# PENYELESAIAN VEHICLE ROUTING PROBLEM WITH TIME WINDOWS (VRPTW) MENGGUNAKAN ALGORITMA GENETIKA HYBRID

**Diah Anggraeni Pitaloka[1], Wayan Firdaus Mahmudy[2], Sutrisno[3]**
Teknik Informatika, PTIIK Universitas Brawijaya, Malang
E-mail**:** diahanggraeni91@gmail.com[1], wayanfm@ub.ac.id[2]

## ABSTRACT

Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW) is a combinatorial problem which is used to determine the route of a goods distribution from depots (distribution center) to customers scattered in various points of the site. VRPTW is an extension of the VRP with constraints the limitations on the capacity of goods and every customer have time interval of service $[a_i, b_i]$ or time windows. In this study, the hybrid genetic algorithm with nearest insertion heuristic is used as one of the search alternative solutions. The implementation for this case, 50% initial solution was generated using nearest insertion heuristic method and 50% rest are generated by randomly. This completion is tested in a set of Solomons problem. The results of this study are compared with the best known solution of Solomon using 2 sets of test data from each data type such as C1, C2, R1, R2, RC1, dan RC2 with 25, 50 and 100 customers. The results show that the implementation of hybrid genetic algorithm and the nearest insertion heuristic gives solutions which is nearly optimal or approaching the best known of Solomon for data type C101, C105, C201, R101, RC101 dan RC102.

**Keywords** : *VRPTW, VRP, Genetic Algorithm, nearest insertion heuristic*

## PENDAHULUAN

Distribusi barang merupakan suatu proses penyaluran barang dan jasa dari produsen kepada konsumen dengan jumlah dan waktu tertentu (Danfar. 2009). Distribusi menjadi kegiatan operasional yang penting bagi perusahaan untuk menunjang proses pemasaran. Pada prosesnya, penentuan rute terbaik dengan mengoptimalkan sumber daya yang tersedia dapat menekan biaya operasional perusahaan. Menurut Toth dan Vigo (2011), Amerika Utara dan Eropa mengakui bahwa penggunaan prosedur secara komputerisasi untuk merencanakan proses distribusi dapat mengurangi biaya transportasi umumnya 5% hingga 20%. Artinya, penentuan rute distribusi berdasarkan operasi pencarian dan teknik *Mathematical Programming* sangat efektif dalam manajemen sistem pelayanan distribusi barang. Penentuan rute distribusi ini merupakan permasalahan kombinatorial yang dikenal dengan istilah matematisnya yaitu *Vehicle Routing Problem* (VRP). VRP merupakan permasalahan bagaimana distribusi barang dari sebuah depot (pusat distribusi) kepada pelanggan yang tersebar di berbagai titik lokasi dengan batasan kendaraan, jarak antar pelanggan dan depot, waktu, serta kapasitas kendaraan.

*Vehicle Routing Problem with Time Window* (VRPTW) merupakan perluasan dari VRP dimana terdapat batasan kapasitas barang dan setiap pelanggan i memiliki waktu interval $[a_i, b_i]$ yang disebut dengan time windows (Toth dan Vigo, 2011), artinya, setiap kendaraan melayani permintaan pelanggan dalam interval waktu tertentu.

Pada penelitian sebelumnya, solusi permasalahan VRPTW diperoleh melalui beberapa metode yaitu metode *Nearest Insertion* Heuristik (Purnomo, 2010) untuk studi kasus harian pagi Tribun Jabar, dan Algoritma Genetika pada studi kasus PT.MIF (Tanujaya, Retno, dan Endah, 2011).

Pada metode *nearest insertion* heuristik studi kasus harian pagi Tribun Jabar, penentuan rute distribusi dilakukan dengan menentukan titik untuk disisipkan dengan mencari lokasi titik bebas yang tersebar dan memiliki jarak paling dekat dengan suatu titik pada rute. Metode ini relatif lebih cepat dalam

optimasi rute. Dari hasil penelitian, penggunaan metode ini terbukti dapat menghemat ongkos transportasi hingga 5% dibandingkan dengan rute yang sudah ada sebelumnya. Akan tetapi, solusi ini belum bisa dikatakan optimal karena ruang pencarian yang sempit dan proses pencarian solusi hanya dilakukan satu kali. Untuk memastikan suatu solusi mendekati optimal, maka diperlukan data pembanding serta ruang pencarian yang lebih luas.

Pencarian solusi optimum dengan menggunakan algoritma probabilitik seperti algoritma genetika, *simulated annealing, ant colony* serta *tabu search* dilakukan dengan menjelajahi ruang yang lebih besar dari solusi yang ada dengan harapan menemukan solusi yang mendekati optimum. Hal ini berbeda dengan algoritma deterministik seperti *nearest insertion heuristik* yang pada setiap eksekusinya hanya menghasilkan satu solusi. Artinya, pencarian selesai dilakukan terlepas dari solusi tersebut sudah optimum atau tidak (Suyanto. 2010). Sampai saat ini, metode metaheuristik menghasilkan solusi yang sangat baik tetapi juga memiliki 2 permasalahan utama yaitu waktu yang lebih lama dan tantangan dalam menemukan transformasi yang tepat untuk mengubah solusi yang ada (Toth dan Vigo. 2001).

Algoritma genetika merupakan salah satu metode metaheuristik yang sangat efektif digunakan untuk permasalahan optimasi karena pencarian dilakukan dengan menjelajahi ruang solusi yang lebih luas. Algoritma genetika diilhami dari proses evolusi biologi dimana dalam suatu populasi, individu melakukan reproduksi untuk menghasilkan keturunan. Saat proses seleksi, individu terbaik umumnya akan mempunyai peluang hidup lebih besar. Menurut Gen dan Cheng (2000), pada implementasinya algoritma genetika memungkinkan optimasi dilakukan pada ruang pencarian yang sangat luas dan kompleks sehingga memungkinkan daerah solusi didapatkan melampaui daerah optimum lokal.

Pada penelitian ini, penggunaan kombinasi algoritma genetika dan *nearest insertion* heuristik digunakan untuk menyelesaikan permasalahan *Solomon*. Kombinasi dua metode ini akan menghasilkan Algoritma Genetika hybrid. Teknik hybrid ini terbukti sukses dalam permasalahan kompleks (Mahmudy, Marian, dan Luong, 2014). Permasalahan Solomon merupakan standar permasalahan internasional untuk studi kasus VRPTW. Penggunaan metode *nearest insertion heuristik* digunakan sebagai pembangkitan solusi awal sebanyak n% individu. Kemudian dilanjutkan dengan penggunaan algoritma genetika pada pencarian yang lebih luas. Dengan mempertimbangkan penggunaan setiap metode, diharapkan penelitian ini dapat menghasilkan solusi yang melampaui *local optimum solution*.

## ALGORITMA GENETIKA

Algoritma genetik memodelkan evolusi genetik, dengan sifat individu dinyatakan dengan menggunakan genotype. Operator algoritma genetik terdiri atas seleksi dan rekombinasi. Seleksi digunakan untuk memodelkan ketahanan hidup dari yang paling *fit*, sedangkan rekombinasi digunakan untuk memodelkan reproduksi (Mahmudy, Marian, dan Luong, 2013a).

Algoritma genetik konvensional diusulkan oleh Holland, yang implementasinya sebagai berikut (Widodo, 2012):

- Penyajiannya secara biner.
- Seleksi proporsional dengan tujuan untuk memilih induk untuk rekombinasi.
- *Crossover* satu-titik sebagai metode primer untuk menghasilkan *offspring*.
- Mutasi seragam sebagai operator yang kurang penting.

Menurut Widodo (2012) perlu dicatat bahwa pada algoritma genetik konvensional, mutasi bukan operator penting. Baru pada implementasi selanjutnya kemampuan eksploratif mutasi digunakan untuk meningkatkan kemampuan pencarian dari algoritma genetik. Beberapa variasi algoritma genetik telah dikembangkan dalam skema penyajian kromosom, operator seleksi, operator *crossover*, dan operator mutasi (Mahmudy, Marian, dan Luong, 2013b).

## ALGORITMA NEAREST INSERTION HEURISTIC

Pada *Nearest Insertion Heuristic*, pembentukan rute dilakukan dengan cara memilih pelanggan yang akan disisipkan

kedalam suatu rute yang sudah ada. Proses penyisipan dilakukan hingga rute yang bersangkutan dinyatakan penuh, baik berdasarkan kapasitas kendaraan maupun jadwal waktu pelayanan di masing-masing pelanggan. Tujuannya adalah untuk membentuk satu atau beberapa rute pelayanan dengan total ongkos proporsional terhadap jarak dan waktu tempuh (Purnomo, 2010).

Langkah-langkah dalam memecahkan permasalahan dengan menggunakan algoritma *nearest insertion* dapat dilakukan dengan tahap berikut.

1. Buat matrik jarak dan waktu tempuh.
2. Tentukan seluruh node (tidak termasuk depot) yang belum masuk ke dalam rute sebagai node bebas. Pilih satu node bebas untuk dijadikan node awal dari rute yang akan dibentuk, nyatakan node tersebut sebaga node $i$. Pemilihan node awal dapat berdasarkan pada jarak node terhadap depot atau jadwal waktu pelayanan. Tetapkan rute awal sebagai $R = \{0, i, n+1\}$ dengan 0 dan $n+1$ adalah depot.
3. Tentukan node bebas yang dipertimbangkan untuk disisipkan dengan node $u$ dimana $\mu \geq 0$. Tetapkan nilai parameter $\alpha_1$ yaitu bobot yang diberikan terhadap total jarak yang terjadi akibat penyisipan node $u$ dan parameter $\alpha_2$ yaitu bobot yang diberikan terhadap perubahan waktu pelayanan akibat penyisipan node $u(\alpha_1 + \alpha_2 = 1)$. Tetapkan nilai parameter $\lambda$ yaitu bobot yang diberikan bagi ongkos perjalanan dari depot ke node $u$ jika node $u$ tidak disisipkan kedalam rute ($\lambda \geq 0$).
4. Tentukan rute saat ini sebagai R = $\{0, i, \ldots\ldots, j\}$ dimana 0 dan $j$ adalah depot. Untuk setiap node bebas $u$, hitung total tambahan jarak yang terjadi jika node $u$ disisipkan dengan menggunakan formula :
$$Z_{11}(i,u,j) = d_{iu} + d_{ju} - \mu\, d_{ij} \geq 0 \quad (10)$$
dimana : $d_{iu}, d_{ju}$ dan $d_{ij}$ masing-masing adalah jarak antara node $i$ dengan node $u$, node $u$ dengan node $j$, dan node $i$ dengan node $j$.
5. Hitung tambahan waktu untuk kendaraan tiba dan memulai pelayanan di node $i$ jika node $u$ disisipkan dengan menggunkan formula :
$$Z_{12}(i,u,j) = t_{0u} + t_u + t_{ui} - t_{0i} \quad (11)$$
dimana : $t_{0u}, t_{ui}, t_{0i}$ masing-masing adalah waktu tempuh dari depot ke node $u$, dari node $u$ ke node $i$, dan dari depot ke node $i$, sedangkan $t_u$ adalah waktu pelayanan di node $u$.
6. Hitung besarnya ongkos penyisipan yang besarnya proporsional terhadap tambahan jarak dan tambahan waktu tempuh untuk tiba di node $i$ jika node $u$ disisipkan dengan menggunakan
$$Z_1(i,u,j) = \alpha_1 Z_{11}(i,u,j) + \alpha_2 Z_{12}(i,u,j) \quad (12)$$
$\alpha_1 \geq 0$ ; $\alpha_2 \geq 0$ ; $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$. Sisipkan node bebas $u$ yang memiliki nilai $Z_1(i,u,j)$ minimum ke dalam rute diantara node $i$ dan node $j$ yang sudah ada.
7. Jika kapasitas kendaraan dan batas waktu pelayanan masih memungkinkan, maka lakukan penyisipan sebagai berikutnya dimana nilai $Z_2(i,u,j)$ maksimum, dimana;
$$Z_2(i,u,j) = \lambda\, d_{0u} - Z_1(i,u,j) \quad (13)$$
Dimana ; $\lambda \geq 0$ ;$Z_2(i,u,j)$ menyatakan selisih antara ongkos penyisipan yang terjadi jika node $u$ ditempuh langsung dari depot dengan ongkos yang terjadi jika node $u$ disisipkan kedalam rute. Sesuaikan dengan jumlah permintaan tiap node dari rute yang terbentuk dengan kapasitas angkut.

