p-ISSN: 2301-5373
e-ISSN: 2654-5101

Rancangan dan Analisis Model Algoritma Genetika Untuk Menyelesaikan Permasalahan *Knapsack* 2 Dimensi

Devan Bramantya[a1], I Gede Santi Astawa[a2], I Wayan Supriana[a3], Luh Gede Astuti[a4], Ngurah Agus Sanjaya ER[a5], I Gusti Agung Gede Arya Kadyanan[a6]

[a]Program Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Udayana
Badung, Bali, Indonesia
[1]devanbramantya.3@gmail.com
[2]santi.astawa@unud.ac.id
[3]wayan.supriana@unud.ac.id
[4]lg.astuti@unud.ac.id
[5]agus_sanjaya@unud.ac.id
[6]gungde@unud.ac.id

Abstract

The knapsack problem is problem that is still often found in everyday life, one of which is the problem of selecting goods to be transported into containers for delivery of goods. This knapsack problem can be solved by using various optimization algorithms, one of which is the genetic algorithm. This study aims to design a genetic algorithm model to solve the 2-dimensional knapsack problem. 2-dimensional knapsack problem is a knapsack problem that has 2 constraints and in this study, the constraints used were weight and volume. The evaluation results of the genetic algorithm will be compared with dynamic programming. From the evaluation results that have been carried out, it can be concluded that genetic algorithms can produce near-optimal results with faster computational times than dynamic programming.

Keywords: *2-Dimensional Knapsack Problem, Optimization, Shipping Goods, Genetic Algorithm, Dynamic Programming*

1. Pendahuluan

Kontainer atau peti kemas merupakan sebuah kotak besar yang digunakan untuk mengangkut barang yang diangkut menggunakan kapal angkut, truk atau kereta api sampai ke tempat tujuan. Menurut Kepala Badan Pusat Statistik (BPS), Suhariyanto menyampaikan bahwa jumlah barang yang diangkut kereta api pada bulan januari-maret 2020 mengalami peningkatan sebesar 5,10% menjadi 74,6 juta ton dibandingkan dengan periode yang sama pada tahun 2019. Dengan meningkatnya pengangkutan barang tersebut, terdapat kendala yang dihadapi oleh perusahaan peti kemas, yaitu kurangnya kontrol dalam melakukan muat barang yang menyebabkan penggunaan peti kemas tidak optimal. Permasalahan dimana orang dihadapkan pada pemilihan benda yang dapat dimasukkan ke dalam sebuah wadah yang memiliki keterbatasan ruang atau daya tampung disebut dengan *Knapsack problem* [1]. Salah satu jenis dari permasalahan *Knapsack* adalah *Multidimensional Knapsack Problem* dimana terdapat beberapa barang yang harus dipilih dengan kendala atau *constraint* lebih dari satu [2]. Kendala atau *constraint* yang ada pada kasus kontainer ini adalah kendala volume dan berat barang dimana barang-barang yang akan dimasukkan ke dalam kontainer tidak boleh melebihi kapasitas volume ataupun berat yang bisa ditampung oleh kontainer. Permasalahan *Knapsack* ini dapat diselesaikan dengan menggunakan berbagai algoritma salah satunya adalah algoritma genetika. Algoritma genetika merupakan algoritma yang menggunakan evolusi alam sebagai gagasan utamanya dalam menyelesaikan suatu permasalahan tertentu [3]. Algoritma genetika dimulai dengan membangkitkan sejumlah populasi individu awal. Populasi tersebut akan melalui beberapa proses mulai dari *Crossover* atau persilangan, Mutasi, Perhitungan Nilai *Fitness* dan Seleksi untuk mendapatkan populasi yang baru. Proses-proses tersebut akan terus diulang hingga mencapai batas generasi yang telah ditentukan atau hasil yang optimal sudah didapatkan.

Penelitian mengenai optimasi penyelesaian *knapsack problem* sudah pernah dilakukan oleh beberapa peneliti lainnya seperti penelitian yang membahas mengenai bagaimana menyelesaikan masalah *knapsack multidimensi* dengan menggunakan algoritma *greedy* yang menghasilkan solusi yang memiliki rata-rata selisih 20% dari solusi optimal [4]. Kemudian penelitian yang membahas

mengenai permasalahan optimasi untuk mengangkut barang berupa pupuk dan kebutuhan pertanian dengan mempertimbangkan berat dan keuntungan dari barang yang diangkut agar dapat memperoleh keuntungan maksimal. Penelitian tersebut mengungkap bahwa penggunaan algoritma *dynamic programming* cukup baik digunakan karena berhasil memenuhi 99,683% dari kapasitas truk [5]. Penelitian selanjutnya adalah penelitian yang menggunakan algoritma genetika untuk menyelesaikan permasalahan *knapsack* dengan nilai *error* 0% pada ukuran populasi tertentu pada masing-masing *test problem* dan nilai parameter *Crossover rate* sebesar 0.2 dan *Mutation rate* sebesar 0.8 dengan iterasi 100 generasi [6].

Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan tersebut, penggunaan algoritma *greedy* untuk menyelesaikan permasalahan *knapsack* multidimensi masih kurang baik, sehingga pada penelitian ini akan dilakukan pengimplementasian model algoritma genetika untuk mengoptimalkan penyelesaian *2-Dimensional Knapsack Problem* dengan menggunakan menggunakan *Variable-Length Chromosome*, dimana setiap kromosom dapat memiliki jumlah gen yang berbeda-beda bergantung dari banyaknya barang yang terpilih pada kromosom tersebut. Hasil dari algoritma genetika tersebut akan dibandingkan dengan hasil dari *Dynamic Programming*.

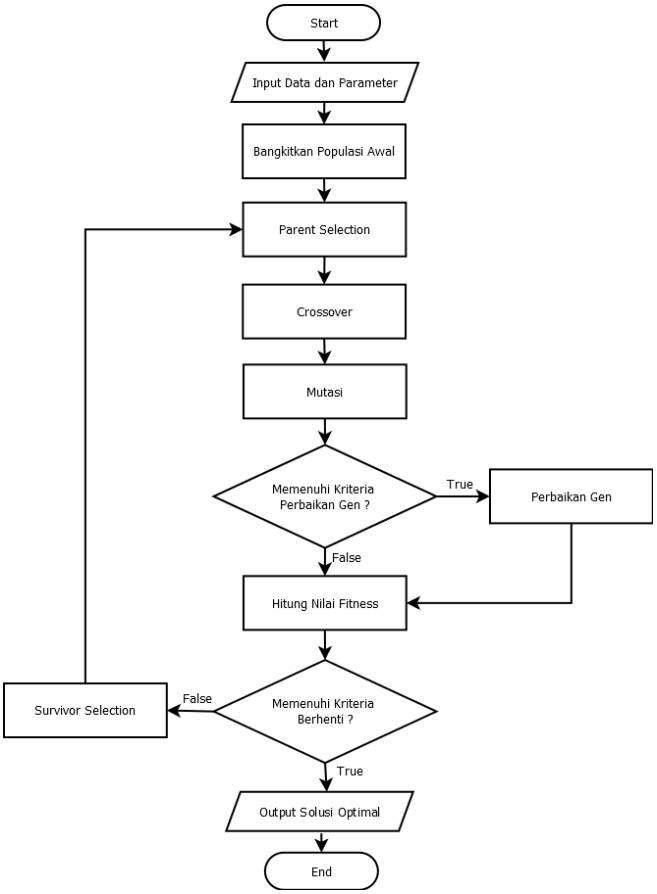
2. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan yaitu, dimulai dari pengumpulan data, pengimplementasian algoritma genetika dan *dynamic programming* menggunakan bahasa pemrograman *Java* dan tahap pengujian.

2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data *dummy* dimana data-data tersebut merupakan data-data barang yang akan dikirim menggunakan kontainer. Data-data tersebut dibuat sedemikian rupa sehingga mendekati data asli dimana jasa pengiriman barang menerima permintaan pengiriman barang dari orang-orang untuk dikirimkan menggunakan kontainer. Terdapat 90 data barang yang akan digunakan dalam penelitian ini. Data barang tersebut dilengkapi dengan data berat barang dalam satuan kilogram dan volume barang dalam satuan *centimeter.*

2.2. Algoritma Genetika



Gambar 1. *Flowchart* Algoritma Genetika

p-ISSN: 2301-5373
e-ISSN: 2654-5101

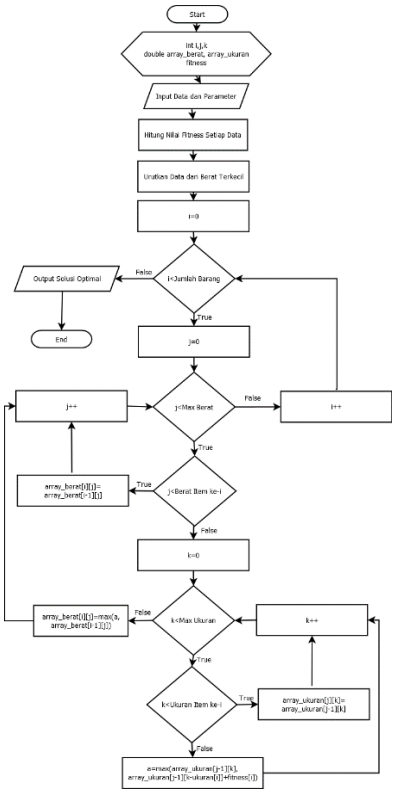
Gambar 1 menunjukkan *flowchart* dari algoritma genetika. *Flowchart* tersebut dimulai dari *user* yang akan diminta untuk menginputkan data-data barang dan parameter-parameter yang akan digunakan dalam proses algoritma genetika seperti *crossover rate*, *mutation rate*, jumlah maksimum generasi dan jumlah populasi. Kemudian sistem akan membangkitkan sejumlah kromosom sebagai populasi awal secara acak sesuai dengan jumlah individu yang sudah diinputkan. Selanjutnya proses *Parent Selection* dilakukan untuk memilih kromosom-kromosom yang akan digunakan untuk proses *crossover*. Metode yang akan digunakan dalam Seleksi *parent* adalah metode *Roulette Wheel*. Jumlah *parent* yang dipilih akan bergantung pada nilai dari parameter *crossover rate*. Kemudian akan dilakukan proses *crossover* dengan menggunakan kromosom-kromosom yang terpilih pada proses sebelumnya dengan metode *Uniform Crossover*. Proses selanjutnya adalah proses mutasi dengan memilih sejumlah kromosom secara acak dan mengubah gen-gen tertentu dalam kromosom tersebut. Jumlah kromosom yang dipilih akan bergantung pada nilai dari parameter *mutation rate*. Jika total volume atau berat barang melebihi kapasitas maksimal, maka akan dilakukan perbaikan gen dengan mengganti gen yang memiliki volume barang atau berat barang terbesar dengan barang lain yang memiliki volume atau berat barang yang lebih kecil secara acak. Selanjutnya adalah pehitungan nilai *fitness* dengan rumus sebagai berikut :

$$Fitness = \frac{\left(\frac{\sum_{i=1}^{n} v_i}{V} + \frac{\sum_{i=1}^{n} b_i}{B}\right)}{2} \quad (1)$$

Keterangan :
i = barang ke-i
n = jumlah barang
v = volume barang
b = berat barang
V = kapasitas volume maksimum yang dapat ditampung oleh *knapsack*
B = kapasitas berat maksimum yang dapat ditampung oleh *knapsack*

Jika populasi tersebut sudah menemukan hasil yang optimal atau ketika generasi sudah mencapai batas generasi maksimum yang sudah ditetapkan sebelumnya, maka proses algoritma genetika akan dihentikan dan hasil optimal tersebut akan ditampilkan. Jika belum, maka akan dilakukan proses *Survivor Selection*. Proses *Survivor Selection* dilakukan untuk memilih kromosom-kromosom yang akan dipertahankan di generasi selanjutnya. Kromosom akan dipilih berdasarkan nilai *fitness* terbaik dan jumlah kromosom yang dipilih bergantung pada jumlah populasi awal.

2.3. Dynamic Programming



Gambar 2. *Flowchart Dynamic Programming*

Gambar 2 menunjukkan *flowchart* dari *dynamic programming*. *Flowchart* tersebut dimulai dengan menginisialisasi variabel-variabel yang akan digunakan, kemudian *user* akan diminta untuk menginputkan data-data barang dan parameter-parameter yang akan digunakan dalam proses *dynamic programming* yaitu maksimum berat dan maksimum volume. Setiap data barang yang diinputkan akan dihitung nilai *fitness*nya dengan rumus :

$$Fitness = \frac{\left(\frac{v_i}{V} + \frac{b_i}{B}\right)}{2} \quad (2)$$

Keterangan :
i = barang ke-i
v = volume barang
b = berat barang
V = kapasitas volume maksimum yang dapat ditampung oleh *knapsack*
B = kapasitas berat maksimum yang dapat ditampung oleh *knapsack*

Tahap selanjutnya adalah mengurutkan data barang dari yang paling ringan hingga paling berat. Kemudian akan dilakukan perulangan variabel i dari 0 sampai dengan jumlah barang. Selanjutnya lakukan perulangan variabel j dari 0 sampai dengan maksimum berat. Selama perulangan j tersebut, jika variabel j lebih kecil dari berat barang ke-i, maka nilai dari array_berat[i][j] = array_berat[i-1][j]. Jika tidak, maka lakukan perulangan variabel k dari 0 hingga sampai dengan maksimum volume. Selama perulangan k tersebut, jika variabel k lebih kecil dari volume barang ke-i, maka nilai dari array_ukuran[j][k] = array_ukuran[j-1][k]. Jika tidak, maka cari nilai yang lebih besar di antara array_ukuran[j-1][k] dan array_ukuran[j-1][k-ukuran[i]]+fitness[i] dan simpan nilai tersebut pada variabel a. Setelah perulangan k tersebut selesai, cari nilai yang lebih besar diantara a dan array_berat[i-1][j] dan simpan hasilnya pada array_berat[i][j]. Setelah perulangan j tersebut selesai, maka nilai i akan bertambah 1 dan lakukan kembali langkah f hingga j. Jika nilai i sudah melebihi jumlah barang, maka program akan menampilkan solusi optimal.

2.4. Pengujian

Pengujian pertama yang dilakukan adalah sebagai berikut :
a. Mencari nilai *crossover rate* terbaik dengan cara mengubah-ubah nilai *crossover rate* dan melihat hasil dari setiap nilai *crossover rate* yang digunakan.
b. Mencari nilai *mutation rate* terbaik dengan cara mengubah-ubah nilai *mutation rate* dan melihat hasil dari setiap nilai *mutation rate* yang digunakan.
c. Mencari nilai Maksimum Generasi terbaik dengan cara mengubah-ubah nilai Maksimum Generasi dan melihat hasil dari setiap nilai Maksimum Generasi yang digunakan.
d. Mencari nilai Jumlah Populasi terbaik dengan cara mengubah-ubah nilai Jumlah Populasi dan melihat hasil dari setiap nilai Jumlah Populasi yang digunakan.

Dari hasil pengujian tersebut, maka akan dilakukan penyimpulan dengan cara melihat nilai *crossover rate* terbaik, *mutation rate* terbaik, maksimum generasi dan jumlah populasi awal terbaik.

Pengujian kedua yang dilakukan adalah sebagai berikut :
a. Membandingkan hasil optimasi dari algoritma genetika dan *dynamic programming*.
b. Membandingkan waktu komputasi dari algoritma genetika dan *dynamic programming*.

Dari hasil pengujian tersebut, akan didapat kesimpulan mengenai kinerja dari algoritma genetika dan *dynamic programming* dalam permasalahan *knapsack* 2 dimensi.

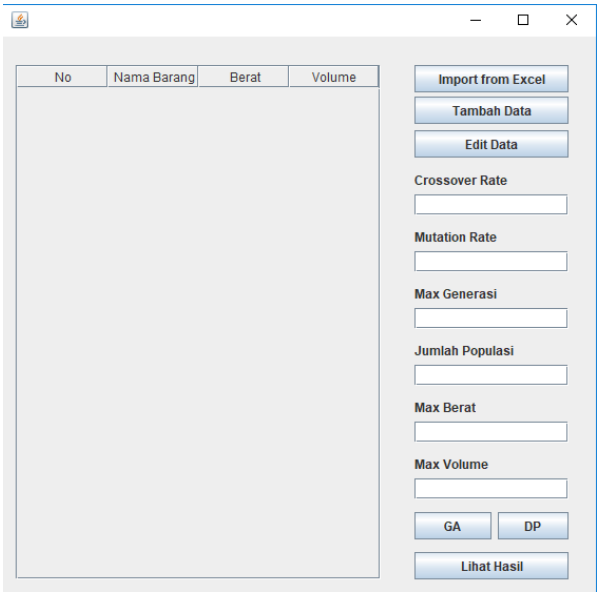
3. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini, penulis melakukan pengujian untuk mengetahui berapa nilai parameter algoritma genetika terbaik yang dapat menghasilkan hasil yang optimal atau mendekati optimal dan mengetahui bagaimana kinerja algoritma genetika jika dibandingkan dengan *dynamic programming* dalam penyelesaian *knapsack problem* dua dimensi.

3.1. Implementasi Sistem

Proses pengimplementasian algoritma genetika dan *Dynamic Programming* dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Java dengan menggunakan aplikasi *NetBeans*. Tampilan dari aplikasi *desktop* yang telah dibuat dapat dilihat pada gambar 3.

p-ISSN: 2301-5373
e-ISSN: 2654-5101



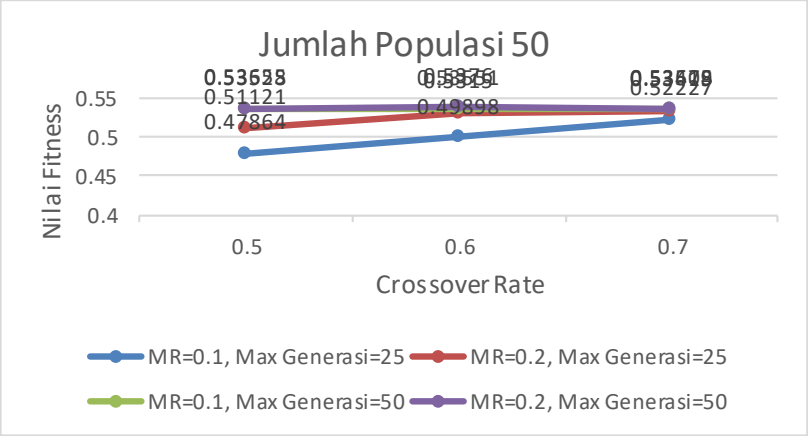
Gambar 3. Tampilan *Interface* aplikasi

Pada gambar 3 dapat dilihat tampilan halaman utama dari aplikasi yang sudah dibuat. Terdapat beberapa tombol pada halaman utama aplikasi tersebut yang dapat dilihat pada gambar 3 diatas. Diantaranya adalah *Import From Excel*, Tambah Data, Edit Data, GA, DP dan Lihat Hasil. Tombol *Import From Excel* dapat digunakan untuk menginputkan data secara otomatis dari file *excel* yang ada. Tombol Tambah Data dapat digunakan untuk menambahkan data secara manual. Ketika tombol ini ditekan, maka *user* akan diminta untuk memasukkan nama, berat dan volume barang, setelah itu klik tombol *Add* untuk menambahkan barang. Tombol selanjutnya adalah *Edit* Data. Tombol ini digunakan untuk mengubah data yang sudah diinputkan. *User* harus memilih salah satu data yang ada pada tabel terlebih dahulu sebelum menekan tombol *Edit* Data tersebut. Tombol selanjutnya adalah tombol GA dan DP. Tombol GA digunakan untuk memproses data tersebut dengan menggunakan Algoritma Genetika sedangkan DP digunakan untuk memproses data tersebut dengan *Dynamic Programming.* Sebelum menekan salah satu dari kedua tombol tersebut, user diharuskan untuk mengisi form yang tersedia terlebih dahulu seperti *Crossover Rate, Mutation Rate, Max* Generasi, Jumlah Populasi, *Max* Berat dan *Max* Volume. Setelah salah satu dari kedua tombol tersebut ditekan, maka anda harus menunggu hingga proses selesai dan jika sudah selesai, *user* harus menekan tombol Lihat Hasil untuk melihat hasil pemrosesan algoritma genetika atau *dynamic programming* tersebut.

3.2. Pengujian Parameter Algoritma Genetika

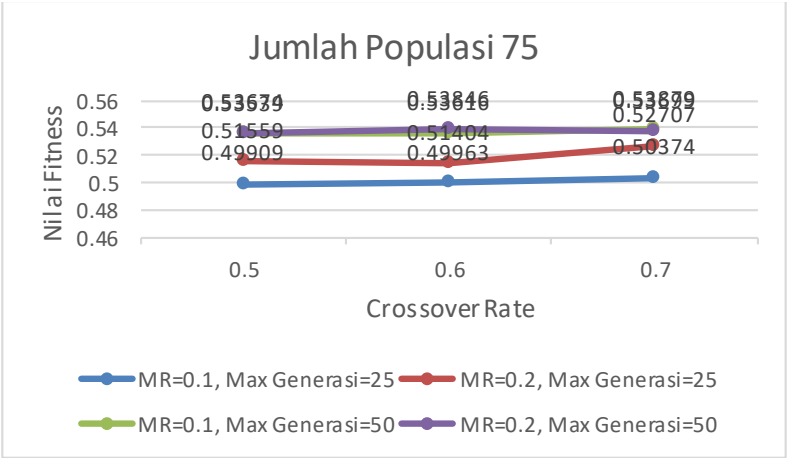
Pengujian akan dilakukan dengan menggunakan parameter Maksimum Generasi sebesar 50 dan 100, Jumlah Populasi sebesar 50, 75 dan 100, *Crossover Rate* sebesar 0.5, 0.6, dan 0.7, *Mutation Rate* sebesar 0.1 dan 0.2. Pemilihan parameter tersebut didasari oleh penelitian yang dilakukan oleh DeJong [7] yang mengatakan bahwa nilai optimal untuk jumlah populasi adalah sebesar 50 hingga 100, *mutation rate* sebesar 0.1 dan *crossover rate* sebesar 0.6. Grefenstette [8] juga mengatakan bahwa *crossover rate* yang tinggi akan berjalan selaras dengan *mutation rate* yang rendah. Maksimum Berat dan Maksimum Volume yang akan digunakan merupakan ukuran asli kontainer 20ft yaitu 5,758m x 2,352m x 2,385m yang jika diubah kedalam centimeter dan dihitung volumenya, maka akan menjadi sekitar 32.000.000cm dan memiliki kapasitas maksimum berat sebesar 21.800 kg. Pengujian juga akan dilakukan dengan menggunakan Maksimum Berat dan Maksimum Volume dari kontainer mobil *box* dengan ukuran 230cm x 160cm x 125cm yang jika dihitung volumenya adalah 4.600.000cm dengan kapasitas maksimum berat sebesar 800kg. Hasil pengujian pada kontainer 20ft dapat dilihat pada Gambar 4 hingga Gambar 6 dan pengujian pada kontainer mobil *box* dapat dilihat pada Gambar 7 hingga Gambar 9.

Gambar 4 menunjukkan hasil pengujian pada Kontainer 20ft dengan jumlah populasi 50, *crossover rate* 0.5, 0.6, 0.7, *mutation rate* 0.1, 0.2, maksimum generasi 25 dan 50. Dari pengujian tersebut, didapatkan hasil nilai *fitness* tertinggi sebesar 0.5376 dengan terpilihnya 42 dari 90 barang pada pengujian dengan jumlah populasi 50, *crossover rate* 0.6, *mutation rate* 0.2, maksimum generasi 50.



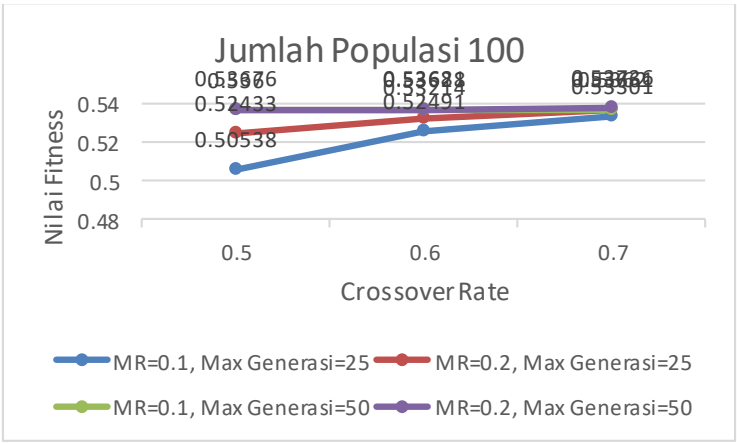
Gambar 4. Hasil pengujian pada Kontainer 20ft dengan Jumlah Populasi 50

Gambar 5 menunjukkan hasil pengujian pada Kontainer 20ft dengan jumlah populasi 75, *crossover rate* 0.5, 0.6, 0.7, *mutation rate* 0.1, 0.2, maksimum generasi 25 dan 50. Dari pengujian tersebut, didapatkan hasil nilai *fitness* tertinggi sebesar 0.53879 dengan terpilihnya 45 dari 90 barang pada pengujian dengan jumlah populasi 75, *crossover rate* 0.7, *mutation rate* 0.1, maksimum generasi 50.



Gambar 5. Hasil pengujian pada Kontainer 20ft dengan Jumlah Populasi 75

Gambar 6 menunjukkan hasil pengujian pada Kontainer 20ft dengan jumlah populasi 100, *crossover rate* 0.5, 0.6, 0.7, *mutation rate* 0.1, 0.2, maksimum generasi 25 dan 50. Dari pengujian tersebut, didapatkan hasil nilai *fitness* tertinggi sebesar 0.53736 dengan terpilihnya 41 dari 90 barang pada pengujian dengan jumlah populasi 100, *crossover rate* 0.7, *mutation rate* 0.2, maksimum generasi 50.

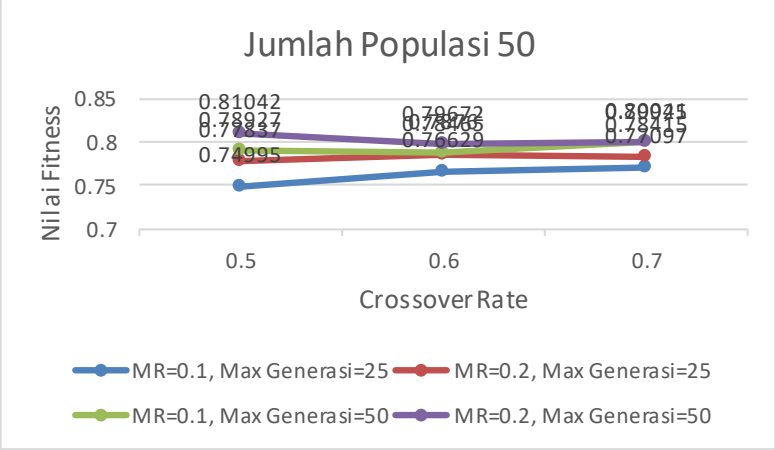


Gambar 6. Hasil pengujian pada Kontainer 20ft dengan Jumlah Populasi 100

Gambar 7 menunjukkan hasil pengujian pada Mobil *Box* dengan jumlah populasi 50, *crossover rate* 0.5, 0.6, 0.7, *mutation rate* 0.1, 0.2, maksimum generasi 25 dan 50. Dari pengujian tersebut,

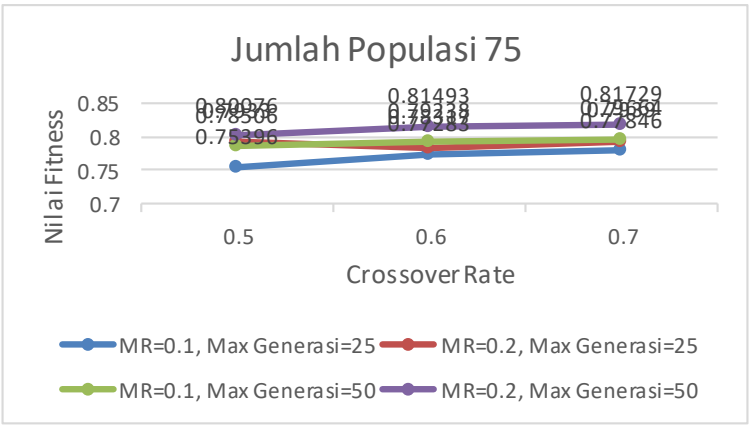
p-ISSN: 2301-5373
e-ISSN: 2654-5101

didapatkan hasil nilai *fitness* tertinggi sebesar 0.81042 dengan terpilihnya 24 dari 90 barang pada pengujian dengan jumlah populasi 50, *crossover rate* 0.5, *mutation rate* 0.2, maksimum generasi 50.



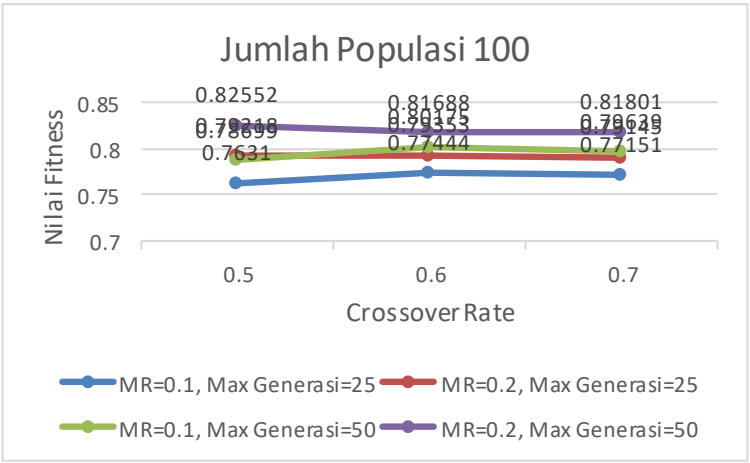
Gambar 7. Hasil pengujian pada Mobil *Box* dengan Jumlah Populasi 50

Gambar 8 menunjukkan hasil pengujian pada Mobil *Box* dengan jumlah populasi 75, *crossover rate* 0.5, 0.6, 0.7, *mutation rate* 0.1, 0.2, maksimum generasi 25 dan 50. Dari pengujian tersebut, didapatkan hasil nilai *fitness* tertinggi sebesar 0.81729 dengan terpilihnya 24 dari 90 barang pada pengujian dengan jumlah populasi 75, *crossover rate* 0.7, *mutation rate* 0.2, maksimum generasi 50.



Gambar 8. Hasil pengujian pada Mobil *Box* dengan Jumlah Populasi 75

Gambar 9 menunjukkan hasil pengujian pada Mobil *Box* dengan jumlah populasi 100, *crossover rate* 0.5, 0.6, 0.7, *mutation rate* 0.1, 0.2, maksimum generasi 25 dan 50. Dari pengujian tersebut, didapatkan hasil nilai *fitness* tertinggi sebesar 0.82552 dengan terpilihnya 25 dari 90 barang pada pengujian dengan jumlah populasi 100, *crossover rate* 0.5, *mutation rate* 0.2, maksimum generasi 50.



Gambar 9. Hasil pengujian pada Mobil *Box* dengan Jumlah Populasi 100

Dari hasil pengujian pada gambar 4 hingga 9, dapat dilihat bahwa Algoritma Genetika dapat menghasilkan Nilai *Fitness* paling besar sebanyak 0.53879 untuk pengujian pada kontainer 20ft (Jumlah Populasi=100, Maksimum Generasi=50, *Crossover* Rate=0.5 dan *Mutation Rate*=0.2) dan 0.82552 untuk pengujian pada mobil *box* (Jumlah Populasi=100, Maksimum Generasi=50, *Crossover Rate*=0.5 dan *Mutation Rate*=0.2). Untuk mengetahui berapa nilai parameter terbaik, maka akan dilakukan perhitungan rata-rata dari nilai *fitness* untuk setiap parameter yang digunakan. Hasil perhitungan tersebut dapat dilihat pada tabel 1 hingga 4.

Tabel 1. Rata-rata Nilai *Fitness* untuk *Crossover Rate*

Crossover Rate	Rata-Rata Nilai Fitness pada Kontainer 20ft	Rata-Rata Nilai Fitness pada Mobil *Box*
0.5	0.520913333	0.78574
0.6	0.526835	0.790430833
0.7	0.531505	0.7932025

Tabel 1 menunjukkan rata-rata nilai *fitness* untuk *Crossover Rate* yang didapatkan dari pengujian pada Kontainer 20ft dan Mobil *Box*. Rata-rata nilai *fitness* tertinggi didapatkan dari penggunaan parameter *crossover rate* sebesar 0.7.

Tabel 2. Rata-rata Nilai *Fitness* untuk *Mutation Rate*

Mutation Rate	Rata-Rata Nilai Fitness pada Kontainer 20ft	Rata-Rata Nilai Fitness pada Mobil *Box*
0.1	0.521722778	0.779824444
0.2	0.531112778	0.799757778

Tabel 2 menunjukkan rata-rata nilai *fitness* untuk *Mutation Rate* yang didapatkan dari pengujian pada Kontainer 20ft dan Mobil *Box*. Rata-rata nilai *fitness* tertinggi didapatkan dari penggunaan parameter *Mutation Rate* sebesar 0.2.

Tabel 3. Rata-rata Nilai *Fitness* untuk Maksimum Generasi

Maksimum Generasi	Rata-Rata Nilai Fitness pada Kontainer 20ft	Rata-Rata Nilai Fitness pada Mobil *Box*
25	0.516240556	0.777567222
50	0.536595	0.802015

Tabel 3 menunjukkan rata-rata nilai *fitness* untuk maksimum generasi yang didapatkan dari pengujian pada Kontainer 20ft dan Mobil *Box*. