OPTIMASI RUTE DAN PENUGASAN TUC TUC UNTUK MEMINIMALKAN TOTAL BIAYA BAHAN BAKAR MENGGUNAKAN ALGORITMA GENETIKA

Axel David, Ilham Khodar Trijaya, Haldi Alfiansyach

School of Electrical Engineering Telkom University, Indonesia

axelldvid@student.telkomuniversity.ac.id, ilhamkhodar@student.telkomuniversity.ac.id, haldialf@student.telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Algoritma genetika sering dipakai untuk melakukan simulasi dengan Komputer untuk mendapatkan solusi terbaik berdasarkan calon-calon solusi yang visible. Proses pencarian solusi terbaik dimulai dengan merepresentasikan solusi-solusi yang mungkin terjadi berdasarkan domain yang biasanya dalam bentuk string biner (0 dan 1). Dari representasi ini dibentuk populasi individu secara acak yang membentuk suatu generasi. Kemudian populasi dimodifikasi dengan mutasi dan kombinasi untuk mendapatkan populasi baru. Proses ini diulang sampai mendapatkan individu dari populasi yang mencapai nilai fitness. Tuc Tuc merupakan kendaraan pengangkut bermuatan massal untuk memobilisasi mahasiswa ke beberapa titik di kampus. Kali ini kami mengusung gagasan ini dalam penerapan algoritma genetika yang dimana kita akan mencari rute yang paling efisien dari titik asal ke titik tujuan. Hal ini tentu saja akan membuat kendaraan Tuc Tuc ini menjadi hemat bahan bakar yang dikarenakan rute yang dilewati lebih singkat.

Kata Kunci: algoritma genetika, tuc tuc, bahan bakar, lingkungan

I. PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, pertumbuhan jumlah mahasiswa Universitas Telkom tidak sebanding dengan kapasitas layanan transportasi universitas yaitu *Tuc Tuc*. Seiring dengan itu, peningkatan penggunaan bus *Tuc Tuc* di kampus juga meningkat ketika waktu sibuk, menyebabkan kebutuhan akan bahan bakar semakin besar. Namun, karena pengaturan rute dan penugasan bus yang tidak optimal, penggunaan bahan bakar menjadi tidak efisien, mengakibatkan biaya yang tinggi untuk mempertahankan layanan transportasi bagi mahasiswa menuju gedung gedung perkuliahan. Kondisi ketidakseimbangan antara jumlah

Mahasiswa dengan jumlah bus Tuc Tuc di Telkom University telah menimbulkan masalah signifikan dalam manajemen bahan bakar. Rute-rute yang digunakan oleh bus *Tuc Tuc* tidak selalu optimal, sehingga mengakibatkan pemakaian bahan bakar yang berlebihan. Selain itu, penugasan bus yang tidak tepat akan mempengaruhi anggaran kampus hanya untuk keperluan bahan bakar.

Pengoptimalan rute dan penugasan bus *Tuc Tuc* di Universitas Telkom menjadi aspek krusial dalam upaya mencapai efisiensi operasional. Tidak hanya memiliki dampak ekonomi, pengurangan total penggunaan bahan bakar juga akan memiliki dampak yang signifikan untuk lingkungan. Dengan mengurangi konsumsi bahan bakar, pengoptimalan rute dan penugasan bus *Tuc Tuc* di Universitas Telkom akan membantu mengurangi jejak karbon dan emisi gas rumah kaca, sejalan dengan komitmen Universitas Telkom dalam mendukung keberlanjutan lingkungan dengan seruan "Telkom University Go Green Mission". Dengan demikian, penyelenggaraan transportasi kampus tidak hanya menjadi lebih efisien dari segi biaya, tetapi juga lebih ramah lingkungan, memperkuat citra Universitas Telkom sebagai *Green Campus*.