Jika masih terdapat node bebas maka ulangi dengan dengan dimulai dari langkah 3 hingga keseluruhan node masuk kedalam rute.

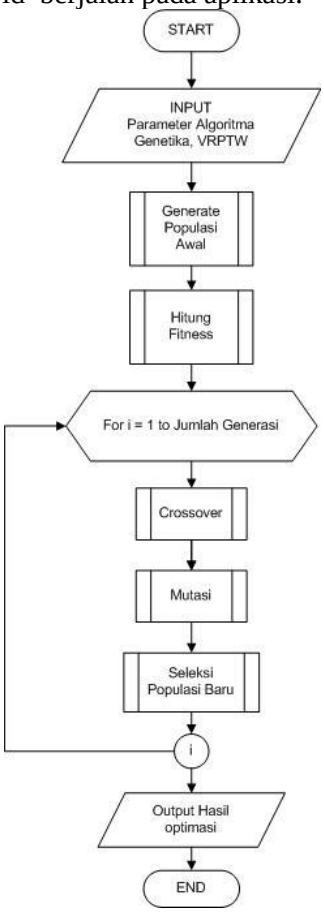
## METODOLOGI

Pada tahap perancangan perangkat lunak, proses penerapan hybrid algoritma genetika untuk permasalahan VRPTW yang berjalan pada aplikasi dijabarkan dalam sebuah diagram alir sesuai dengan analisis yang dilakukan sebelumnya. Pada prosesnya, terdapat beberapa parameter yang dibutuhkan yaitu :

1. Parameter genetika yang terdiri dari :
   - Nilai *popSize* (ukuran populasi)
   - Jumlah generasi
   - Probabilitas *crossover* dan mutasi
2. Parameter VRPTW yang terdiri dari :
   - Jumlah konsumen

- Asumsi kecepatan rata-rata kendaraan
- Kapasitas kendaraan
- Waktu pelayanan kendaraan
- Interval waktu pelayanan pelanggan
- Lokasi pelanggan

Gambar 1 berikut ini menunjukkan tahapan – tahapan proses algoritma genetika yang hybrid berjalan pada aplikasi.




**Gambar 1.** Tahapan penerapan algoritma genetika hybrid

Secara garis besar, proses hybrid algoritma genetika diilustrasikan pada Gambar 2. prosesnya meliputi:

1. Inisialisasi parameter yang terdiri dari parameter algoritma genetika, dan VRPTW.
2. Membangkitkan sejumlah 50% populasi secara acak dan 50% berdasarkan *nearest insertion heuristic* sebagai individu awal.
3. Menghitung nilai fitness setiap individu. Nilai fitness didapatkan dari.

$$f = \frac{1}{(\sum_{i=0}^{n} p_i + \sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in V} c_{ij} x_{ijk}) + 1} \; x \; C$$

Diketahui :

$f$ = nilai fitness
$p_i$ = *penalty* yang diberikan pada pelanggan ke-$i$
$c_{ij}$ = jarak antara konsumen $i$ ke konsumen $j$
$x_{ijk}$ = Kendaraan $k$ dari konsumen $i$ ke konsumen $j$
$C$ = Nilai konstan yang ditetapkan

4. Melakukan proses *crossover* yang bertujuan menghasilkan *offspring* sesuai dengan nilai *crossoverrate*. Metode *crossover* yang digunakan yaitu one-cut-point *crossover*.
5. Melakukan proses mutasi berdasarkan nilai *mutation rate*. Metode mutasi yang digunakan ada 2 yaitu insertion mutation dan *reciprocal exchange mutation*.
6. Melakukan proses seleksi untuk menentukan populasai baru dengan metode seleksi *roulette wheel*.

## PENGUJIAN

Pengujian dilakukan dengan mengambil 2 set data uji dari masing-masing tipe data yaitu C1, C2, R1, R2, RC1, dan RC2. Adapun parameter genetika yang digunakan yaitu:

- Ukuran populasi = 1000
- Banyaknya Generasi = 250
- Probabilitas *crossover* = 0,6
- Probabilitas mutasi = 0,4
- Kecepatan kendaraan dianggap konstan yaitu 60 km/jam

Relative Percentage Deviation (RPD) atau derajat kesalahan adalah Parameter yang digunakan sebagai acuan keberhasilan sistem. Proses perhitungan RPD yaitu:

$$RPD = \frac{BestTestVRPTW - BestKnownSolomon}{BestKnownSolomon} \; x \; 100\%$$

Adapun Tabel 1 merupakan hasil percobaan untuk 25 *customers* pada 2 set data uji dari masing-masing tipe data.

**Tabel 1**. Hasil Percobaan 25 *Customers*

| No | Problem | Best Known Solomon | | | Algoritma Genetika | | RPD (%) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | NV | Distance | Authors | NV | Distance | |
| 1 | C101 | 3 | 191,30 | KDMSS | 3 | 191,81 | 0,267 |
| 2 | C105 | 3 | 191,30 | KDMSS | 3 | 191,83 | 0,277 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 0,272 |
| 3 | C201 | 2 | 214,70 | CR+L | 2 | 215,54 | 0,393 |
| 4 | C202 | 2 | 214,70 | CR+L | 1 | 223,3103 | 4,010 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 2,201 |
| 5 | R101 | 8 | 617,10 | KDMSS | 8 | 618,3296 | 0,199 |
| 6 | R102 | 7 | 547,10 | KDMSS | 7 | 561,2715 | 2,590 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 1,395 |
| 7 | R201 | 4 | 463,00 | CR+KLM | 4 | 539,9472 | 16,619 |
| 8 | R202 | 4 | 410,50 | CR+KLM | 2 | 521,9274 | 27,144 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 21,882 |
| 9 | RC101 | 4 | 461,10 | KDMSS | 4 | 467,481 | 1,384 |
| 10 | RC102 | 3 | 351,80 | KDMSS | 3 | 354,0117 | 0,629 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 1,006 |
| 11 | RC201 | 3 | 360,20 | CR+L | 4 | 467,5 | 29,789 |
| 12 | RC202 | 3 | 338,00 | CR+KLM | 3 | 354,0117 | 4,737 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 17,263 |

Percobaan untuk 50 *customers* pada 2 set data uji dari masing-masing tipe data dapat dilihat pada Tabel 2.

**Tabel 2**. Hasil Percobaan 50 *Customers*

| No | Problem | Best Known Solomon | | | Algoritma Genetika | | RPD (%) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | NV | Distance | Authors | NV | Distance | |
| 1 | C101 | 5 | 362,40 | KDMSS | 5 | 363,247 | 0,234 |
| 2 | C105 | 5 | 362,40 | KDMSS | 5 | 363,247 | 0,234 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 0,234 |
| 3 | C201 | 3 | 360,20 | CR+L | 3 | 361,797 | 0,443 |
| 4 | C202 | 3 | 360,20 | CR+KLM | 3 | 479,2886 | 33,062 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 16,753 |
| 5 | R101 | 12 | 1044,00 | KDMSS | 13 | 1133,292 | 8,553 |
| 6 | R102 | 11 | 909,00 | KDMSS | 11 | 1023,077 | 12,550 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 10,551 |
| 7 | R201 | 6 | 791,90 | CR+KLM | 3 | 1032,490 | 30,381 |
| 8 | R202 | 5 | 698,50 | CR+KLM | 3 | 979,483 | 40,227 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 35,304 |
| 9 | RC101 | 8 | 944,00 | KDMSS | 4 | 979,072 | 3,715 |
| 10 | RC102 | 7 | 822,50 | KDMSS | 3 | 958,178 | 16,496 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 10,106 |
| 11 | RC201 | 5 | 684,80 | L+KLM | 4 | 945,959 | 38,137 |
| 12 | RC202 | 5 | 613,60 | IV+C | 3 | 855,402 | 39,407 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 38,772 |

Percobaan untuk 100 *customers* pada 2 set data uji dari masing-masing tipe data dapat dilihat pada Tabel 3.

**Tabel 3**. Hasil Percobaan 100 *Customers*

| No | Problem | Best Known Solomon | | | Algoritma Genetika | | RPD (%) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | NV | Distance | Authors | NV | Distance | |
| 1 | C101 | 10 | 827,30 | KDMSS | 10 | 850,402 | 2,792 |
| 2 | C105 | 10 | 827,30 | KDMSS | 11 | 1177,485 | 42,329 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 22,561 |
| 3 | C201 | 3 | 589,10 | CR+KLM | 3 | 591,557 | 0,417 |
| 4 | C202 | 3 | 589,10 | CR+KLM | 3 | 946,282 | 60,632 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 30,525 |
| 5 | R101 | 20 | 1637,70 | KDMSS | 20 | 1953,457 | 19,281 |
| 6 | R102 | 18 | 1466,60 | KDMSS | 19 | 1846,208 | 25,884 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 22,582 |
| 7 | R201 | 8 | 1143,20 | KLM | 7 | 1924,042 | 68,303 |
| 8 | R202 | 3 | 1191,70 | RGP | 5 | 1875,888 | 57,413 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 62,858 |
| 9 | RC101 | 15 | 1619,80 | KDMSS | 18 | 2073,977 | 28,039 |
| 10 | RC102 | 14 | 1457,40 | CR+KLM | 16 | 1928,914 | 32,353 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 30,196 |
| 11 | RC201 | 9 | 1261,80 | KLM | 8 | 2005,036 | 58,903 |
| 12 | RC202 | 8 | 1092,30 | IV+C | 9 | 2023,394 | 85,242 |
| | | | | | | Rata - Rata RPD | 72,072 |

Penerapan *hybrid* algoritma genetika untuk permasalahan Solomon menghasilkan solusi yang mendekati *best known* solomon dengan RPD kurang dari 1% terhadap 25 *customers* untuk tipe data C101, C105, C201, R101, dan RC102. Pengujian terhadap 50 *customers*, sistem menghasilkan solusi yang mendekati *best known* Solomon dengan RPD kurang dari 1% untuk tipe data C101, C105, dan C201. Pengujian terhadap 100 *customers*, sistem menghasilkan solusi yang mendekati *best known* Solomon dengan RPD kurang dari 1% untuk tipe data C201.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa penerapan algoritma ini lebih cocok untuk permasalahan data skala kecil dan lebih cendrung menghasilkan solusi mendekati Solomon untuk tipe data C (data yang terletak secara kluster) dibandingkan tipe data R (data yang tersebar secara random). Pada kasus dengan 25 *customers*, beberapa tipe data random menghasilkan solusi mendekati Solomon dengan RPD kurang dari 1%, hal ini tidak lagi berlaku ketika dilakukan pengujian terhadap tipe data R dengan 50 dan 100 *customers*.

Berikut ini disajikan *Sample* dari *output* pengujian sistem terhadap rute hasil optimasi untuk tipe data C101 dengan 25 *customers*.

```
Generasi terbaik didapatkan pada
Generasi = 160
Kromosom = 13 17 18 19 15 16 14 12 0 20 24 25
23 22 21 0 5 3 7 8 10 11 9 6 4 2 1
Kendaraan = 3
Jarak = 191,8136
Penalti = 0
Fitness = 5186,3561
Rata-rata = 3784,4723
```

**Gambar 2.** *Output* Hasil Pengujian Sistem terhadap 25 *Customers* untuk Tipe Data C101.

Solusi tersebut menghasilkan rute yang mendekati solusi optimal berdasarkan solusi Solomon yang menghasilkan NV = 3 dan total jarak 191,3. Adapun detail rute untuk 25 *customers* pada tipe data C101 adalah

- R1 = 0 – 13 – 17 – 18 – 19 – 15 – 16 – 14 – 12 – 0
- R2 = 0 – 20 – 24 – 25 – 23 – 22 – 21 – 0
- R3 = 0 – 5 – 3 – 7 – 8 – 10 – 11 – 9 – 6 – 4 – 2 – 1 – 0

Rute tersebut menghasilkan rute yang sama dengan penelitian yang dilakukan

sebelumnya oleh Astuti (2012) untuk tipe data C101 dengan 25 *Customers*.

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa implementasi metode algoritma genetika *hybrid* pada kasus Solomon tidak dapat memberikan hasil yang lebih baik dari *best known solomon*. Akan tetapi solusi yang dihasilkan mendekati *best known solomon* yaitu dengan RPD kurang dari 1% terhadap 25 *customers* untuk tipe data C101, C105, C201, R101, dan RC102. RPD kurang dari 1% untuk tipe C101, C105, dan C201 terhadap 50 *customers*, dan RPD kurang dari 1% untuk tipe data C201 terhadap 100 *customers*. Implementasi metode algoritma genetika *hybrid* pada kasus Solomon memberikan nilai RPD yang sangat besar pada tipe data R2, dan RC2.

Penerapan algoritma genetika *hybrid* lebih cocok untuk permasalahan data skala kecil dan lebih cendrung menghasilkan solusi mendekati Solomon untuk tipe data C (data yang terletak secara kluster) dibandingkan tipe data R (data yang tersebar secara random). Metode *hybrid* algoritma genetika dapat menjadi salah satu alternatif dalam menyelesaikan permasalahan VRPTW.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, penerapan algoritma genetika *hybrid* pada permasalahan VRPTW dapat dikembangkan dengan mencoba menerapkan algoritma lainnya atau mengkombinasikan antara algoritma genetika dengan metode heuristik lainnya untuk menghasilkan solusi yang lebih baik. Penambahan jumlah generasi dan jumlah populasi memungkinkan menghasilkan solusi yang lebih optimal akan tetapi membutuhkan proses komputasi yang lebih lama. Untuk itu, pengembangan terhadap penerapan algoritma genetika *hybrid* untuk penelitian selanjutnya dapat mengurangi permasalahan waktu pada proses komputasi. Selain itu, diharapkan aplikasi ini dapat diterapkan lebih lanjut pada permasalahan distribusi secara nyata pada suatu perusahaan atau instansi karena penelitian yang dilakukan oleh penulis masih berupa simulasi.

## DAFTAR PUSTAKA

Astuti, Sri. 2012. *Aplikasi Algoritma Genetika Hibrida pada Vehicle Routing Problem With Time Windows*. Matematika. Universitas Indonesia. Depok.

Danfar. 2009. *Definisi/Pengertian Distribusi*. URL: http://dansite.wordpress.com/2009/03/25/pengertian-distribusi/, diakses tanggal 30 Januari 2014.

Gen, M. dan Runwei Cheng. 2000. *Genetic Algorithms and Engineering Optimization*. New York : John Wiley & Sons.

Mahmudy, WF 2013, *Algoritma Evolusi*, Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya, Malang.

Mahmudy, WF, Marian, RM & Luong, LHS 2013 a, 'Real coded genetic algorithms for solving flexible job-shop scheduling problem – Part II: optimization', *Advanced Materials Research*, vol. 701, pp. 364-369.

Mahmudy, WF, Marian, RM & Luong, LHS 2013 b, 'Hybrid genetic algorithms for multi-period part type selection and machine loading problems in flexible manufacturing system', *IEEE International Conference on Computational Intelligence and Cybernetics*, Yogyakarta, Indonesia, 3-4 December, pp. 126-130.

Mahmudy, WF, Marian, RM & Luong, LHS 2014, 'Hybrid genetic algorithms for part type selection and machine loading problems with alternative production plans in flexible manufacturing system', *ECTI Transactions on Computer and Information Technology (ECTI-CIT)*, vol. 8, no. 1, pp. 80-93.

Purnomo, Agus. 2010. *Analisis Rute Pendistribusian Dengan Menggunakan Metode Nearest Insertion Heuristic Persoalan The Vehicle Routing Problem With Time Windows (VRPTW)*. http://digilib.unpas.ac.id/files/disk1/17/jbptunpaspp-gdl-driraguspu-801-1-18vrptw-).pdf, 27 Januari 2014.

Suyanto. 2010. *Algoritma Optimasi Deterministik atau Probabilitik*. Graha Ilmu : Yogyakarta.

Tanujaya, W., Dian Retno S.D. dan Dini Endah. 2011. *Penerapan Algoritma Genetik untuk Penyelesaian Masalah Vehicle Routing di PT.MIF*. http://journal.wima.ac.id/index.php/teknik/article/download/163/159, 27 Januari 2014.

Toth, Paolo dan Daniel Vigo. 2001. *The Vehicle Routing Problem*. Philadelphia : Society for Industrial and Applied Mathematics.

Widodo, Thomas Sri. 2012. *Komputasi Evolusioner*. Yogyakarta : Graha Ilmu.