    score += num_bins * 100

    # 3. PENALTI RUANG TERBUANG
    # Mendorong kontainer yang lebih penuh
    wasted_space = 0
    for bin_items in state:
        bin_size = sum(barang[item] for item in bin_items)
        if bin_size <= kapasitas:
            wasted = kapasitas - bin_size
            wasted_space += wasted

    # Penalti kecil untuk ruang terbuang
    score += wasted_space * 0.1

    return score
```

Fungsi ini menilai solusi berdasarkan tiga komponen utama:

- **Penalti overflow** – Jika total ukuran barang dalam suatu bin melebihi kapasitas, maka diberikan penalti sebesar **10000 × (kelebihan)** untuk setiap bin. Komponen ini memiliki bobot paling besar agar solusi yang melanggar kapasitas langsung dianggap buruk.

- **Jumlah bin yang digunakan** – Setiap bin aktif menambah penalti **100 × jumlah_bin**, mendorong algoritma untuk mencari solusi dengan jumlah kontainer sesedikit mungkin.

- **Ruang terbuang (wasted space)** – Untuk setiap bin yang valid (tidak overflow), dihitung sisa kapasitasnya dan dijumlahkan sebagai penalti ringan **0.1** × **total_ruang_terbuang**, agar solusi yang lebih efisien diutamakan.

Selain itu, terdapat fungsi calculate_fitness untuk digunakan oleh Genetic Algorithm, yang mengubah nilai objektif menjadi nilai kebugaran (fitness).

```python
def calculate_fitness(state: List[List[str]], kapasitas: int, barang: Dict[str, int]) -> float:
    """
    Menghitung fitness untuk Algoritma Genetika (SEMAKIN TINGGI SEMAKIN BAIK)
    Hanya kebalikan dari fungsi objektif
    """
    obj_value = calculate_objective(state, kapasitas, barang)

    # Hindari pembagian dengan nol
    if obj_value == 0:
        return float('inf')

    return 1.0 / obj_value
```

Semakin kecil nilai objektif, semakin besar nilai *fitness*-nya, sehingga solusi lebih baik memiliki peluang seleksi yang lebih tinggi.

B. Implementasi Algoritma Local Search

A. Hill Climbing

Implementasi terdiri atas beberapa varian:

- Steepest Ascent Hill Climbing
- Stochastic Hill Climbing
- Sideways Move Hill Climbing
- Random Restart Hill Climbing

A. Steepest Ascent Hill Climbing

```python
def steepest_ascent_hill_climbing(bp: BinPacking, initial_state: List[List[str]], max_iterations: int = 1000) -> Tuple[List[List[str]], float, List[float], int]:
    """
    Steepest Ascent Hill Climbing
    Selalu pilih tetangga TERBAIK

    Returns:
        best_state, best_score, history, iterations
    """
    current_state = copy.deepcopy(initial_state)
    current_score = calculate_objective(current_state, bp.kapasitas, bp.barang)

    history = [current_score]
    iteration = 0

    while iteration < max_iterations:
        # dapatin semua tetangga
        neighbors = bp.get_neighbors(current_state)

        if len(neighbors) == 0:
            # ga ada tetangga, catat skor dan berhenti
            history.append(current_score)
            break

        # cari tetangga terbaik
        best_neighbor = None
        best_neighbor_score = current_score

        for neighbor in neighbors:
            score = calculate_objective(neighbor, bp.kapasitas, bp.barang)
            if score < best_neighbor_score:  # Minimisasi
                best_neighbor_score = score
                best_neighbor = neighbor

        # kalo ga ada improvement, catat skor dan berhenti
        if best_neighbor is None:
            history.append(current_score)
            break

        current_state = best_neighbor
        current_score = best_neighbor_score
        history.append(current_score)
        iteration += 1

    return current_state, current_score, history, iteration
```

Tujuan: selalu memilih **tetangga terbaik** (nilai objektif minimum) setiap iterasi.
Langkah utama:

1. Salin initial_state ke current state; hitung current_score.
2. Dapatkan semua tetangga dengan neighbors = bp.get_neighbors(current_state)
3.
```python
for neighbor in neighbors:
    score = calculate_objective(neighbor, bp.kapasitas, bp.barang)
    if score < best_neighbor_score:  # Minimisasi
        best_neighbor_score = score
        best_neighbor = neighbor
```
   Hitung nilai tiap tetangga dan pilih yg nilai yg paling rendah
4.
```python
if best_neighbor is None:
    history.append(current_score)
    break
```
   Jika tidak ada tetangga yg memperbaiki maka berhenti

5.

```
        current_state = best_neighbor
        current_score = best_neighbor_score
        history.append(current_score)
        iteration += 1

    return current_state, current_score, history, iteration
```

Jika ada perbaikan maka update current_state & current_score lalu lanjut. Mengembalikan nilai current_state yg merupakan state terbaik, score terbaik, history (jejak skor setiap langkah), dan iteration (jumlah iterasi)

B. Stochastic Hill Climbing

```
def stochastic_hill_climbing(bp: BinPacking, initial_state: List[List[str]], max_iterations: int = 1000) -> Tuple[List[List[str]], float, List[float], int]:
    """
    Stochastic Hill Climbing
    Pilih tetangga yang lebih baik secara RANDOM

    Returns:
        best_state, best_score, history, iterations
    """
    current_state = copy.deepcopy(initial_state)
    current_score = calculate_objective(current_state, bp.kapasitas, bp.barang)

    history = [current_score]
    iteration = 0

    while iteration < max_iterations:
        # dapatin semua tetangga
        neighbors = bp.get_neighbors(current_state)

        if len(neighbors) == 0:
            # gaada tetangga, catat skor dan berhenti
            history.append(current_score)
            break

        # cari semua tetangga yang lebih baik
        better_neighbors = []
        for neighbor in neighbors:
            score = calculate_objective(neighbor, bp.kapasitas, bp.barang)
            if score < current_score:
                better_neighbors.append((neighbor, score))

        # kalo ga ada tetangga yang lebih baik, catat skor dan berhenti
        if len(better_neighbors) == 0:
            history.append(current_score)
            break

        # pilih tetangga yang lebih baik secara random
        current_state, current_score = random.choice(better_neighbors)
        history.append(current_score)
        iteration += 1

    return current_state, current_score, history, iteration
```

Tujuan: dari semua tetangga yang **lebih baik** dari current, **pilih satu secara acak**.
Langkah utama:

1.

