Implementasi Algoritma Genetika pada Masalah Transportasi

***Adhyatma Ananda Pratama*[a], *Irwansyah*[b], *Marwan*[c]**

[a]Program Studi Matematika, FMIPA, Univeristas Mataram, Jalan Majapahit No. 62, Mataram, 83125, Indonesia. Email: adhyatma879@gmail.com
[b]Program Studi Matematika, FMIPA, Univeristas Mataram, Jalan Majapahit No. 62, Mataram, 83125, Indonesia. Email: irw@unram.ac.id
[c]Program Studi Matematika, FMIPA, Univeristas Mataram, Jalan Majapahit No. 62, Mataram, 83125, Indonesia. Email: Marwan.math@unram.ac.id

A B S T R A C T

The transportation problem is a variation of linear programming problem that has many applications with its characteristics in the form of allocation of goods from the place of origin to the place of destination. The methods used to solve transportation problems include the deterministic method and the heuristic method. The deterministic method is a standard algorithm for transportation problems, and one example of heuristic methods is the genetic algorithm which was used in this research. The genetic algorithm is used because the local optimization is applied to each new offspring, so that the solutions found are close to optimal. The goal of this research is to determine the minimal distribution costs for transportation problems using a genetic algorithm. The results obtained indicate that the solution given by the genetic algorithm always close to the one given by the simplex method in solving transportation problems.

Keywords: Operations research, transportation, genetic algorithm.

1. Pendahuluan

Permasalahan transportasi merupakan bagian dari topik program linear yang secara khusus membahas tentang alokasi dari tempat asal ke tempat tujuan agar biaya alokasi atau distribusi minimum. Banyak sekali kegunaan dari metode transportasi, terutama dapat diaplikasikan dalam menyelesaikan masalah seperti jadwal pengiriman dari pabrik ke lokasi gudang, penentuan daerah atau wilayah penjualan, dan lain sebagainya. Karakteristik dari permasalahan transportasi adalah bahwa suatu barang dipindahkan dari sejumlah sumber ke tempat tujuan dengan biaya seminimum mungkin. Selain itu, atas barang tiap sumber dapat memasok suatu jumlah yang tetap dan tiap tempat tujuan mempunyai jumlah permintaan yang tetap, dengan kata lain bahwa permintaan tidak melebihi kapasitas produksi (Meflinda & Mahyarni, 2002).

Di antara beberapa metode penyelesaian permasalahan transportasi, terdapat metode deterministik dimana terdiri dari dua tahapan, yaitu penyelesaian fisibel awal dan pengecekan optimalitas. Penyelesaian fisibel awal digunakan untuk menentukan penyelesaian awal dalam permasalahan transportasi. Ada beberapa metode yang biasa digunakan antara lain metode *Northwest Corner*, *Least Cost*, dan Aproksimasi Vogel. Masing-masing metode memiliki keuntungan yang berbeda-beda. Metode *Northwest Corner* merupakan metode yang paling mudah, akan tetapi biasanya dibutuhkan lebih banyak iterasi lagi untuk mencapai penyelesaian optimum dibandingkan dengan metode *Least Cost* atau Aproksimasi Vogel. Setelah ditemukan penyelesaian fisibel awal, langkah selanjutnya adalah mengecek apakah penyelesaian tersebut sudah optimum. Jika sudah optimum, maka proses dihentikan dan penyelesaian tersebut adalah yang optimum. Akan tetapi jika belum optimum maka dilakukan perbaikan pada penyelesaian untuk meningkatkan optimalitas (Siang, 2014).

Di samping dengan metode deterministik, terdapat metode heuristik yaitu metode penyelesaian berdasarkan pengalaman dan intuisi yang diperoleh sebelumnya untuk mendapatkan hasil penyelesaian masalah. Metode heuristik dirancang untuk menemukan solusi perkiraan yang baik untuk masalah kombinatorial sulit yang tidak dapat diselesaikan dengan algoritma pengoptimuman yang tersedia. Keuntungan metode ini adalah biasanya menemukan solusi sebaik-baiknya dengan cepat, sedangkan kekurangannya adalah kualitas solusi yang umumnya tidak diketahui (Taha, 2017).