Fungsi algoritma genetika sendiri yaitu memberikan solusi untuk masalah rute sehingga membutuhkan banyak bahan bakar. Diharapkan dengan adanya penelitian ini, dapat disimulasikan dan memberikan informasi yang akurat mengenai rute bus *Tuc Tuc* dalam pendistribusian mahasiswa ke gedung-gedung kuliah yang optimum. Sehingga penugasan bus *Tuc Tuc* lebih terarah dan mengurangi jumlah biaya bahan bakar.

II. RELATED WORK

Penelitian yang relevan adalah penelitian yang dilakukan oleh Muhammad Zuhdi Aiman Anka, (2017). Penelitian ini menggunakan algoritma genetika untuk meminimasi biaya transportasi di PT. XYZ. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma genetika dapat meminimalkan jumlah jarak pengiriman, pengoptimalan penggunaan kendaraan, dan meminimalkan biaya transportasi.

Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh Ahmad Fauzan Abdurrahman, (2017). Penelitian ini berjudul Penyelesaian Vehicle Routing Problem(VRP) dalam Penugasan Kendaraan dan Penentuan Rute untuk Meminimasi Biaya Transportasi pada PT. XYZ dengan Menggunakan Algoritma.

III. METODE PENELITIAN

3.1. Vehicle Routing Problem

Vehicle Routing Problem(VRP) adalah sebuah cara untuk menentukan rute yang efisien untuk melakukan perjalanan kendaraan menuju sebuah tempat untuk mengantarkan orang atau barang(Fisher, 1995). Menurut Solomon(1987), ada beberapa faktor yang mempengaruhi Vehicle Routing Problem antara lain:

- 1. Capacitated Vehicle Routing Problem (CPVRP), variasi yang terbentuk karena setiap vehicle memiliki kapasitas yang terbatas.
- 2. Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW), variasi karena setiap pelanggan memiliki waktu penerimaan waktu yang terbatas.
- 3. *Stochastic Vehicle Routing Problem* (SVRP), variasi karena adanya jumlah pelanggan, permintaan dan waktu pelayanan/perjalanan.
- 4. *Vehicle Routing Problem Multiple Trips* (VRPMT), variasi karena adanya pengiriman dari beberapa pelanggan dengan kendaraan yang sama dalam satu kali pemberangkatan.

3.2. Algoritma Genetik

Algoritma Genetika adalah algoritma pencarian yang didasarkan atas mekanisme seleksi alam dan evolusi biologis. Algoritma genetika mengkombinasikan antara deretan struktur dengan pertukaran informasi acak ke bentuk algoritma pencarian dengan beberapa perubahan bakat pada manusia. Pada setiap generasi, himpunan baru dari deretan individu dibuat berdasarkan kecocokan pada generasi sebelumnya (Goldberg,1989). Dalam algoritma genetika, diperlukan beberapa proses untuk menentukan jalur terpendek yaitu:

3.2.1. Populasi Inisial

Proses dimulai dengan menginisialisasi beberapa individu atau disebut dengan populasi. Setiap individu adalah suatu solusi atau fitness value yang ingin dicari, setiap individu merupakan kumpulan dari gen atau disebut kromosom.

3.2.2. Perhitungan Nilai Fitness

Fungsi fitness ditentukan berdasarkan permasalahan mempunyai nilai fitness tersendiri. Untuk menentukan fungsi fitness yang akan dipakai, harus dilihat *objective function* (fungsi objektif) dari masalah yang dihadapi Terdapat dua jenis dalam metode pada Algoritma Genetika yaitu maksimasi dan minimasi.

Masalah Maksimasi maka,

Fungsi fitness = fungsi tujuan

Masalah Minimasi maka,

Fungsi fitness=1/(fungsi tujuan+Bilangan Kecil)

3.2.3. Seleksi

Fase seleksi akan membiarkan individu yang memiliki nilai paling fit untuk menjadi parent pada generasi berikutnya. Salah satu metode yang paling populer pada fase ini adalah metode roulette wheel.

3.2.4. Pindah Silang(Crossover)

Fase adalah fase paling signifikan pada algoritma genetika. setiap pasangan individu yang dijadikan parent kemudian disilangkan untuk membentuk individu baru. Teknik persilangan digunakan dengan menentukan crossover point secara random di dalam kromosom. Keturunan akan terlahir dengan menukar gen diantara parent sampai titik crossover point. Setelah penukaran, keturunan baru dimasukkan ke populasi.

3.2.5. Mutasi

Setelah keturunan baru dibuat, beberapa gen pada setiap individu dilakukan mutasi dengan probability tertentu, biasanya dengan probabilitas yang rendah. Mutasi dilakukan untuk mengendalikan keberagaman dalam populasi dan mencegah konvergensi yang terlalu dini.

3.2.6. Elitism

Fase elitism dilakukan dengan menyalin kromosom terbaik yang telah disimpan pada tahap awal untuk menggantikan kromosom yang memiliki nilai fitness paling rendah dalam populasi baru

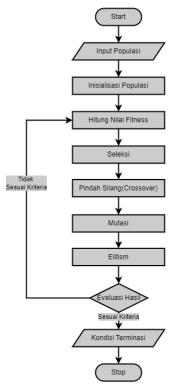
3.2.7. Evaluasi Hasil

Kondisi Terminasi adalah kondisi dimana Algoritma Genetika akan berhenti melakukan iterasi pencarian generasi. Kondisi ini tercapai ketika:

- Nilai fitness telah mencapai optimal di generasi tertentu
- Evolusi telah mencapai jumlah generasi maksimum yang diizinkan
- Keragaman populasi telah mencapai tingkat minimum yang diizinkan
- Telah berevolusi sejumlah generasi tertentu.

IV. GAMBARAN DAN DESAIN SISTEM

4.1. Desain Sistem



Gambar 1. Desain Sistem

Berdasarkan flowchart tersebut penyelesaian solusi untuk menentukan rute optimum menggunakan algoritma genetika melalui beberapa tahap, pada tahap awal dilakukan penginputan populasi atau kromosom yang akan digunakan, kemudian masuk ke tahap inisiasi. Setelah proses tersebut, masuk di perhitungan nilai fitness dari masing masing kromosom dan akan diseleksi untuk kromosom yang tidak memenuhi syarat, kemudian masuk ke tahap pindah silang dan mutasi untuk tiap kromosom yang memenuhi syarat. Tahap selanjutnya adalah elitism dimana nilai kromosom terbesar akan diganti dengan kromosom yang memiliki nilai terminimum pada tahap inisiasi dan akan masuk tahap evaluasi hasil. Akan dilakukan beberapa pengulangan proses algoritma genetika dan akan berhenti ketika kondisi terminasi terpenuhi.

4.2. Implementasi Algoritma Genetika

4.2.1. Aturan Rekomendasi Item

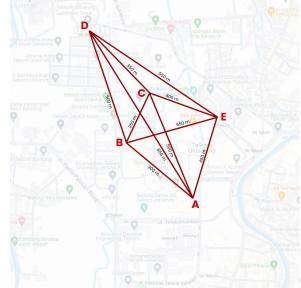
Aturan yang ada pada Tabel akan digunakan dalam proses algoritma genetika, aturannya sebagai berikut:

TABEL I. ATURAN REKOMENDASI ITEM

| N | lo. | Aturan |
|---|-----|--|
| 1 | | Setiap 1 kali perjalanan, bus Tuc Tuc harus melewati setiap titik |
| 2 | | Perjalanan dimulai dari titik A dan harus berakhir di titik A juga |

4.2.2. Inisialisasi Populasi

Dalam Inisialisasi kromosom, gen ditentukan secara acak. Sehingga terdapat populasi yang terbentuk dari 6 kromosom dan dalam 1 kromosom terdapat 4 gen. Berikut gambaran dari inisialisasi populasi yang telah diperoleh:



Gambar 2. Inisiasi Rute

TABEL II. INISIALISASI POPULASI

| Kromosom | Lintasan | Nilai Fitness |
|----------|----------|-------------------------------|
| | | |
| K1 | BDCE | AB + BD + DC + CE + EA = 2000 |
| K2 | CEBD | AC + CE + EB + BD + DA = 2900 |
| К3 | BEDC | AB + BE + ED + DC + CA = 2350 |
| K4 | DEBC | AD + DE + EB + BC + CA = 2800 |
| K5 | CBDE | AC + CB + BD + DE + EA = 2250 |
| K6 | ECDB | AE + EC + CD + DB + BA = 2000 |

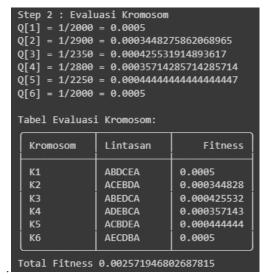
4.2.3. Evaluasi Kromosom(Fitness)

Penelitian ini akan mencari nilai rute terpendek dari penugasan bus Tuc Tuc, yang dimana fungsi algoritma genetika yang dipakai adalah fungsi minimasi untuk mendapatkan hasil rute paling minimum. Adapun rumus perhitungan nilai fitness untuk fungsi minimasi adalah sebagai berikut:

Q[i] = 1Fitness[i]

Ket ·

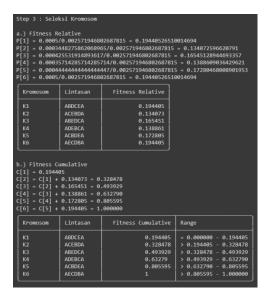
Fitness[i] adalah jumlah jarak dari setiap titik dari titik A sampai ke titik A kembali



Gambar 3. Evaluasi Kromosom

4.2.4. Seleksi

Pada fase ini kromosom yang memiliki nilai paling fit akan dijadikan sebagai *parent* pada generasi berikutnya. Salah satu metode yang paling populer dalam fase ini adalah metode roulette wheel.



Gambar 4. Tahap Seleksi

| Tukar Kromos | omosom yang da om K2 dengan i om K4 dengan i | | | | | | |
|--------------|--|---------------|-------|---------|------------------|--------------------|-------|
| | | Rincian Jarak | Jarak | Fitness | Fitness Relative | Fitness Cumulative | Range |
| Kromosom | Lintasan | | | | | | |

Gambar 4.1. Tahap Seleksi

4.2.5. Pindah Silang(Crossover)

Crossover adalah fase paling signifikan pada algoritma genetika. Karena setiap pasangan kromosom yang dijadikan *parent* akan disilangkan untuk membentuk kromosom baru. Fase ini menggunakan crossover point secara random di dalam kromosom. Keturunan hasil penukaran gen diantara parent akan dimasukkan ke dalam populasi sebagai kromosom baru.

| Step 4 : Crossover Masukkan Milai Probabilit N = 2 (['8', 'E']) Crossover antara K1 dan K Before Crossover: K1 = ABDCEA X3 = ACEBOA After Crossover: K1 = ABDCEA K3 = ACEBOA Crossover antara K5 dan K Before Crossover: K5 = ADEBCA After Crossover: K5 = ADEBCA After Crossover: K5 = ABDECA K6 = ARDDEA K7 = ABDCEA K7 = ABDCEA K7 = ABDCEA K7 = ABDCEA | 3 dengan R = 0.48 | |
|--|---|--|
| Kromosom Hasil Crossover: | | |
| Kromosom Lintasan | Rincian Jarak | Jarak |
| K1 AEDCBA K2 ABEDCA K3 ACBEDA K4 ACBDEA K5 ADBECA K6 ABCDEA | 450 (AE) + 550 (ED) + 350 (DC) + 250 (CB) + 300 (BA) + 0 (AA) 300 (AB) + 650 (BE) + 550 (ED) + 350 (DC) + 590 (CA) + 0 (AA) 500 (AC) + 250 (CB) + 550 (BE) + 550 (ED) + 550 (DF) + 850 (DA) + 0 (AA) 500 (AC) + 250 (CB) + 500 (BD) + 550 (DE) + 450 (EA) + 0 (AA) 500 (AC) + 500 (CB) + 500 (BD) + 500 (BE) + 500 (EF) + 450 (EA) + 0 (AA) 300 (AB) + 250 (BC) + 350 (CD) + 550 (CE) + 450 (EA) + 0 (AA) | 1900 2350 2800 2250 2900 1900 |

Gambar 5. Tahap Crossover

4.2.6. Mutasi

Setelah kromosom baru terbentuk, beberapa gen pada setiap kromosom dilakukan mutasi dengan probability mutasi tertentu. Tujuannya agar mengendalikan keberagaman dalam populasi dan mencegah konvergensi dini.

| Step 5 : Mutasi | | | | | | | |
|---|------------------|----------------------------------|------------|------------|------------|--------------|--------|
| Masukkan Nilai N = 2 (['B', 'C | | Mutasi (%): 60 | | | | | |
| Mutasi untuk Kr Sebelum Mutasi: K1 = AEDCBA Mutasi tidak di | | | | | | | |
| HOCOSI CIOOR OI | per zakan paa | | | | | | |
| Mutasi untuk Kr Sebelum Mutasi: K2 = ABEDCA | | engan R = 0.623 | | | | | |
| Mutasi tidak di | perlukan pad | la K2 | | | | | |
| Mutasi untuk Kr Sebelum Mutasi: K3 = ACBEDA | | engan R = 0.804 | | | | | |
| Mutasi tidak di | perlukan pad | la K3 | | | | | |
| Mutasi untuk Kr Sebelum Mutasi: K4 = ACBOEA Mutasi terjadi Setelah Mutasi: K4 = ABCDEA | pada K4 | engan R = 0.43 | | | | | |
| Mutasi untuk Kr Sebelum Mutasi: K5 = ADBECA Mutasi terjadi Setelah Mutasi: K5 = ADCEBA | pada K5 | engan R = 0.571 | | | | | |
| Mutasi untuk Kr | omocom VE do | ungan B = A 209 | | | | | |
| Sebelum Mutasi: | | gun k = 0.550 | | | | | |
| K6 = ABCDEA Mutasi terjadi | nada K6 | | | | | | |
| Setelah Mutasi: | | | | | | | |
| K6 = ACBDEA | | | | | | | |
| Hasil setelah M | utasi: | | | | | | |
| Kromosom | Lintasan | Rincian Jarak | | | | | Jarak |
| К1 | AEDCBA | 450 (AE) + 550 | (ED) + 356 | (DC) + 250 | (CB) + 300 | (BA) + 0 (AA |) 1900 |
| | ABEDCA | 300 (AB) + 650 | (BE) + 550 | (ED) + 350 | (DC) + 500 | (CA) + 0 (AA | 2350 |
| | ACBEDA | 500 (AC) + 250 | | | | | |
| | ABCDEA | 300 (AB) + 250 | | | | | |
| | ADCEBA ACBDEA | 850 (AD) + 350 500 (AC) + 250 | | | | | |
| | | | | · / · | ` / : : | · / (| |

Gambar 6. Tahap Seleksi

4.2.7. Elitism

Elitism adalah tahap dimana kromosom terburuk atau terendah dalam populasi baru hasil mutasi akan diganti dengan kromosom terbaik yang telah disimpan dalam tahap evaluasi kromosom sebelumnya.

| Kromosom | Lintasan | Jarak | | | |
|--|--|-----------------------------------|--------------------------|----------|---|
| К1 | ABDCEA | 2000 | | | |
| K2 | ACEBDA | 2900 | | | |
| К3 | ABEDCA | 2350 | | | |
| K4 | ADEBCA | 2800 | | | |
| K5 | ACBDEA | 2250 | | | |
| K6 | AECDBA | 2000 | | | |
| nti Lintasa | 2383.3333333333 an dan Jarak K | | j Lpada | populasi | ā |
| nti Lintasa | an dan Jarak K | | j Lpada | populasi | ē |
| nti Lintasa | an dan Jarak K | | i 1 pada | populasi | ā |
| nti Lintasa usil setelah | an dan Jarak K n Elitism: | 3 dengan K | i 1 pada | populasi | ē |
| nnti Lintasa usil setelal Kromosom | an dan Jarak K n Elitism: Lintasan | 3 dengan K Jarak | i 1 pada | populasi | ē |
| nnti Lintasa usil setelah Kromosom | an dan Jarak K n Elitism: Lintasan AEDCBA | 3 dengan K Jarak | i 1 pada | populasi | ē |
| nnti Lintasa sil setelal Kromosom K1 K2 | n dan Jarak K n Elitism: Lintasan AEDCBA ABEDCA | 3 dengan K Jarak 1900 2350 | i 1 pada | populasi | ē |
| nnti Lintasa nsil setelal Kromosom K1 K2 K3 | an dan Jarak K n Elitism: Lintasan AEDCBA ABEDCA ABDCEA | 3 dengan K Jarak 1900 2350 2000 | i 1 pada | populasi | ē |

Gambar 7. Tahap Elitism

4.2.8. Evaluasi Hasil

Tahap evaluasi hasil adalah tahap penentuan apakah proses pencarian generasi akan terus dilakukan atau berhenti. Keadaan tersebut ditentukan ketika generasi telah mencapai kondisi terminasi atau belum. Kondisi terminasi adalah kondisi dimana algoritma genetika akan berhenti melakukan iterasi pencarian generasi. Kondisi ini tercapai ketika:

- 1. Nilai fitness telah mencapai optimal di generasi tertentu
- 2. Evolusi telah mencapai jumlah generasi maksimum yang diizinkan
- 3. Keragaman populasi telah mencapai tingkat minimum yang diizinkan
- 4. Telah berevolusi sejumlah generasi tertentu.

V. PENGUJIAN DAN HASIL

5.1. Algoritma Genetika

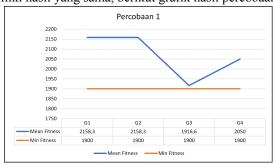
Dari hasil percobaan yang telah dilakukan, dimana peneliti menggunakan populasi dengan jumlah kromosom 5 dan jumlah percobaan 2, yaitu sebagai generasi terakhir. Pada percobaan 2 populasi, peneliti menggunakan probabilitas crossover dan probabilitas mutasi yang berbeda. Populasi pertama digunakan probabilitas crossover sebesar 0.5 dan probabilitas mutasi 0.6. Sedangkan populasi

kedua digunakan probabilitas crossover sebesar 0.3 dan probabilitas mutasi 0.4. Dari 2 percobaan mendapatkan hasil sebagai berikut :

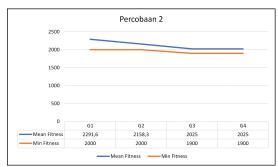
TABEL III. PERCOBAAN

| Percobaan | PC(%) | PM(%) | Lintasan Terbaik | Nilai Fitness |
|-----------|-------|-------|------------------|---------------|
| 1 | 50 | 60 | EDCB | 1900 |
| 2 | 30 | 40 | EDCB | 1900 |

Setelah dilakukan 2 kali percobaan dengan 4 generasi, dapat diketahui bahwa memiliki hasil yang sama, berikut grafik hasil percobaan:



Gambar 8. Grafik Percobaan 1



Gambar 9. Grafik Percobaan 2

5.2. Hasil Hitungan Manual

Pada perhitungan manual, peneliti hanya menghitung sampai Generasi ke-1, berikut tabel hasil perhitungan dari 2 percobaan:

| Kromosom | Lintasan | Fitness |
|----------|----------|----------|
| 1 | E D C B | 1900 |
| 2 | BEDC | 2350 |
| 3 | CBED | 2800 |
| 4 | BCDE | 1900 |
| 5 | DCEB | 2550 |
| 6 | CBDE | 2250 |
| | | |
| Kromosom | Lintasan | Fitness |
| 1 | E D C B | 1900 |
| 2 | BEDC | 2350 |
| 3 | ECDB | 2000 |
| 4 | BCDE | 1900 |
| 5 | DCEB | 2550 |
| 6 | CBDE | 2250 |
| Avera | | 2158.333 |

Gambar 10. Hitungan Manual Percobaan 1

| Kromosom | Lintasan | Fitness |
|----------|----------|---------|
| 1 | BDCE | 2000 |
| 2 | EBDC | 2350 |
| 3 | CEBD | 2900 |
| 4 | CBDE | 2250 |
| 5 | DBEC | 2900 |
| 6 | CBDE | 2250 |
| Kromosom | Lintasan | Fitness |
| 1 | BDCE | 2000 |
| 2 | EBDC | 2350 |
| 3 | CEBD | 2900 |
| 4 | CBDE | 2250 |
| 5 | BDCE | 2000 |
| 6 | CBDE | 2250 |
| | AVERAGE | 2291.6 |

Gambar 11. Hitungan Manual Percobaan 2

VI. KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan algoritma genetika untuk menemukan rute yang terbaik dan efisien yang akan dilewati oleh suatu tuc-tuc. Diantara perhitungan manual dan perhitungan yang dilakukan oleh algoritma pemrograman, tidak ditemukan suatu perbedaan. Setelah dilakukan 2 kali percobaan yang dimana percobaan pertama menggunakan PC sebesar 60% dan PM sebesar 50%, maka nilai fitness yang dihasilkan adalah 1900 dan lintasan yang akan dilalui E-D-C-B. Begitu juga dengan percobaan kedua dengan PC sebesar 30% dan PM sebesar 40%, hasil nilai fitness dan lintasan yang akan dilalui didapati sama. Oleh karena itu, dengan adanya perhitungan rute perjalanan tuc-tuc dengan bantuan Algoritma Genetika ini dapat membuat penggunaan tuc-tuc lebih efisien bahan bakar yang dimana bahan bakar akan menjadi lebih irit sehingga akan menekan biaya pembelian bahan bakar.

VII. DAFTAR PUSTAKA

Abdurrahman, A. F., Ridwan, A. Y., & Santosa, B. (2019). Penyelesaian Vehicle Routing Problem (VRP) dalam Penugasan Kendaraan dan Penentuan Rute untuk Meminimasi Biaya Transportasi pada PT. XYZ dengan Menggunakan Algoritma Genetika. *Jurnal Teknik Industri*, *9*(1), 16-24.

- Cokrowibowo, S., & Irianti, A. (2021). Model Penentuan Rute Terpendek Penjemputan Sampah Menggunakan Metode MTSP dan Algoritma Genetika. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, *2*(1), 43-48.
- Putra, A. P., & Yunita, S. (2021). Sistem Informasi Penentuan Rute Pengiriman Barang di CV ASA Menggunakan Metode Algoritma Genetika. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, *2*(1), 35-42.
- Abdilah, R., Djamal, E. C., & Komarudin, A. (2018, August). Optimalisasi Pemilihan Rute Ziarah Makam Para Wali di Pulau Jawa Menggunakan Algoritma Genetika. In *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*.
- Rahimi, A., Arthur, M., Nurfadillah, N., Amijaya, F. D. T., & Putri, D. F. (2023, August). Implementasi Algoritma Genetika Dalam Penentuan Rute Terbaik Pendistribusian BBM Pada SPBU Yang Ada Di Samarinda. In *Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Statistika* (Vol. 3, No. 01, pp. 196-207).