```
# cari semua tetangga yang lebih baik
better_neighbors = []
for neighbor in neighbors:
    score = calculate_objective(neighbor, bp.kapasitas, bp.barang)
    if score < current_score:
        better_neighbors.append((neighbor, score))
```

Kumpulkan semua tetangga yang lebih baik.

2.

```python
# kalo ga ada tetangga yang lebih baik, catat skor dan berhenti
if len(better_neighbors) == 0:
    history.append(current_score)
    break
```

Jika tidak ada yang lebih baik, berhenti

3.

```python
    # pilih tetangga yang lebih baik secara random
    current_state, current_score = random.choice(better_neighbors)
    history.append(current_score)
    iteration += 1

return current_state, current_score, history, iteration
```

Jika ada yang lebih baik, pilih secara *random* dari tetangga - tetangga yang sudah dikumpulkan

C. Sideways Move Hill Climbing

```python
def sideways_move_hill_climbing(bp: BinPacking, initial_state: List[List[str]], max_iterations: int = 1000, max_sideways: int = 100) -> Tuple[List[List[str]], float, List[float], int]:
    """
    Hill Climbing with Sideways Move
    Izinin perpindahan ke tetangga dengan skor SAMA (maksimal max_sideways kali)

    Returns:
        best_state, best_score, history, iterations
    """
    current_state = copy.deepcopy(initial_state)
    current_score = calculate_objective(current_state, bp.kapasitas, bp.barang)

    history = [current_score]
    iteration = 0
    sideways_count = 0

    while iteration < max_iterations and sideways_count < max_sideways:
        neighbors = bp.get_neighbors(current_state)

        if len(neighbors) == 0:
            # ga ada tetangga, catat skor dan berhenti
            history.append(current_score)
            break

        best_neighbor = None
        best_neighbor_score = current_score

        for neighbor in neighbors:
            score = calculate_objective(neighbor, bp.kapasitas, bp.barang)
            if score < best_neighbor_score:
                best_neighbor_score = score
                best_neighbor = neighbor

        # kalo ga ada improvement
        if best_neighbor is None:      daffathall, 4 hours ago • feat(hill_climbing): implementasi empat varian …
            # coba sideways move
            sideways_neighbors = [n for n in neighbors
                                  if calculate_objective(n, bp.kapasitas, bp.barang) == current_score]

            if len(sideways_neighbors) > 0:
                best_neighbor = random.choice(sideways_neighbors)
                best_neighbor_score = current_score
                sideways_count += 1
            else:
                # ga ada improvement dan sideways move, catat dan berhenti
                history.append(current_score)
                break
        else:
            sideways_count = 0  # reset kalo ada improvement

        current_state = best_neighbor
        current_score = best_neighbor_score
        history.append(current_score)
        iteration += 1

    return current_state, current_score, history, iteration
```

Tujuan: mengizinkan perpindahan datar (sideways) ke tetangga dengan skor sama saat tidak ada perbaikan, maksimal max_sideways kali berturut-turut.

Langkah utama:

1. Coba cari perbaikan, jika ada maka gunakan itu.
2.

```
# kalo ga ada improvement
if best_neighbor is None:
    # coba sideways move
    sideways_neighbors = [n for n in neighbors
                          if calculate_objective(n, bp.kapasitas, bp.barang) == current_score]

    if len(sideways_neighbors) > 0:
        best_neighbor = random.choice(sideways_neighbors)
        best_neighbor_score = current_score
        sideways_count += 1
```

   Jika tidak ada perbaikan, kumpulkan tetangga dengan skor sama; bila ada, pilih acak dan sideways_count tambah 1.
3.

```
else:
    # ga ada improvement dan sideways move, catat dan berhenti
    history.append(current_score)
    break
```

   Jika tidak ada perbaikan dan tidak ada sideways move; berhenti.
4. Kembalikan nilai state, skor, history (jejak skor), iterasi.

D. Random Restart Hill Climbing

```
def random_restart_hill_climbing(bp: BinPacking, max_restarts: int = 10, max_iterations_per_restart: int = 100) -> Tuple[List[List[str]], float, List[float], int, List[int]]:
    """
    Random Restart Hill Climbing
    Jalanin steepest ascent berkali-kali dengan initial state berbeda

    Returns:
        best_state, best_score, history, total_iterations, iterations_per_restart
    """
    global_best_state = None
    global_best_score = float('inf')
    global_history = []
    total_iterations = 0
    iterations_per_restart = []

    for restart in range(max_restarts):
        # generate state awal random baru
        initial_state = bp.initial_state_random()

        # jalanin steepest ascent
        state, score, history, iterations = steepest_ascent_hill_climbing(bp, initial_state, max_iterations_per_restart)

        iterations_per_restart.append(iterations)
        total_iterations += iterations
        global_history.extend(history)

        # update global best
        if score < global_best_score:
            global_best_score = score
            global_best_state = state

    return global_best_state, global_best_score, global_history, total_iterations, iterations_per_restart
```

Tujuan: menjalankan steepest-ascent berulang kali dari *initial state* acak yang berbeda untuk menghindari local optimum.

Langkah utama:

1.

```
for restart in range(max_restarts):
    # generate state awal random baru
    initial_state = bp.initial_state_random()
```

Loop sebanyak max_restarts dan generate initial state awal random

2.

```
# jalanin steepest ascent
state, score, history, iterations = steepest_ascent_hill_climbing(bp, initial_state, max_iterations_per_restart)
```

Jalankan steepest ascent hill climbing selama max_iterations_per_restart

3.

```
    # update global best
    if score < global_best_score:
        global_best_score = score
        global_best_state = state

return global_best_state, global_best_score, global_history, total_iterations, iterations_per_restart
```

Update global best di seluruh restart dan kembalikan nilainya.

B. Simulated Annealing

Algoritma ini terdiri dari 2 varian yaitu: Simulated Annealing standar, dan Simulated Annealing dengan reheating.

1. Simulated Annealing standar

```python
def simulated_annealing(
    bp: BinPacking,
    initial_state: List[List[str]],
    T_initial: float = 1000.0,
    T_min: float = 0.1,
    alpha: float = 0.95,
    max_iterations: int = 1000
) -> Tuple[List[List[str]], float, List[float], List[float], int]:
    """
    Algoritma: Simulated Annealing

    Args:
        bp: Instance BinPacking
        initial_state: State awal
        T_initial: Temperatur awal
        T_min: Temperatur minimum (kondisi berhenti)
        alpha: Laju pendinginan (0 < alpha < 1)
        max_iterations: Iterasi maksimum

    Returns:
        best_state, best_score, score_history, probability_history, stuck_count
    """
    current_state = copy.deepcopy(initial_state)
    current_score = calculate_objective(current_state, bp.kapasitas, bp.barang)

    best_state = copy.deepcopy(current_state)
    best_score = current_score

    T = T_initial
    score_history = [current_score]
    probability_history = []  # Untuk plotting e^(ΔE/T)
    stuck_count = 0
    iteration = 0

    while T > T_min and iteration < max_iterations:
        # Dapatkan tetangga random
        neighbor = bp.get_random_neighbor(current_state)
        neighbor_score = calculate_objective(neighbor, bp.kapasitas, bp.barang)

        # Hitung delta E nya
        delta_E = neighbor_score - current_score

        # Putuskan apakah menerima tetangga
        if delta_E < 0:
            # Solusi lebih baik - selalu terima
            current_state = neighbor
            current_score = neighbor_score

            # Perbaruin solusi terbaik
            if current_score < best_score:
                best_state = copy.deepcopy(current_state)
                best_score = current_score

            probability_history.append(1.0)
        else:
            # Solusi lebih buruk - terima dengan probabilitas
            probability = math.exp(-delta_E / T)
            probability_history.append(probability)

            if random.random() < probability:
                current_state = neighbor
                current_score = neighbor_score
            else:
                stuck_count += 1

        # Catat skor saat ini setelah keputusan
        score_history.append(current_score)

        # Turunin temperatur
        T *= alpha
        iteration += 1

    return best_state, best_score, score_history, probability_history, stuck_count
```

Tujuan: menyeimbangkan eksplorasi (suhu tinggi) dan eksploitasi (suhu rendah) agar bisa keluar dari local optimum.

Langkah utama:

A. Inisialisasi state, skor, dan T

B.

```
# Dapatkan tetangga random
neighbor = bp.get_random_neighbor(current_state)
neighbor_score = calculate_objective(neighbor, bp.kapasitas, bp.barang)

# Hitung delta E nya
delta_E = neighbor_score - current_score
```

Ambil tetangga acak dan hitung delta_E nya.

C.

```
# Putuskan apakah menerima tetangga
if delta_E < 0:
    # Solusi lebih baik - selalu terima
    current_state = neighbor
    current_score = neighbor_score

    # Perbaruin solusi terbaik
    if current_score < best_score:
        best_state = copy.deepcopy(current_state)
        best_score = current_score

    probability_history.append(1.0)
```

Jika delta_E < 0 maka selalu terima, perbarui best bila perlu, catat prob 1.0.

D.

```
else:
    # Solusi lebih buruk - terima dengan probabilitas
    probability = math.exp(-delta_E / T)
    probability_history.append(probability)

    if random.random() < probability:
        current_state = neighbor
        current_score = neighbor_score
    else:
        stuck_count += 1
```

Jika delta_E >= 0, terima dengan probabilitas e^(−ΔE/T); jika tidak diterima naikkan stuck_count.

E. Simpan current_score ke score_history, turunkan T.

F. Ulangi selama T > T_min dan iteration < max_iterations

G. Kembalikan nilai terbaik yg pernah dijumpai

2. Simulated Annealing dengan reheating

   Tujuan: menambahkan **pemanasan ulang** (reheating) saat *stuck* terlalu lama, agar SA bisa "naik" lagi lalu eksplorasi ulang.
   Tambahan:
   - Menghitung jika tidak ada perbaikan
   -
   ```
   # Pemanasan ulang kalau stuck
   if no_improvement_count >= reheat_threshold:
       T = min(T * reheat_factor, T_initial)
       no_improvement_count = 0
   ```
   Jika jumlah tidak ada perbaikan >= reheat_threshold maka T dinaikkan dan hitung ulang jumlah tidak ada perbaikan

C. Genetic Algorithm

Mencari solusi global via evolusi populasi. Algoritma ini memiliki beberapa fungsi yang digunakan untuk reproduksi/membuat keturunan. Fungsi-fungsi nya adalah sebagai berikut:

-
```
def tournament_selection(population: List, fitness_scores: List[float], tournament_size: int = 3) -> List[List[str]]:
    """
    Seleksi Turnamen
    Pilih individu terbaik dari subset acak
    """
    tournament_indices = random.sample(range(len(population)), tournament_size)
    best_idx = max(tournament_indices, key=lambda i: fitness_scores[i])
    return copy.deepcopy(population[best_idx])
```
Seleksi orang tua: memilih fitness tertinggi diantara 3 individu acak

-
```
def crossover(parent1: List[List[str]], parent2: List[List[str]], bp: BinPacking) -> Tuple[List[List[str]], List[List[str]]]:
    """
    One-Point Crossover untuk Bin Packing
    Pisahkan kontainer dan gabungkan
    """
    if len(parent1) == 0 or len(parent2) == 0:
        return copy.deepcopy(parent1), copy.deepcopy(parent2)

    # One-point crossover
    cut1 = random.randint(0, len(parent1))
    cut2 = random.randint(0, len(parent2))

    # Buat anak
    child1_bins = parent1[:cut1] + parent2[cut2:]
    child2_bins = parent2[:cut2] + parent1[cut1:]

    # Perbaiki: pastikan semua item ada tepat satu kali
    child1 = repair_solution(child1_bins, bp)
    child2 = repair_solution(child2_bins, bp)

    return child1, child2
```
Crossover: gabungkan bagian depan parent1 dengan bagian belakang parent2 (dan sebaliknya) untuk membentuk child1 dan child2. Lalu pastikan semua item hanya muncul satu kali dan tidak ada duplikat.

-

```python
def mutate(individual: List[List[str]], bp: BinPacking) -> List[List[str]]:
    """
    Mutasi: pindahkan atau tukar item secara acak
    """
    mutated = copy.deepcopy(individual)

    if len(mutated) == 0:
        return mutated

    # Pilih tipe mutasi
    mutation_type = random.choice(['move', 'swap'])

    if mutation_type == 'move' and len(mutated) > 0:
        # Pindahkan item acak ke kontainer acak
        source_bin_idx = random.randint(0, len(mutated) - 1)
        if len(mutated[source_bin_idx]) > 0:
            item = random.choice(mutated[source_bin_idx])
            mutated[source_bin_idx].remove(item)

            # Tambahkan ke kontainer acak atau kontainer baru
            if random.random() < 0.5 and len(mutated) > 1:
                dest_bin_idx = random.randint(0, len(mutated) - 1)
                mutated[dest_bin_idx].append(item)
            else:
                mutated.append([item])

    elif mutation_type == 'swap' and len(mutated) >= 2:
        # Tukar item antara dua kontainer acak
        bin1_idx = random.randint(0, len(mutated) - 1)
        bin2_idx = random.randint(0, len(mutated) - 1)

        if bin1_idx != bin2_idx and len(mutated[bin1_idx]) > 0 and len(mutated[bin2_idx]) > 0:
            item1 = random.choice(mutated[bin1_idx])
            item2 = random.choice(mutated[bin2_idx])

            mutated[bin1_idx].remove(item1)
            mutated[bin1_idx].append(item2)
            mutated[bin2_idx].remove(item2)
            mutated[bin2_idx].append(item1)

    # Hapus kontainer kosong
    mutated = [b for b in mutated if len(b) > 0]

    # Pastikan valid
    if not bp.is_valid(mutated):
        mutated = repair_solution(mutated, bp)

    return mutated
```

Mutasi: memilih secara acak tipe mutasinya. Jika tipe move, pilih sumber acak, ambil item acak, lalu pindahkan ke bin lain acak (atau buat bin baru). Jika tipe swap, tukar dua item acak dari dua bin berbeda. Setelah mutasi, bersihkan bin kosong dan pastikan apakah valid atau tidak.

Alur per generasi:

1.
```python
for individual in population:
    obj_score = calculate_objective(individual, bp.kapasitas, bp.barang)
    fit_score = calculate_fitness(individual, bp.kapasitas, bp.barang)
    objective_scores.append(obj_score)
    fitness_scores.append(fit_score)

# Lacak statistik
best_history.append(min(objective_scores))
avg_history.append(sum(objective_scores) / len(objective_scores))
```
Hitung nilai objektif dan fitness pada tiap individu di populasi. Simpan juga best_history (min objective) dan avg_history (rata-rata objective).

2.
```python
# Elitisme: pertahankan individu terbaik
if elitism > 0:
    elite_indices = sorted(range(len(objective_scores)),
                           key=lambda i: objective_scores[i])[:elitism]
    for idx in elite_indices:
        new_population.append(copy.deepcopy(population[idx]))
```
Elitisme: ambil indeks elitism individu dengan objective terendah, deepcopy masuk new_population untuk mempertahankan individu terbaik.

3.

Reproduksi dengan menggunakan seleksi, crossover, dan mutasi. Lakukan sampai ukuran populasi terpenuhi dan update populasi.

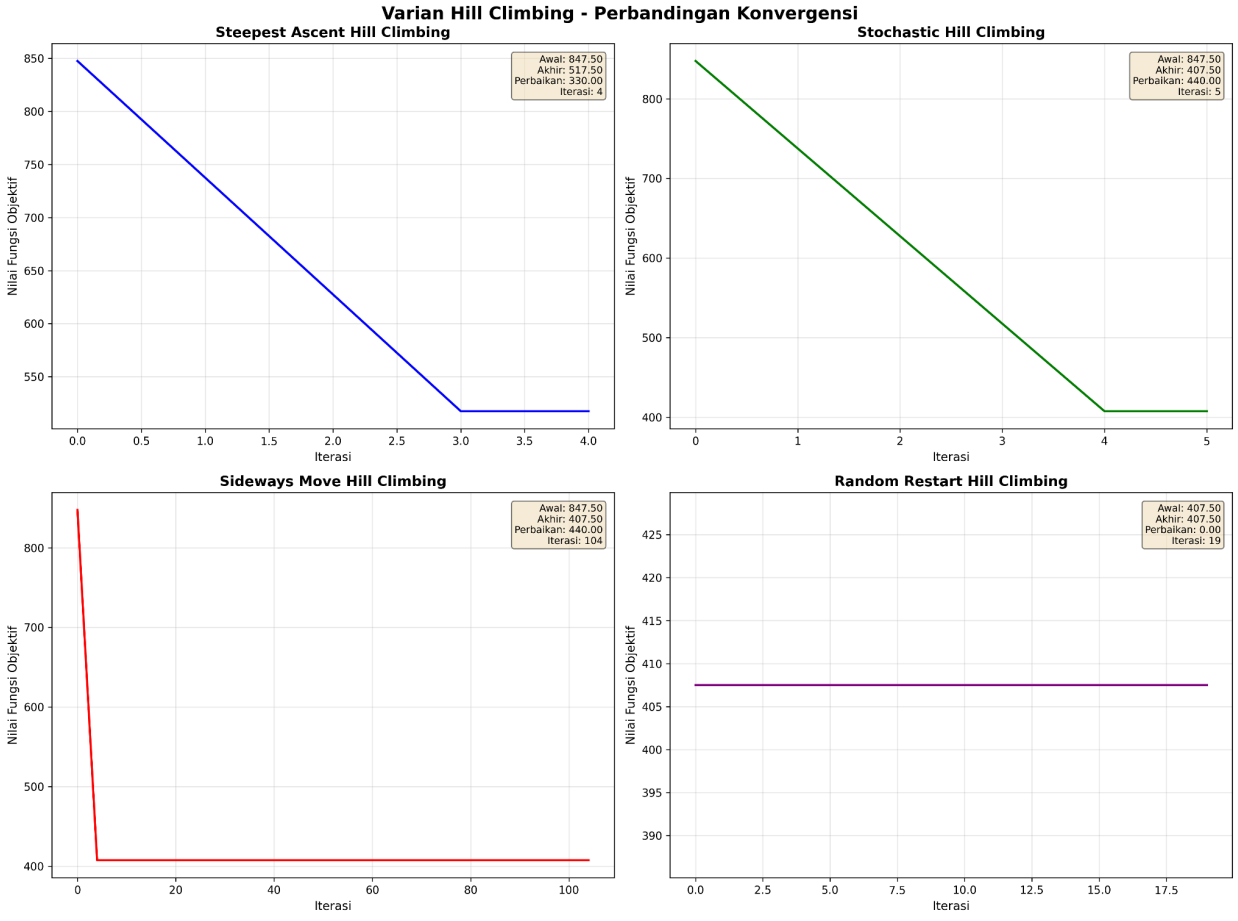
4.
```python
# Kembalikan individu terbaik
final_scores = [calculate_objective(ind, bp.kapasitas, bp.barang) for ind in population]
best_idx = final_scores.index(min(final_scores))
best_state = population[best_idx]
best_score = final_scores[best_idx]