Salah satu contoh metode heuristik adalah algoritma genetika. Algoritma genetika yang pada dasarnya merupakan metode komputasi evolusioner akan membangkitkan bilangan acak dan dioptimumkan oleh operasi tiap iterasinya untuk diperoleh solusi suatu permasalahan. Biasanya permasalahan yang diselesaikan memiliki faktor-faktor yang kompleks. Sehingga, dalam penelitian ini digunakan algoritma genetika untuk menyelesaikan masalah transportasi.

2. Landasan Teori

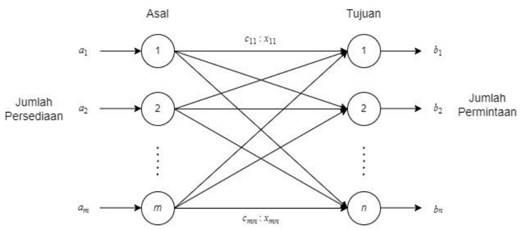
2.1 Riset Operasi

Masalah riset operasi (*operations research*) pertama kali muncul di Inggris selama Perang Dunia II. Inggris mula-mula tertarik menggunakan metode kuantitatif dalam pemakaian radar selama perang. Mereka menamakan pendekatan itu sebagai *operations research* karena mereka menggunakan ilmuwan untuk meneliti masalah-masalah operasional selama perang. Setelah perang usai, praktisi-praktisi riset operasi berkonsentrasi untuk memformalkan ilmu/pendekatan yang mereka kembangkan selama perang dan mencari aplikasinya dalam sektor industri. Beberapa pendekatan sudah dimulai dalam bidang industri oleh Frederick W. Taylor (Siang, 2014).

Pada riset operasi (RO), tidak ada teknik umum untuk menyelesaikan semua model matematika yang dapat timbul dalam praktiknya. Sebagai gantinya, tipe dan kompleksitas model matematika mendikte sifat metode solusi tersebut. Teknik RO yang paling sering digunakan adalah pemrograman linear. Teknik tersebut didesain untuk model dengan tujuan linear dan fungsi-fungsi kendala. Teknik-teknik lainnya mencakup pemrograman *integer* (pemrograman linear yang variabelnya diasumsikan berupa bilangan bulat), pemrograman dinamik (dimana model aslinya dapat didekomposisikan ke dalam beberapa submasalah yang dapat dikelola), pemrograman jaringan (dimana permasalahan dapat dimodelkan sebagai jaringan/graf), dan pemrograman nonlinear (dimana fungsi model bersifat nonlinear) (Taha, 2017).

2.2 Masalah Trasportasi

Permasalahan transportasi pada umumnya direpresentasikan dengan jaringan pada Gambar 1. Terdapat m sumber dan n tujuan yang ditunjukkan berupa simpul. Busur-busur di atas menunjukkan rute-rute yang menghubungkan beberapa sumber dan beberapa tujuan satu sama lain. Busur yang menghubungkan sumber i dan tujuan j memberikan dua informasi: biaya transportasi per unit, c_{ij}, dan jumlah yang diantarkan, x_{ij}. Jumlah persediaan pada sumber i adalah a_i dan jumlah permintaan pada tujuan j adalah b_j. Tujuan dari model tersebut adalah menentukan nilai-nilai x_{ij} yang meminimalkan biaya transportasi total yang memenuhi batasan semua persediaan dan permintaan (Taha, 2017).



Gambar 1 - Skema model transportasi.

Bentuk model secara umum dari permasalahan transportasi ini, misalkan

$Z =$ total biaya distribusi
$m =$ banyak sumber
$n =$ banyak tujuan
$s_i =$ banyak unit yang tersedia pada asal i
$d_j =$ banyak unit yang diterima tujuan j
$c_{ij} =$ biaya pendistribusian unit dari asal i ke tujuan j
$x_{ij} =$ banyak unit yang didistribusikan dari asal i ke tujuan j

diperoleh tujuan untuk meminimumkan

$$Z = \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} c_{ij} x_{ij} \tag{1}$$

dengan kendala

$$\sum_{j=1}^{n} x_{ij} = s_i \tag{2}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{ij} = d_j \tag{3}$$

dimana $x_{ij} \geq 0$ untuk setiap $i = 1, 2, \dots, m$ dan $j = 1, 2, \dots, n$. Model tersebut lebih mudah dipahami dalam bentuk tabel berikut.

Tabel 1 - Tabel model transportasi.

		Tujuan				Persediaan
		1	2	$\cdots$	n	
Sumber	1	c_{11} x_{11}	c_{12} x_{12}	$\cdots$	c_{1n} x_{1n}	s_1
	2	c_{21} x_{21}	c_{22} x_{22}	$\cdots$	c_{2n} x_{2n}	s_2
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$		$\vdots$	$\vdots$
	m	c_{m1} x_{m1}	c_{m2} x_{m2}	$\cdots$	c_{mn} x_{mn}	s_m
Permintaan		d_1	d_2	$\cdots$	d_n	$\sum_{i=1}^{m} s_i = \sum_{j=1}^{n} d_j$

2.3 Algoritma Genetika

Charles Darwin menyatakan teori evolusi alami pada asal mula spesies. Hingga beberapa evolusi, organisme biologis berkembang berdasarkan prinsip seleksi alami “pertahanan hidup yang paling layak” untuk mencapai tanda-tanda luar biasa tertentu. Pada alam, individu pada suatu populasi bersaing satu sama lain untuk sumber daya yang maya seperti makanan, tempat tinggal dan sebagainya. Pada tahun 1975, John Holland mengembangkan gagasan ini pada bukunya ”Adaptasi pada sistem tiruan dan alami”. Dia menggambarkan bagaimana untuk menerapkan prinsip evolusi alami ke dalam permasalahan optimasi dan membangun Algoritma Genetika untuk pertama kalinya (Sivanandam & Deepa, 2008).

Misalkan diberikan suatu fungsi satu variabel $f(x)$. Seringkali kita diminta untuk mencari titik minimal/optimal dari fungsi $f(x)$. Biasanya juga, nilai optimal yang dicari harus merupakan peta dari x oleh f dalam interval tertentu atau tidak terbatas intervalnya. Langkah-langkah umum yang dilakukan untuk melakukan pencarian titik optimum dari $f(x)$ dengan menggunakan algoritma genetika adalah sebagai berikut.

- Representasikan permasalahan ke dalam permasalahan pencarian dengan menggunakan algoritma genetika
- Formulasi inisiasi populasi
- Formulasi proses seleksi
- Formulasi proses mutasi
- Formulasi *elitism* (pembentukan populasi baru dari populasi awal dan populasi hasil seleksi-*crossover*-mutasi)
- Lakukan iterasi dengan memanfaatkan informasi dari 4 langkah di atas

3. Metode Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang telah disediakan oleh peneliti-peneliti sebelumnya. Sumber dari data, di antaranya Elsevier, Springer, dan penerbit-penerbit lainnya. Berikut langkah-langkah dalam penelitian ini :

1. Mengidentifikasi apakah data mencakup persediaan (*supplies*), permintaan (*demands*), dan biaya (*costs*) dalam permasalahan transportasi
2. Merancang algoritma penyelesaian permasalahan transportasi dengan algoritma genetika
3. Melakukan implementasi pada kasus khusus yang bersumber dari data penelitian
4. Jika berhasil, diinterpretasi hasilnya dengan memperhatikan biaya minimum dari *output*

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Pengkodean dan Inisialisasi

Representasi kromosom atau individu calon solusi untuk permasalahan transportasi adalah dalam bentuk matriks yang memiliki m baris (banyaknya sumber pendistribusian unit) dan n kolom (banyaknya tujuan pendistribusian unit). Misalkan individu calon solusi dilambangkan dengan X_h, maka

$$X_h = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \qquad (4)$$

dimana $h = 1, 2, \dots, psize$ dan $psize$ adalah jumlah individu dalam populasi. Tahap pembentukan calon-calon solusi awal ada pada langkah-langkah sebagai berikut :

