

OPTIMASI *MULTI TRAVELLING SALESMAN PROBLEM* (M-TSP) UNTUK DISTRIBUSI PRODUK PADA *HOME* INDUSTRI TEKSTIL DENGAN ALGORITMA GENETIKA

Agung Mustika Rizki, Wayan Firdaus Mahmudy, Gusti Eka Yuliasuti
Program Studi Magister Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Brawijaya, Malang

Jl. Veteran No. 8 Malang 65145, telp/fax. (0341) 577-911

Email: agungmustikarizki@gmail.com, wayanfm@ub.ac.id, gustiekay@gmail.com

Abstract

In the field of textile industry, the distribution process is an important factor that can affect the cost of production. For that we need optimization on the distribution process to be more efficient. This problem is a model in the Multi Travelling Salesman Problem (M-TSP). Much research has been done to complete the M-TSP model. Among several methods that have been applied by other researchers, genetic algorithms are a workable method for solving this model problem. In this article the authors chose the genetic algorithm is expected to produce an optimal value with an efficient time. Based on the results of testing and analysis, obtained the optimal population amount of 120. For the optimal generation amount is 800. The test results related to the number of population and the number of generations are used as input to test the combination of CR and MR, obtained the optimal combination of CR = 0.4 and MR = 0.6 with a fitness value of 2.9964.

Keywords: *Textile Industry, Multi Travelling Salesman Problem (M-TSP), Genetic Algorithm*

Abstrak

Pada bidang industri tekstil, proses distribusi merupakan satu faktor penting yang dapat berpengaruh terhadap biaya produksi. Untuk itu diperlukan optimasi pada proses distribusi agar menjadi lebih efisien. Masalah seperti ini merupakan model dalam Multi Travelling Salesman Problem (M-TSP). Banyak penelitian telah dilakukan untuk menyelesaikan model M-TSP. Diantara beberapa metode yang telah diterapkan oleh peneliti lain, algoritma genetika adalah metode yang bisa diterapkan untuk penyelesaian permasalahan model ini. Dalam artikel ini penulis memilih algoritma genetika diharapkan dapat menghasilkan nilai yang optimal dengan waktu yang efisien. Berdasarkan hasil pengujian dan analisis, didapatkan jumlah populasi yang optimal sebesar 120. Untuk jumlah generasi yang optimal adalah sebesar 800. Hasil pengujian terkait jumlah populasi dan jumlah generasi tersebut dijadikan masukan untuk melakukan pengujian kombinasi CR dan MR, didapatkan kombinasi yang optimal yakni CR=0,4 dan MR=0,6 dengan nilai fitness sebesar 2,9964.

Kata kunci: *Industri Tekstil, Distribusi, Multi Travelling Salesman Problem (M-TSP), Algoritma Genetika*

1. PENDAHULUAN

Kabupaten Bojonegoro adalah satu dari beberapa kabupaten yang sedang berkembang di daerah Jawa Timur. Banyak usaha-usaha mikro kecil dan menengah (UMKM) bertumbuhan, mulai dari bidang pertanian, jasa dan industri. Sektor ini memiliki peran krusial dalam rangka pertumbuhan ekonomi nasional [1]. Salah satu usaha di bidang industri yang saat ini sedang berkembang adalah usaha *home* industri tekstil. Produk yang dipasarkan sudah merambah daerah di sekitar Kabupaten Bojonegoro seperti Kabupaten Tuban, Kabupaten Lamongan dan Kabupaten Jombang. Namun dalam perkembangannya industri ini mengalami kendala dalam pendistribusian produk. Karena pada *home* industri tekstil ini ada lebih dari satu orang sales yang diharuskan untuk mendistribusikan barang kepada konsumen, yang mana daerah yang dilalui cukup banyak. Untuk itu proses distribusi harus dilakukan secara optimal.

Distribusi adalah proses pengiriman produk dari produsen ke konsumen pada waktu tertentu [2]. Proses distribusi suatu daerah akan memiliki hasil yang berbeda jika digunakan atau diterapkan untuk daerah lain [3]. Pendistribusian yang tidak efisien akan sangat berpengaruh pada membengkaknya biaya serta penjualan produk yang tidak efektif. Karena di dalam industri, laba yang tinggi merupakan salah satu faktor penting [4]. Masalah distribusi juga dikenal sebagai *Multi Travelling Salesman Problem* (M-TSP). M-TSP adalah proses mendistribusikan barang ke beberapa tempat di mana industri memiliki salesman lebih dari satu [5].

Permasalahan ini sangatlah penting karena model M-TSP ini bertujuan untuk menentukan jalur masing-masing kunjungan salesman untuk mendapatkan rute minimum dan biaya lebih kecil pula [6]. Setiap salesman harus mengunjungi tepat sekali setiap tempat dan kembali ke tempat awal [7].

Dalam menyelesaikan permasalahan M-TSP ini dapat menerapkan beberapa metode antara lain Algoritma Genetika [2][5][8], *General Variable Neighborhood Search* (GVNS) [6], *Simulated Annealing* (SA) [9], *Particle Swarm Optimization* (PSO) [10], *Analytic Hierarchy Process* (AHP) [11], *Ant Colony Optimization* (ACO) [12], dan metode lainnya.

2. PENELITIAN TERKAIT

Lesmawati dkk. [2] menyelesaikan permasalahan distribusi makanan beku dengan menggunakan algoritma genetika. Terdapat 11 produk makanan dengan 15 tujuan. Disamping itu terdapat dua kendaraan yang digunakan. Sehingga dalam merepresentasikan kromosom, penulis membagi menjadi dua segmen. Segmen 1 merupakan tujuan sedangkan segmen 2 merupakan kendaraan yang digunakan untuk mendistribusikan makanan beku tersebut. Hasil dari penelitian tersebut didapatkan solusi yang optimal. Sedangkan Mahmudy [8] juga melakukan penelitian yang sama dengan Lesmawati dkk. namun didapatkan kesimpulan yang sedikit berbeda yakni hasil penerapan algoritma genetika pada permasalahan M-TSP mendapatkan solusi yang optimal pada data berukuran kecil. Saat data berukuran besar, hasil penerapan algoritma genetika ini mendapatkan solusi yang mendekati optimal dengan waktu komputasi yang lama. Lain halnya dengan Yuan dkk. [5] yang menyelesaikan permasalahan M-TSP dengan batasan *time window* atau jendela

waktu. Metode yang digunakan pun algoritma genetika yang telah dimodifikasi pada bagian proses reproduksinya, tepatnya pada operator *crossover*. Adanya modifikasi tersebut menunjukkan peningkatan pada saat pencarian solusi optimal.

Soylu [6] menerapkan metode GVNS dalam menyelesaikan permasalahan. Metode GVNS merupakan salah satu variasi dari metode VNS. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa akan didapatkan solusi yang optimal apabila inisialisasi di awal sudah terselesaikan dengan tepat.

Song dkk. [9] pada penelitiannya menerapkan SA dalam menyelesaikan permasalahan M-TSP dan juga *augmented* TSP. Hasil penelitian tersebut juga menunjukkan aplikasi penerapan metode untuk permasalahan M-TSP pada kehidupan nyata.

Jin-Rong [10] menyelesaikan permasalahan M-TSP dengan menerapkan metode PSO yang telah diimprovisasi. Improvisasi yang dilakukan terletak pada saat inisialisasi populasi *swarm* awal, operator mutasinya dan juga proses seleksinya. Dengan menggunakan data rute wisatawan Shan Xi sebagai contoh permasalahan M-TSP, ditunjukkan bahwa penerapan metode improvisasi PSO dapat diterima.

Cheikhrouhou dkk. [11] melakukan penelitian yang membahas mengenai rute robot dalam mencapai target lokasi bencana. Dalam menyelesaikan permasalahan, peneliti menerapkan metode AHP. Metode AHP yang diusulkan tersebut memiliki tiga fase utama.

Angus [12] menerapkan metode ACO berbasis populasi. Dari hasil penelitiannya didapatkan kesimpulan bahwa solusi yang dihasilkan dari permasalahan M-TSP kompleks tersebut cukup optimal.

Dari beberapa metode yang dapat diterapkan guna menyelesaikan permasalahan M-TSP tersebut, maka penulis memilih metode algoritma genetika karena memiliki kelebihan dibandingkan metode lainnya.

3. METODOLOGI PENELITIAN

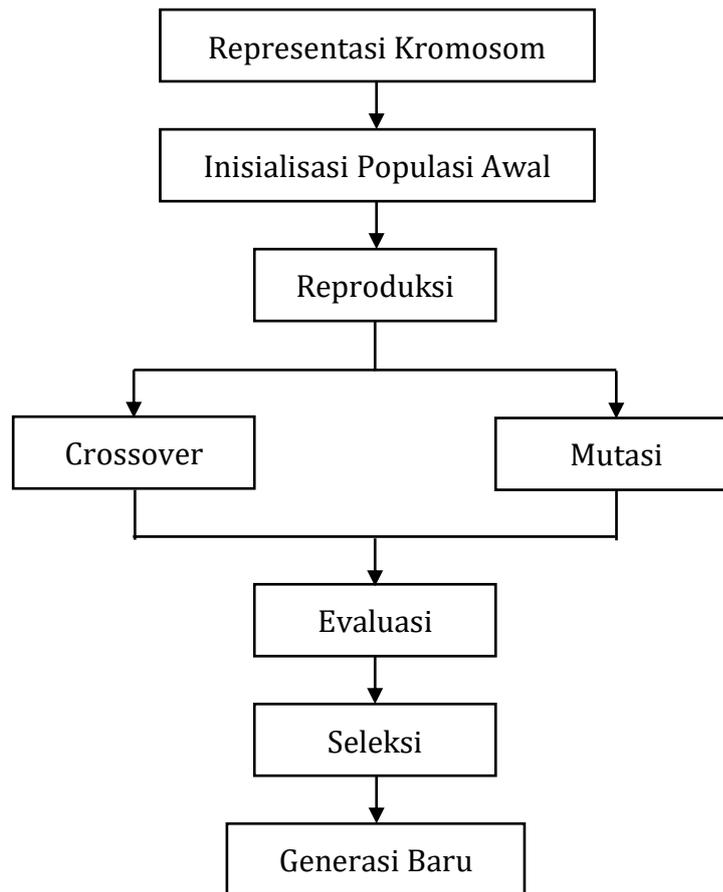
3.1. Multi Travelling Salesman Problem (M-TSP)

Pada sektor industri saat ini proses distribusi menjadi sangat krusial karena berpengaruh langsung terhadap biaya produksi sebuah industri. Menurut Kotler [13] Saluran distribusi merupakan serangkaian proses yang saling berhubungan dan ikut dalam proses sehingga barang atau jasa siap untuk digunakan. Proses ini dapat kita modelkan sebagai permasalahan *Multi Travelling Salesman Problem* (M-TSP). Permasalahan ini sendiri merupakan pengembangan dari model *Travelling Saleman Problem* (TSP), yang berbeda pada M-TSP adalah salesman lebih dari satu [8]. Sejumlah salesman pada M-TSP akan mengunjungi sejumlah titik kemudian kembali ke titik awal dan setiap titik akan dikunjungi tepat satu kali [8].

Pada penelitian ini pemodelan M-TSP digunakan karena pada home industri tekstil memiliki tujuan pemasaran sejumlah titik dan salesman yang bertugas berjumlah lebih dari satu. Terdapat sebanyak 26 tujuan pendistribusian dengan 5 salesman yang ada. Sehingga diperlukan pemilihan rute yang optimal agar biaya yang dikeluarkan dapat diminimalisir.

3.2. Algoritma Genetika

Algoritma genetika merupakan algoritma yang dimodelkan seperti proses evolusi [14]. Dalam fase representasi pada algoritma genetika akan berbeda untuk setiap masalah [15]. Representasi solusi dari setiap masalah akan disimbolkan ke dalam sebuah kromosom [16][17]. Kromosom inilah yang akan dihitung untuk nantinya didapatkan kromosom atau solusi terbaik. Alur dari algoritma genetika secara umum dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur Algoritma Genetika Secara Umum

Secara garis besar, algoritma Genetika mengadopsi proses evolusi alami. Kromosom pada algoritma genetika akan berproses dari waktu ke waktu (generasi) melewati proses reproduksi dan seleksi *stochastic*. Dengan generasi kromosom yang lebih baik selama proses dijalankan (dengan nilai *fitness* yang lebih tinggi) maka solusi optimal dapat diperoleh dari generasi akhir kromosom terbaik [8][14]. Pada bagian ini dijelaskan proses algoritma genetika yang dipakai untuk penyelesaian permasalahan M-TSP.

3.2.1 Representasi Kromosom

Proses pada algoritma genetika dimulai dengan menentukan himpunan solusi baru yang terdiri atas sejumlah kromosom yang ditentukan secara random [8]. Setiap kromosom mewakili sebuah individu (solusi) [14]. Permasalahan multi

travelling salesman problem dapat dimodelkan dengan sebuah kromosom seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.

3	1	2	...	6	4	5	2	...	4
---	---	---	-----	---	---	---	---	-----	---

Gambar 2 Contoh Kromosom

Dalam sebaris kromosom terdapat 2 bagian. Bagian 1 terdapat 26 gen yang menjelaskan sejumlah urutan tempat tujuan yang akan dikunjungi sedangkan Bagian 2 (berwarna abu-abu) terdapat 5 gen mewakili jumlah tempat yang akan dikunjungi untuk tiap salesman. Pada penelitian ini digunakan representasi permutasi untuk lebih memudahkan urutan rute pendistribusiannya.

3.2.2 Inisialisasi

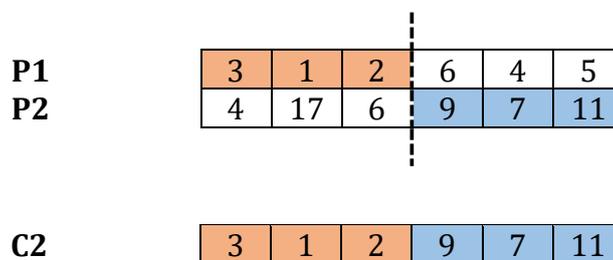
Proses inisialisasi merupakan hal pertama yang dilakukan dalam membangkitkan individu pada populasi awal secara acak sejumlah ukuran populasi yang telah ditentukan [17]. Pada penelitian ini, penulis menggunakan ukuran populasi sebesar 120. Pembangkitan populasi awal ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1 Contoh Inisialisasi Populasi Awal

Individu	Kromosom									
P1	3	1	2	...	6	4	5	2	...	4
P2	4	17	6	...	9	7	11	3	...	1
P3	20	3	8	...	2	1	6	4	...	3
P4	7	16	10	...	8	4	1	3	...	2
...
P120	14	2	3	...	26	9	10	4	...	2

3.2.3 Reproduksi

Pada bagian ini dijelaskan bagaimana individu baru dibentuk dengan operator *crossover* dan mutasi. Proses reproduksi dengan *crossover* membutuhkan dua *parent* untuk menghasilkan satu *child*, sedangkan dengan mutasi cukup dengan satu *parent* saja. Operator *crossover* yang digunakan adalah teknik *one-cut-point* pada kromosom Bagian 1 seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Sedangkan operator mutasi yang digunakan yakni *exchange* dengan menukar 2 titik yang sudah ditentukan seperti ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 3 Contoh Reproduksi dengan Crossover



P3	20	3	8	2	1	6
C2	20	3	1	2	8	6

Gambar 4 Contoh Reproduksi dengan Mutasi

Proses mutasi selanjutnya dilakukan secara acak dengan mengubah posisi titik tukar. Jika nilai *fitness* anak lebih baik dari induk maka anak akan menggantikan induk pada populasi [8]. Proses algoritma genetika akan dilakukan sebanyak n iterasi.

3.2.4 Evaluasi

Evaluasi pada individu dilakukan untuk menentukan individu terbaik yang akan digunakan dalam menghasilkan keturunan generasi berikutnya [8]. Nilai *fitness* dipakai sebagai ukuran seberapa baik sebuah individu menjadi solusi [14]. Nilai ini dihasilkan dari Persamaan 1 berikut.

$$\text{Nilai Fitness} = \frac{100}{\sum \text{Total Jarak} + 1} \quad (1)$$

Berikut contoh perhitungan nilai *fitness* untuk P1 : 3 1 2 6 4 5 2 4 ditunjukkan pada Tabel 2 dan 3. Pada gen Bagian 2 terdapat bilangan 2 dan 4. Hal tersebut menunjukkan jumlah tempat yang akan dikunjungi oleh salesman tersebut.

Tabel 2 Jarak Tempat untuk Salesman 1

Kromosom	Jarak
0-3	21,2
0-3-1	43,9
0-3-1-0	55,8
Total Jarak	120,9

Tabel 3 Jarak Tempat untuk Salesman 2

Kromosom	Jarak
0-2	13
0-2-6	47,7
0-2-6-4	64,3
0-2-6-4-5	72,2
0-2-6-4-5-0	90,6
Total Jarak	287,8

$$\text{Nilai Fitness P1} = \frac{100}{120,9 + 287,8 + 1} = 0,2441$$

3.2.5 Seleksi

Proses seleksi merupakan proses untuk memilih kromosom terbaik. Pada penelitian ini, proses seleksi menggunakan teknik *replacement*. Teknik *replacement* ini adalah teknik dimana *parent* akan digantikan oleh *child* jika nilai *fitness child* lebih baik dibandingkan *parent*. Tetapi jika nilai *fitness child* tidak lebih baik dibandingkan *parent*, maka *parent* tetap dan tidak digantikan untuk masuk pada generasi berikutnya.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengujian

Dalam penelitian ini, penulis melakukan beberapa pengujian dengan menggunakan data 26 tempat yang harus dikunjungi oleh 2 salesman dalam mendistribusikan produk tekstil. Berikut adalah skenario pengujiannya:

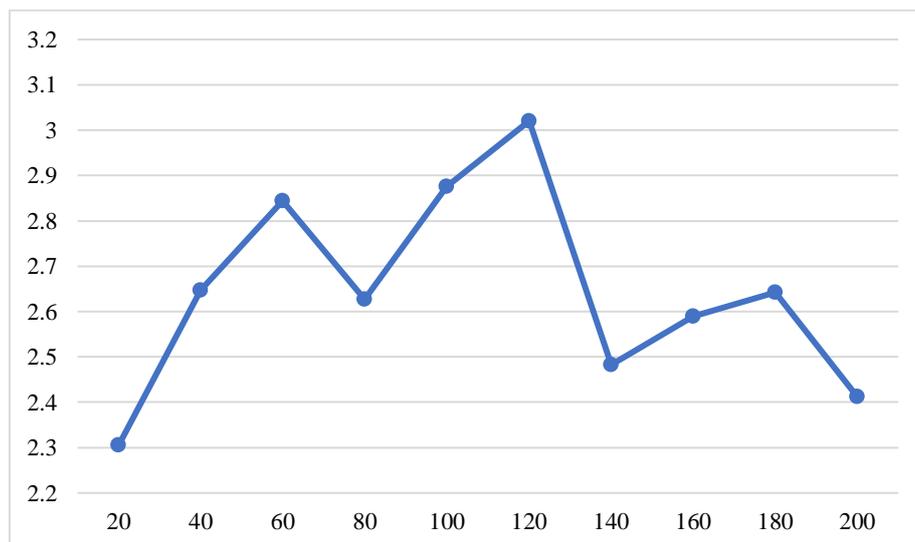
- Pengujian jumlah populasi yang optimal
- Pengujian jumlah generasi yang optimal
- Pengujian kombinasi *Crossover Rate* (CR) dan *Mutation Rate* (MR) yang optimal

4.2. Analisis Hasil

Pada bagian ini dilakukan serangkaian pengujian untuk mendapatkan komposisi uji yang maksimal.

4.2.1 Pengujian Jumlah Populasi

Pengujian jumlah populasi digunakan untuk menentukan jumlah populasi yang ideal untuk mendapatkan keluaran sistem yang optimal. Pengujian dilakukan 10 kali menggunakan CR = 0.5, MR = 0.5 dan jumlah generasi = 100. Ukuran pengujian populasi yang digunakan adalah kelipatan 20 mulai dari 20 hingga 200.



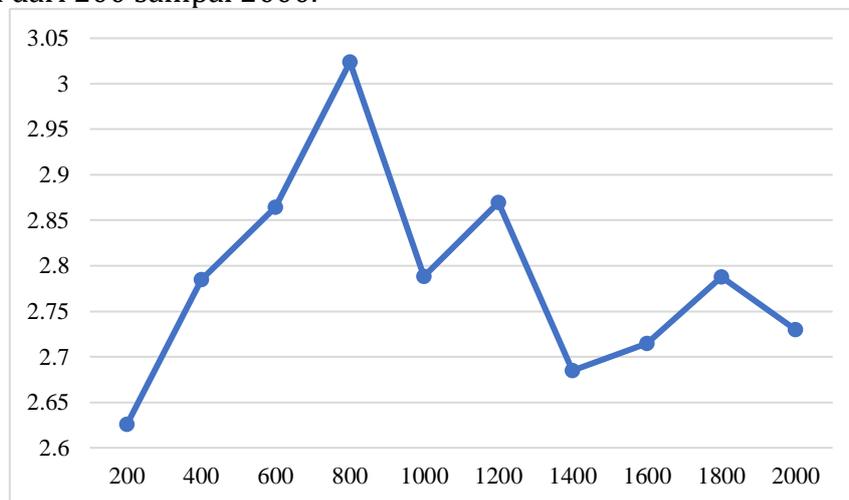
Gambar 5 Hasil Uji Jumlah Populasi

Dari grafik pada Gambar 5 dapat diambil kesimpulan bahwa ukuran populasi akan mempengaruhi hasil algoritma genetika yang dibuktikan dengan nilai *fitness*-

nya. Nilai *fitness* terbesar dicapai pada populasi sebesar 120 dan nilai *fitness* terkecil terdapat pada populasi sebesar 20. Grafik menunjukkan kenaikan pada ukuran populasi 20 hingga 60, setelah itu nilai *fitness* menjadi fluktuatif. Namun setelah ukuran populasi sebesar 120 nilai *fitness* yang fluktuatif tersebut cenderung menurun. Pada umumnya semakin besar populasi akan menghasilkan variasi hasil yang tinggi namun pada kenyataannya itu tidak menjamin akan menghasilkan nilai *fitness* yang tinggi pula. Disamping itu, populasi yang besar akan membebani proses komputasi pada komputer.

4.2.2 Pengujian Jumlah Generasi

Pengujian jumlah generasi memiliki tujuan yang sama dengan pengujian sebelumnya yakni untuk menguji generasi yang ideal guna mendapatkan solusi yang optimal. Pengujian dilakukan 10 kali menggunakan CR = 0.5, MR = 0.5 dan jumlah populasi sebesar 120. Ukuran pengujian generasi yang digunakan adalah kelipatan 200 mulai dari 200 sampai 2000.

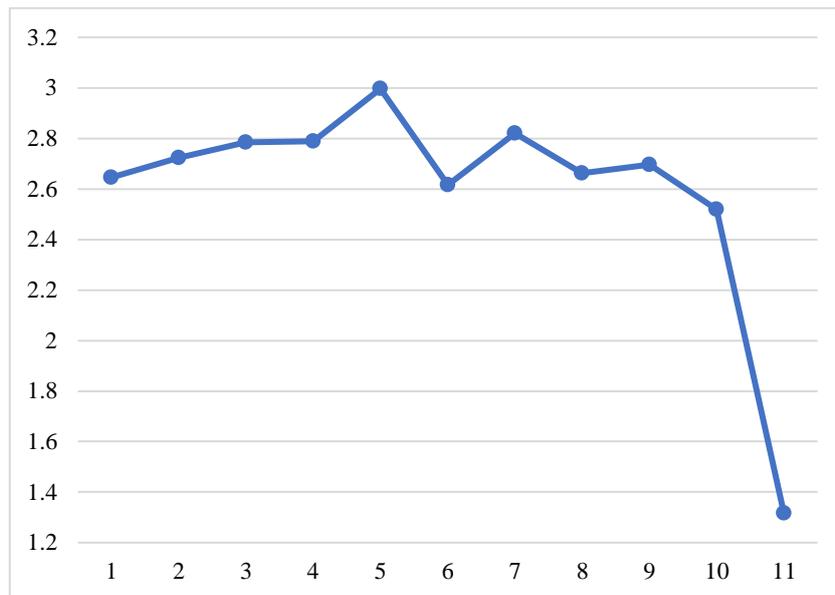


Gambar 6 Hasil Uji Jumlah Generasi

Dari grafik pada Gambar 6 bisa dilihat bahwa nilai *fitness* menunjukkan kenaikan mulai dari generasi 200 hingga 800. Pada generasi ke 1000 hingga 2000 nilai *fitness* menjadi fluktuatif namun cenderung turun. Dari grafik tersebut dapat kita ambil kesimpulan bahwa generasi terbaik yang dapat kita gunakan adalah sebanyak 800 generasi.

4.2.3 Pengujian Kombinasi CR dan MR

Pengujian kombinasi *Crossover Rate* (CR) dan *Mutation Rate* (MR) dilakukan karena setiap masalah memiliki kombinasinya tersendiri untuk menghasilkan algoritma genetika yang optimal. Pengujian dilakukan 10 kali dengan jumlah populasi sebesar 120 dan jumlah generasi sebesar 800.



Gambar 7 Hasil Uji Kombinasi CR dan MR

Pada pengujian kombinasi CR dan MR terdapat 11 kombinasi CR dan MR.

Tabel 4 Kombinasi CR dan MR

Kombinasi	CR	MR
1	0	1
2	0,1	0,9
3	0,2	0,8
4	0,3	0,7
5	0,4	0,6
6	0,5	0,5
7	0,6	0,4
8	0,7	0,3
9	0,8	0,2
10	0,9	0,1
11	1	0

Kombinasi CR dan MR yang diuji dapat dilihat pada Tabel 4. Sedangkan grafik hasil pengujian kombinasi CR dan MR ditunjukkan pada Gambar 7. Dari gambar tersebut nilai *fitness* mulai kombinasi 1 hingga 5 cenderung naik secara stabil. Setelah itu terjadi tren nilai *fitness* menurun mulai kombinasi 6 hingga 10 dan pada kombinasi 11 nilai *fitness* berada pada nilai terendah. Dengan kata lain kombinasi 5 dapat kita pakai sebagai acuan untuk menghasilkan solusi optimal dari penerapan algoritma genetika.

5. SIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian maka kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Jumlah populasi yang optimal adalah sebesar 120
- b. Jumlah generasi yang optimal adalah sebesar 800
- c. Kombinasi CR dan MR yang optimal adalah pola ke-5 dengan CR = 0,4 dan MR = 0,6.

Sehingga jika kita menggunakan nilai parameter diatas untuk menyelesaikan permasalahan M-TSP yang sejenis agar didapatkan solusi yang optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sudaryanto, Ragimun, and R. R. Wijayanti, "Strategi Pemberdayaan UMKM Menghadapi Pasar Bebas Asean," *Www.Kemenkeu.Go.Id*, pp. 1–32, 2014.
- [2] W. Lesmawati, A. Rahmi, and W. F. Mahmudy, "Optimization of Frozen Food Distribution using Genetic Algorithms," *J. Environ. Eng. Sustain. Technol.*, vol. 3, no. 1, pp. 51–58, 2016.
- [3] C. Wild, "The concept of distribution," *Stat. Educ. Res. J.*, vol. 5, no. 2, pp. 10–26, 2006.
- [4] M. Al Khuluqi, W. F. Mahmudy, A. Rahmi, and U. Brawijaya, "Profit Optimization Based on Total Production in Textile Home," vol. 2, no. 2, pp. 109–117, 2016.
- [5] S. Yuan, B. Skinner, S. Huang, and D. Liu, "A New Crossover Approach for Solving The Multiple Travelling Salesmen Problem Using Genetic Algorithms," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 228, no. 1, pp. 72–82, 2013.
- [6] B. Soylyu, "A General Variable Neighborhood Search Heuristic for Multiple Traveling Salesman Problem," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 90, pp. 390–401, 2015.
- [7] M. M. Paydar, I. Mahdavi, I. Sharafuddin, and M. Solimanpur, "Applying Simulated Annealing for Designing Cellular Manufacturing Systems Using MDmTSP," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 59, no. 4, pp. 929–936, 2010.
- [8] W. F. Mahmudy, "Optimasi Multi Travelling Salesman Problem (M-TSP) Menggunakan Algoritma Genetika," in *Seminar Nasional Basic Science*, 2016, vol. 1, no. February, pp. 1–6.
- [9] C.-H. Song, K. Lee, and W. D. Lee, "Extended Simulated Annealing for Augmented TSP and Multisalesman TSP," in *International Joint Conference on Neural Networks 2003, Jul 20-24 2003*, 2003, vol. 3, pp. 2340–2343.
- [10] S. Jin-rong, "Improved Particle Swarm Optimization for Multi-Object Traveling Salesman Problem," pp. 1175–1179, 2011.
- [11] O. Cheikhrouhou, A. Koubaa, and A. Zaard, "Analytical Hierarchy Process Based Multi-Objective Multiple Traveling Salesman Problem," in *International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC)*, 2016, pp. 130–136.
- [12] D. Angus, "Crowding Population-Based Ant Colony Optimisation for The Multi-Objective Travelling Salesman Problem," in *Proceedings of the 2007 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Multicriteria Decision Making, MCDM 2007*, 2007, no. Mcdm, pp. 333–340.

- [13] P. Kotler, "Marketing Management," *Prentice Hall, New Jersey*, pp. 1–10, 2000.
- [14] W. F. Mahmudy, R. M. Marian, and L. H. S. Luong, "Modeling and Optimization of Part Type Selection and Loading Problem in Flexible Manufacturing System Using Real Coded Genetic Algorithms," *World Acad. Sci. Eng. Technol. Int. J. Mech. Aerospace, Ind. Mechatron. Manuf. Eng.*, vol. 7, no. 4, pp. 675–684, 2013.
- [15] Z. A. Afrouzy, S. H. Nasser, and I. Mahdavi, "A genetic algorithm for supply chain configuration with new product development," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 101, pp. 440–454, 2016.
- [16] S. Ene, İ. Küçüköğlü, A. Aksoy, and N. Öztürk, "A genetic algorithm for minimizing energy consumption in warehouses," vol. 114, pp. 973–980, 2016.
- [17] G. E. Yuliasuti, W. F. Mahmudy, and A. M. Rizki, "Penanganan Fuzzy Time Window pada Travelling Salesman Problem (TSP) dengan Penerapan Algoritma Genetika," *MATICS J. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 1, pp. 38–43, 2017.