return best_state, best_score, best_history, avg_history
```
Kembalikan individu terbaik dari populasi terakhir berdasarkan objective terendah.

C. Hasil eksperimen dan analisis

Eksperimen dilakukan untuk membandingkan performa tiga algoritma pencarian lokal yaitu Hill Climbing (dengan berbagai varian), Simulated Annealing (SA), dan Genetic Algorithm (GA). Pada kasus Bin Packing Problem dengan delapan item (BRG001–BRG008) dan kapasitas setiap kontainer sebesar 100. Semua algoritma diuji menggunakan fungsi objektif yang sama, yaitu calculate_objective() yang menimbang penalti overflow, jumlah bin, dan ruang terbuang.

1. Hill Climbing

Empat varian diuji: Steepest Ascent, Stochastic, Sideways Move, dan Random Restart.



Analisis Konvergensi:

- **Steepest Ascent Hill Climbing** menurun tajam dari nilai objektif awal 847.5 menjadi 517.5 pada iterasi ke-4, lalu stagnan menandakan algoritma

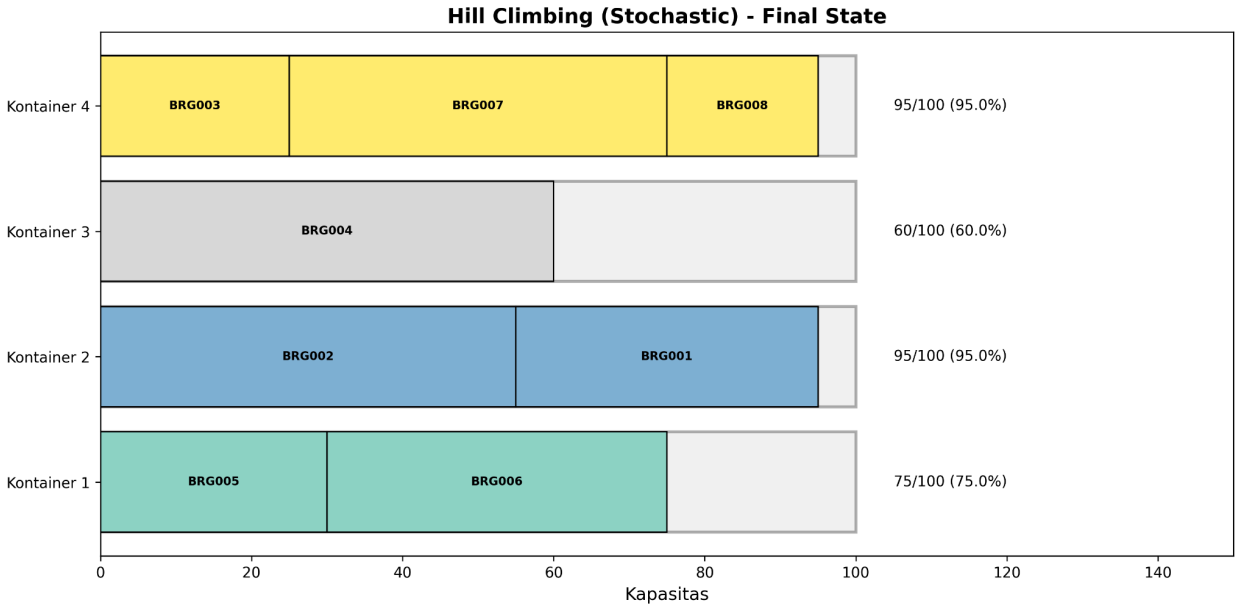
cepat mencapai titik stabil namun terjebak pada *local optimum*.

- **Stochastic Hill Climbing** menghasilkan nilai akhir sedikit lebih baik (407.5) dengan iterasi yang hampir sama, berkat elemen acak yang meningkatkan eksplorasi.

- **Sideways Move** menjaga pergerakan pada plateau (perubahan nilai 0) hingga iterasi ke-104, namun tidak memperbaiki hasil akhir secara signifikan.

- **Random Restart Hill Climbing** tidak menunjukkan perbaikan berarti dibanding varian lain; restart menghasilkan solusi serupa dengan skor 407.5.

Visualisasi Hasil Akhir:

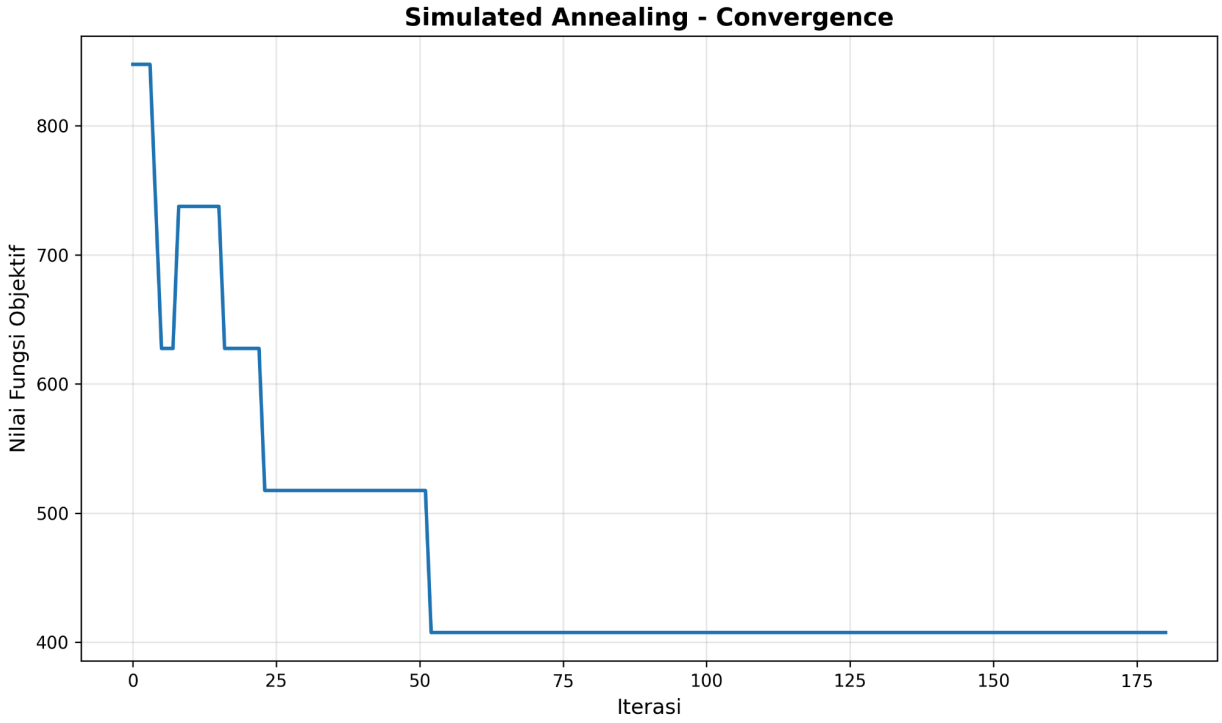


Konfigurasi akhir terbaik dari Hill Climbing (varian Stochastic) memperlihatkan **4 kontainer** dengan efisiensi 60–95% per bin. Tidak ditemukan bin yang overflow, menunjukkan solusi valid namun belum optimal secara jumlah bin.
Kontainer 2 dan 4 mencapai kepadatan 95%, sedangkan Kontainer 3 hanya 60%.

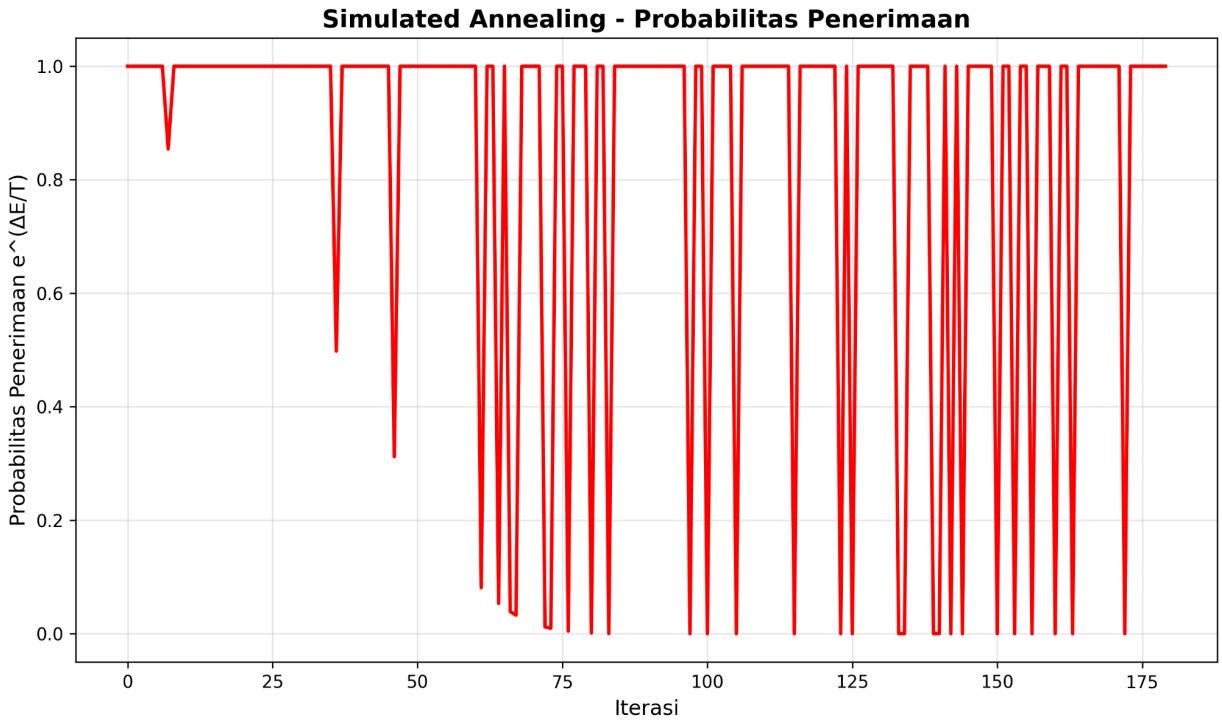
Interpretasi:
Hill Climbing cepat dan efisien dalam waktu, tetapi mudah berhenti di solusi lokal. *Stochastic variant* memberi hasil terbaik karena kompromi antara eksplorasi dan stabilitas.

2. Simulated Annealing

SA diuji dengan parameter: T_initial = 1000, alpha = 0.95, T_min = 0.1, dan max_iterations = 1000.

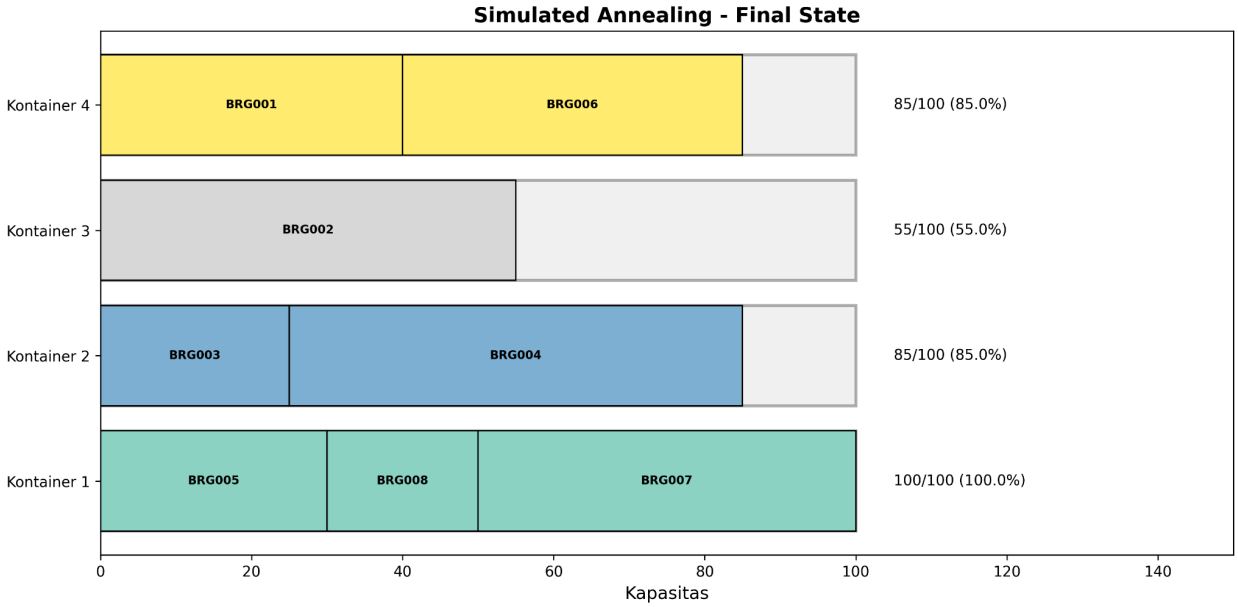


Kurva Simulated Annealing - Convergence menunjukkan nilai fungsi objektif awal sekitar 850, yang sempat meningkat karena penerimaan solusi buruk (mekanisme eksplorasi), lalu menurun stabil hingga **sekitar 400** pada iterasi ke-60. Setelah itu nilai konvergen stabil tanpa fluktuasi berarti.



Plot probabilitas memperlihatkan bahwa pada awal iterasi banyak langkah diterima dengan peluang tinggi (mendekati 1.0), menunjukkan fase eksplorasi yang kuat. Setelah suhu menurun, peluang penerimaan solusi buruk mendekati 0, menandakan transisi ke fase eksploitasi.

Visualisasi solusi akhir:



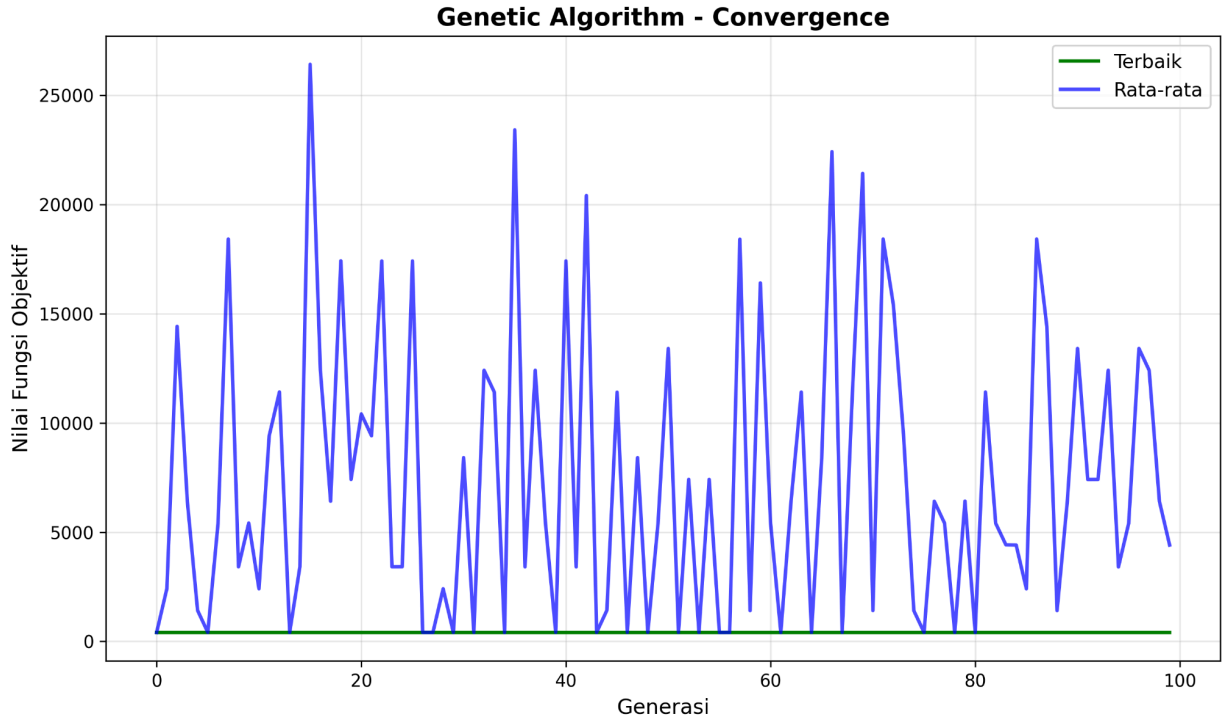
Solusi akhir Simulated Annealing menghasilkan **4 kontainer** dengan efisiensi penggunaan ruang **55–100%**:

- Kontainer 1 dan 2 terisi penuh (100% dan 85%)
- Tidak ada overflow
- Penempatan barang lebih seimbang antar bin dibanding Hill Climbing

Interpretasi:
SA menunjukkan hasil lebih stabil dan kualitas solusi lebih baik daripada Hill Climbing, dengan waktu komputasi sedang. Nilai objektif akhir lebih rendah (≈400), menandakan peningkatan efisiensi dan minimisasi penalti.
Fase penerimaan solusi buruk di awal terbukti membantu keluar dari jebakan *local optimum*

3. Genetic Algorithm

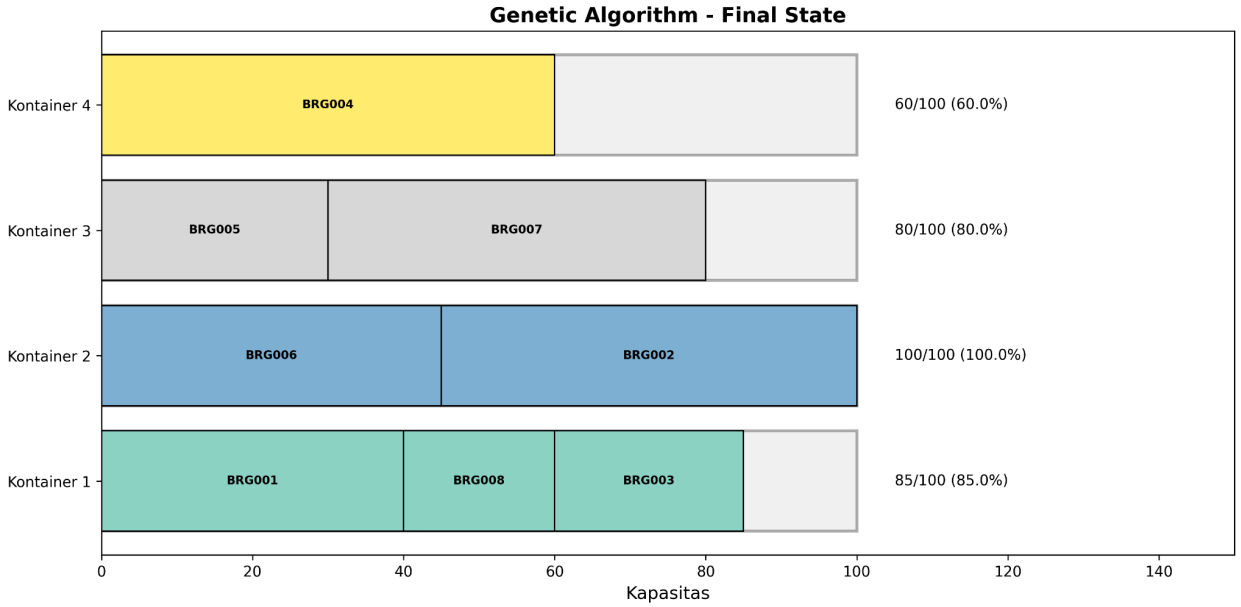
GA dijalankan dengan parameter: population_size = 50, generations = 100, mutation_rate = 0.1, crossover_rate = 0.8, dan elitism = 2.



Grafik Genetic Algorithm – Convergence menampilkan fluktuasi kuat pada nilai rata-rata populasi akibat variasi individu di awal generasi. Namun, garis hijau (solusi terbaik per generasi) stabil di nilai mendekati nol sejak awal, menandakan beberapa individu langsung mencapai konfigurasi hampir optimal.

Perbedaan besar antara kurva biru (rata-rata) dan hijau (terbaik) menunjukkan **diversitas populasi terjaga**, tanda bahwa eksplorasi berjalan efektif.

Visualisasi solusi akhir:



Solusi terbaik GA terdiri dari **4 kontainer**:

- Tiga kontainer terisi antara **80–100%**

- Satu kontainer (BRG004) hanya 60% terisi
  Tidak ada overflow dan total ruang terbuang paling sedikit dibanding algoritma lain.
  Nilai objektif akhir GA adalah **terendah di antara semua metode**, menandakan kualitas solusi paling baik.

Interpretasi:
GA berhasil menyeimbangkan eksplorasi dan eksploitasi melalui kombinasi seleksi turnamen, crossover, dan mutasi adaptif.
Walau waktu komputasinya paling lama, hasilnya menunjukkan jumlah bin dan efisiensi terbaik.

III. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil percobaan terhadap tiga algoritma *local search* untuk *Bin Packing Problem*, dapat disimpulkan bahwa:

1. **Hill Climbing** adalah algoritma tercepat namun sering berhenti pada *local optimum*. Varian *Stochastic Hill Climbing* memberikan hasil terbaik di antara varian lainnya karena sifat acaknya memperluas eksplorasi solusi.
2. **Simulated Annealing** menghasilkan solusi lebih baik dan lebih stabil dibanding Hill Climbing. Mekanisme penerimaan solusi yang lebih buruk di awal iterasi membantu keluar dari *local optimum*.
3. **Genetic Algorithm** memberikan hasil paling optimal dengan nilai objektif terendah dan efisiensi ruang tertinggi, meskipun membutuhkan waktu komputasi paling lama.
4. Secara keseluruhan, terdapat *trade-off* antara kecepatan dan kualitas solusi. Algoritma yang lebih kompleks memberikan hasil lebih optimal, sedangkan yang sederhana lebih cepat namun cenderung suboptimal.

Saran

- **Optimasi Parameter**

  Performa algoritma sangat bergantung pada parameter seperti *cooling rate* (α) dan *mutation rate*. Eksperimen lebih lanjut dengan penalaan parameter adaptif (misalnya *self-adaptive mutation* atau *dynamic cooling*) dapat meningkatkan kualitas solusi.

- **Evaluasi Skala Lebih Besar**

  Pengujian dapat diperluas dengan jumlah item dan kapasitas kontainer yang lebih banyak untuk mengevaluasi *scalability* dari masing-masing algoritma.

- **Visualisasi dan Analisis Tambahan**

  Menambahkan metrik seperti *diversity index*, *acceptance ratio*, atau waktu eksekusi per iterasi akan memberikan gambaran lebih lengkap terhadap perilaku masing-masing algoritma selama proses pencarian solusi.

IV. PEMBAGIAN TUGAS

Nama	Tugas
Fawwaz Aydin Mustofa (18222109)	• Membuat README.md • Melakukan testing dan running code • Mengisi laporan bagian pembahasan • Mengisi laporan bagian kesimpulan dan saran
Daffa Athalla Rajasa (18223053)	• Membuat representasi state dengan file bin_packing.py. • Mengimplementasikan seluruh varian Hill Climbing: steepest ascent, stochastic, sideways, dan random restart dengan file hill_climbing.py. • Menangani I/O data (load JSON, save hasil) dan utilitas pendukung (timer, logger) dengan file utils.py. • Menyusun script untuk menjalankan seluruh algoritma secara terpusat dengan main.py. • Membuat cover dan kerangka laporan
Adam Joaquin Girsang (18223089)	• Merancang fungsi objektif dan fitness untuk mengukur kualitas solusi dengan objective_function.py. • Mengembangkan algoritma Simulated Annealing (cooling schedule, acceptance probability) dengan simulated_annealing.py. • Mengimplementasikan Genetic Algorithm dengan seleksi turnamen, crossover OX, mutasi move/swap, serta repair function dengan genetic_algorithm.py. • Mengembangkan fungsi visualisasi konvergensi, probabilitas SA, perbandingan GA, dan isi kontainer dengan visualizer.py. • Membuat laporan bagian desain persoalan

V. REFERENSI

File Spesifikasi Tugas Besar 1 IF3070 Dasar Inteligensi Artifisial 2025/2026. Tim Asisten Lab AI '22. Diakses pada 30 Oktober, 2025, dari https://docs.google.com/document/d/1jrx2B5QMU9Hievg93qYbcHCE-XrGdFK13t3bLWvIAZk/edit?pli=1&tab=t.0

Module in Edunex IF3070 Foundations of Artificial Intelligence [Parent Class]. IF3070. Diakses pada 30 Oktober, 2025, dari https://edunex.itb.ac.id/courses/79119/preview

Hill Climbing in Artificial Intelligence. Geeksforgeeks. Diakses pada 30 Oktober, 2025, dari https://www.geeksforgeeks.org/artificial-intelligence/introduction-hill-climbing-artificial-intelligence/

Simulated Annealing. Geeksforgeeks. Diakses pada 30 Oktober, 2025, dari https://www.geeksforgeeks.org/dsa/simulated-annealing/

Genetic Algorithm. Geeksforgeeks. Diakses pada 30 Oktober, 2025, dari https://www.geeksforgeeks.org/dsa/genetic-algorithms/