1. Mengambil sebarang bilangan $k \in \pi = \{1, 2, \dots, mn\}$ secara acak

2. Menghitung baris terpilih $i = \lfloor 1 + (k-1)/n \rfloor$ dan kolom terpilih $j = \lfloor 1 + (k-1) \bmod n \rfloor$, dimana $i = 1, 2, \dots, m$ dan $j = 1, 2, \dots, n$
3. Menghitung $x_{ij} = \min(s_i, d_j)$
4. Memperbarui jumlah persediaan $s_i = s_i - x_{ij}$ dan jumlah permintaan $d_j = d_j - x_{ij}$
5. Mengulangi langkah 1) sampai 4) hingga π kosong dan tidak ada lagi k yang terpilih

4.2 Fitness dan Seleksi

Karena permasalahan tersebut adalah meminimumkan fungsi tujuan, maka *fitness* dari algoritma genetika untuk permasalahan transportasi adalah berbanding terbalik dengan fungsi tujuannya. Misalkan fungsi tujuan permasalahan dilambangkan dengan $F(X_h)$, dilakukan perhitungan *fitness* fit untuk seluruh individu dengan

$$fit = \frac{1}{F(X_h)} \tag{5}$$

Metode seleksi yang digunakan dalam algoritma genetika untuk menyelesaikan permasalahan transportasi adalah *rank selection* untuk memperoleh peluang masing-masing individu. Peluang inilah yang kemudian mengandalkan *roulette wheel selection* untuk memperoleh peluang kumulatifnya, katakanlah q_h. Bilangan acak α dibangkitkan untuk masing-masing individu, jika $q_{h-1} < \alpha \le q_h$ maka individu terpilih pada proses seleksi.

4.3 Crossover

Untuk melakukan *crossover* (penyilangan) pada algoritma genetika untuk menyelesaikan permasalahan transportasi adalah sebagai berikut :

1. Memilih sepasang individu dari hasil seleksi, $X_h^{(1)}$ dan $X_h^{(2)}$ dimana $X_h^{(1)} = [x_{ij}^{(1)}]$ dan $X_h^{(2)} = [x_{ij}^{(2)}]$
2. Membuat dua matriks, $D = [d_{ij}]$ dan $R = [r_{ij}]$ dimana $d_{ij} = \lfloor (x_{ij}^{(1)} + x_{ij}^{(2)})/2 \rfloor$ dan $r_{ij} = \left(x_{ij}^{(1)} + x_{ij}^{(2)}\right) \bmod 2$
3. Membagi matriks R menjadi dua matriks $R_1 = [r_{ij}^{(1)}]$ dan $R_2 = [r_{ij}^{(2)}]$ sehingga $R = R_1 + R_2$ dan

$$\sum_{j=1}^{n} r_{ij}^{(1)} + \sum_{j=1}^{n} r_{ij}^{(2)} = \sum_{j=1}^{n} r_{ij} \qquad , i = 1, 2, \dots, m \tag{6}$$

$$\sum_{i=1}^{m} r_{ij}^{(1)} + \sum_{i=1}^{m} r_{ij}^{(2)} = \sum_{i=1}^{m} r_{ij} \qquad , j = 1, 2, \dots, n \tag{7}$$

4. Dua matriks *child* $X_{h'}^{(1)}$ dan $X_{h'}^{(2)}$ dihasilkan, dimana $X_{h'}^{(1)} = D + R_1$ dan $X_{h'}^{(2)} = D + R_2$

4.4 Mutasi

Untuk melakukan mutasi dalam menyelesaikan algoritma genetika pada permasalahan transportasi, masing-masing individu hasil *crossover*, katakanlah $X_h^{(s)}$, membentuk submatriks Y yang memiliki dua baris dan dua kolom

$$Y = \begin{bmatrix} x_{i_1 j_1}^{(s)} & x_{i_1 j_2}^{(s)} \\ x_{i_2 j_1}^{(s)} & x_{i_2 j_2}^{(s)} \end{bmatrix} \tag{8}$$

Elemen-elemen pada submatriks Y diisi dengan langkah yang sama dengan tahap pembentukan calon solusi awal, dan submatriks Y kemudian dikembalikan pada $X_h^{(s)}$.

4.5 Implementasi dan Pembahasan

Contoh kasus permasalahan transportasi yang pertama untuk diimplementasi bersumber dari artikel oleh Ho dan Ji, "A Genetic Algorithm for the Generalised Transportation Problem" yang diterbitkan pada tahun 2005. Misalkan terdapat 3 sumber persediaan dan 7 tujuan permintaan pada suatu permasalahan transportasi. Didefinisikan suatu fungsi untuk meminimumkan

$$\begin{aligned} Z = {} & 2x_{11} + x_{12} + 4x_{13} + 3x_{14} + 3x_{15} + 7x_{16} + 6x_{17} + 4x_{21} + 2x_{22} + 4x_{23} \\ & + 3x_{24} + x_{25} + 4x_{26} + 3x_{27} + 8x_{31} + 6x_{32} + 5x_{33} \\ & + 4x_{34} + 3x_{35} + x_{36} + x_{37} \end{aligned} \tag{9}$$

dan kendala-kendalanya adalah

$$\sum_{j=1}^{n} x_{1j} = 25000 \tag{10}$$

$$\sum_{j=1}^{n} x_{2j} = 20000 \tag{11}$$

$$\sum_{j=1}^{n} x_{3j} = 18000 \tag{12}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{i1} = 12000 \tag{13}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{i2} = 9000 \tag{14}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{i3} = 10000 \tag{15}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{i4} = 8000 \tag{16}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{i5} = 6000 \tag{17}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{i6} = 11000 \tag{18}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{i7} = 7000 \tag{19}$$

Contoh kasus permasalahan transportasi yang kedua untuk diimplementasi diperoleh dengan pembangkitan secara acak, menghasilkan persediaan sebanyak 4 sumber persediaan dan permintaan sebanyak 7 tujuan permintaan. Didefinisikan suatu fungsi untuk meminimumkan

$$\begin{aligned} Z = 6x_{11} + 8_{12} + 5x_{13} + 5x_{14} + 2x_{15} + x_{16} + x_{17} + 5x_{21} + 2x_{22} + 3x_{23} \\ + 7x_{24} + 6x_{25} + 7x_{26} + x_{27} + 5x_{31} + 8x_{32} + 4x_{33} \\ + 7x_{34} + x_{35} + 3x_{36} + 5x_{37} + 4x_{41} + 2x_{42} + 8x_{43} \\ + 8x_{44} + 7x_{45} + x_{46} + 8x_{47} \end{aligned} \tag{20}$$

dan kendala-kendalanya adalah

$$\sum_{j=1}^{n} x_{1j} = 9100 \tag{21}$$

$$\sum_{j=1}^{n} x_{2j} = 900 \tag{22}$$

$$\sum_{j=1}^{n} x_{3j} = 1800 \tag{23}$$

$$\sum_{j=1}^{n} x_{4j} = 17000 \tag{24}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{i1} = 8600 \tag{25}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{i2} = 800 \tag{26}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{i3} = 8600 \tag{27}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{i4} = 5900 \tag{28}$$

$$\sum_{i=1}^{m} x_{i5} = 3300 \tag{29}$$

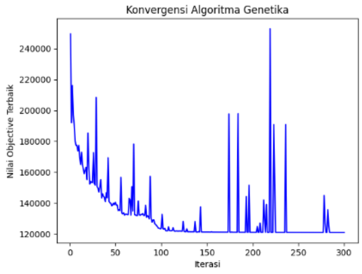
$$\sum_{i=1}^{m} x_{i6} = 800 \tag{30}$$

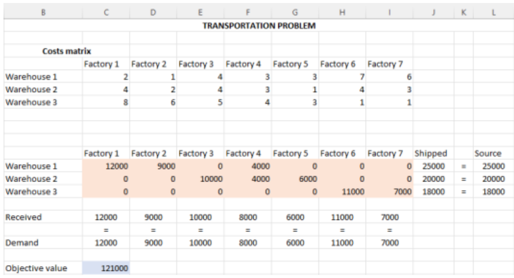
$$\sum_{i=1}^{m} x_{i7} = 800 \tag{31}$$

Setelah dilakukan percobaan dengan metode algoritma, selanjutnya dilakukan juga percobaan dengan metode simpleks sebagai perbandingan. Untuk kasus pertama yang bersumber dari artikel oleh Ho dan Ji, diperoleh hasil sebagai berikut.

Tabel 2 - Hasil metode algoritma genetika dan metode simpleks untuk kasus pertama.

Alur Distribusi	Metode Algoritma Genetika	Metode Simpleks
Sumber 1 – Tujuan 1	11995	12000
Sumber 1 – Tujuan 2	8999	9000
Sumber 1 – Tujuan 3	2908	0
Sumber 1 – Tujuan 4	1078	4000
Sumber 1 – Tujuan 5	0	0
Sumber 1 – Tujuan 6	0	0
Sumber 1 – Tujuan 7	0	0
Sumber 2 – Tujuan 1	0	0
Sumber 2 – Tujuan 2	0	0
Sumber 2 – Tujuan 3	80	10000
Sumber 2 – Tujuan 4	6906	4000
Sumber 2 – Tujuan 5	5996	6000
Sumber 2 – Tujuan 6	0	0
Sumber 2 – Tujuan 7	6996	0
Sumber 3 – Tujuan 1	0	0
Sumber 3 – Tujuan 2	0	0
Sumber 3 – Tujuan 3	6995	0
Sumber 3 – Tujuan 4	0	0
Sumber 3 – Tujuan 5	0	0
Sumber 3 – Tujuan 6	10998	11000
Sumber 3 – Tujuan 7	0	7000
Nilai fungsi tujuan	120864	121000
Waktu eksekusi	2.5 detik	1.59 detik

a 

b 

TRANSPORTATION PROBLEM

Costs matrix

	Factory 1	Factory 2	Factory 3	Factory 4	Factory 5	Factory 6	Factory 7
Warehouse 1	2	1	4	3	3	7	6
Warehouse 2	4	2	4	3	1	4	3
Warehouse 3	8	6	5	4	3	1	1

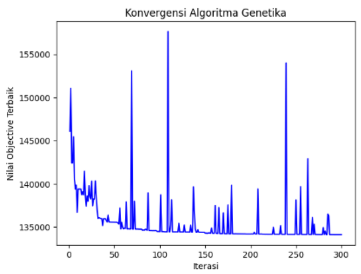
	Factory 1	Factory 2	Factory 3	Factory 4	Factory 5	Factory 6	Factory 7	Shipped		Source
Warehouse 1	12000	9000	0	4000	0	0	0	25000	=	25000
Warehouse 2	0	0	10000	4000	6000	0	0	20000	=	20000
Warehouse 3	0	0	0	0	0	11000	7000	18000	=	18000
Received	12000	9000	10000	8000	6000	11000	7000			
	=	=	=	=	=	=	=			
Demand	12000	9000	10000	8000	6000	11000	7000			
Objective value	121000									

Gambar 2 – Kasus 1: (a) Solusi terbaik metode algoritma genetika; (b) Solusi metode simpleks.

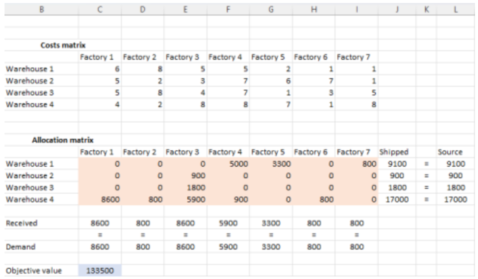
Untuk kasus kedua yang diperoleh dengan pembangkitan secara acak, didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 3 - Hasil metode algoritma genetika dan metode simpleks untuk kasus pertama.

Alur Distribusi	Metode Algoritma Genetika	Metode Simpleks
Sumber 1 – Tujuan 1	0	0
Sumber 1 – Tujuan 2	0	0
Sumber 1 – Tujuan 3	3032	0
Sumber 1 – Tujuan 4	2732	5000
Sumber 1 – Tujuan 5	2926	3300
Sumber 1 – Tujuan 6	0	0
Sumber 1 – Tujuan 7	397	800
Sumber 2 – Tujuan 1	0	0
Sumber 2 – Tujuan 2	0	0
Sumber 2 – Tujuan 3	497	900
Sumber 2 – Tujuan 4	0	0
Sumber 2 – Tujuan 5	0	0
Sumber 2 – Tujuan 6	0	0
Sumber 2 – Tujuan 7	401	0
Sumber 3 – Tujuan 1	0	0
Sumber 3 – Tujuan 2	0	0
Sumber 3 – Tujuan 3	1418	1800
Sumber 3 – Tujuan 4	0	0
Sumber 3 – Tujuan 5	368	0
Sumber 3 – Tujuan 6	0	0
Sumber 3 – Tujuan 7	0	0
Sumber 4 – Tujuan 1	8599	8600
Sumber 4 – Tujuan 2	797	800
Sumber 4 – Tujuan 3	3633	5900
Sumber 4 – Tujuan 4	3159	900
Sumber 4 – Tujuan 5	0	0
Sumber 4 – Tujuan 6	798	800
Sumber 4 – Tujuan 7	0	0
Nilai fungsi tujuan	134125	133500
Waktu eksekusi	3.03 detik	1.64 detik



a



Costs matrix

	Factory 1	Factory 2	Factory 3	Factory 4	Factory 5	Factory 6	Factory 7
Warehouse 1	6	8	5	5	2	1	1
Warehouse 2	5	2	3	7	6	7	1
Warehouse 3	5	8	4	7	1	3	5
Warehouse 4	4	2	8	8	7	1	8

Allocation matrix

	Factory 1	Factory 2	Factory 3	Factory 4	Factory 5	Factory 6	Factory 7	Shipped		Source
Warehouse 1	0	0	0	5000	3300	0	800	9100	=	9100
Warehouse 2	0	0	900	0	0	0	0	900	=	900
Warehouse 3	0	0	1800	0	0	0	0	1800	=	1800
Warehouse 4	8600	800	5900	900	0	800	0	17000	=	17000
Received	8600	800	8600	5900	3300	800	800			
	=	=	=	=	=	=	=			
Demand	8600	800	8600	5900	3300	800	800			
Objective value	133500									

b

Gambar 3 – Kasus 2: (a) Solusi terbaik metode algoritma genetika; (b) Solusi metode simpleks.

Berdasarkan Tabel 2, metode algoritma genetika memiliki nilai fungsi tujuan lebih kecil dibandingkan dengan metode simpleks, sedangkan metode algoritma genetika memiliki nilai fungsi tujuan lebih besar dibandingkan dengan metode simpleks berdasarkan Tabel 3. Dari proses komputasinya, metode algoritma genetika memiliki waktu lebih lambat dibandingkan dengan metode simpleks, sehingga metode simpleks merupakan metode penyelesaian permasalahan transportasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode algoritma genetika. Namun, hasil yang diperoleh dengan metode algoritma genetika pada kedua kasus tersebut memiliki jarak yang tidak terlalu jauh dengan hasil yang diperoleh dengan metode simpleks dan dapat dijadikan metode untuk menemukan solusi optimum dari permasalahan transportasi.

Lebih jauh, dilihat dari Gambar 2a dan Gambar 3a, terdapat suatu iterasi yang mengalami kenaikan nilai fungsi tujuan secara drastis yang dipengaruhi oleh proses *crossover* pada metode algoritma genetika tersebut. Hal yang serupa juga mempengaruhi jumlah yang didistribusikan dengan metode algoritma genetika tidak tepat dengan kendala yang ditetapkan.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang diperoleh dari penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa data yang digunakan adalah data dari peneliti-peneliti sebelumnya, mencakup persediaan, permintaan, serta biaya pendistribusian dalam permasalahan transportasi, kemudian melakukan melakukan desain algoritma permasalahan transportasi dengan algoritma genetika, mengimplemetasikannya pada kasus khusus, dan jika berhasil maka hasil komputasinya dapat dinterpretasi.

Dalam menentukan solusi minimum permasalahan transportasi dengan algoritma genetika melalui beberapa tahapan, termasuk *encoding* dan inisialisasi populasi sebagai tahapan awal. Proses seleksi dengan *rank selection* memperhatikan skor masing-masing individu berdasarkan urutan *fitness*. Karena matriks R tidak memiliki pengaruh pada tahapan *crossover*, maka hanya matriks D yang memiliki peranan dimana merupakan hasil bagi dua gen pada individu *crossover* dengan letak yang sama. Pada tahapan mutasi dibentuk submatriks Y dimana elemen submatriks Y merupakan gen yang terletak pada perpotongan antara baris ke-i terpilih dengan kolom ke-j terpilih pada suatu individu. Dari penelitian ini, metode algoritma genetika memberikan solusi yang nilai objektifnya dekat dengan solusi yang didapatkan dengan metode simpleks untuk diimplementasikan dalam beberapa permasalahan transportasi yang ada pada riset operasi.

DAFTAR PUSTAKA

Ashour, M. A. H. dkk, 2022, Minimizing Costs of Transportation Problems Using the Genetic Algorithm, *Proceedings of Sixth International Congress on Information and Communication Technology*, 1(1): 165 – 173, DOI:10.1007/978-981-16-2377-6_18.

Desiana, E., 2016, Performance Algoritma Genetika (AG) pada Penjadwalan Mata Pelajaran, *InfoTekJar (Jurnal Nasional Informatika dan Teknologi Jaringan)*, 1(1): 56 - 60, DOI:10.30743/infotekjar.v1i1.42.

Gen, M. dan Cheng, R., 2000, *Genetic Algorithms and Engineering Optimization*. Canada, John Wiley & Sons, Inc.

Ho, W. dan Ji, P., 2005, A Genetic Algorithm for the Generalised Transportation Problem, *International Journal of Computer Applications in Technology*, 22(4): 190 – 197, DOI:10.1504/IJCAT.2005.006959.

Joshi, R. V., 2013, Optimization Techniques for Transportation Problems of Three Variables, *IOSR Journal of Mathematics (IORS-JM)*, 9(1): 46 – 50, DOI:10.9790/5728-0914650.

Kusumawardani, R., 2017, Optimization of Transportation Cost Using Genetic Algorithm, *Eksakta: Jurnal Ilmu-Ilmu MIPA*, 17(1): 33 – 45, DOI:10.20885/eksakta.vol17.iss1.art4.

Meflinda, A. dan Mahyarni, 2002, *Operations Research (Riset Operasi)*, Riau, Unri Press.

Muhlenbelin, H. dan Schlierkamp-Voosen, D., 1993, Predictive Models for the Breeder Genetic Algorithm I. Continuous Parameter Optimization, *Evolutionary Computation*, 1(1): 25 – 49, DOI:10.1162/evco.1993.1.1.25.

Razali, N. M. dan Geraghty, J., 2011, Genetic Algorithm Performance with Different Selection Strategies in Solving TSP, *Proceedings of the World Congress on Engineering*, 2(1): 1134 – 1139, ISBN: 978-988-19251-4-5.

Siang, J. J., 2014, *Riset Operasi dalam Pendekatan Algoritmis*, Yogyakarta, Penerbit ANDI.

Sivanandam, S. N. dan Deepa, S. N., 2008, *Introduction to Genetic Algorithms*, New York, Springer Science+Business Media.

Taha, H. A., 2017, *Operations Research*: *an Introduction*, 10th ed., England, Pearson Education, Inc.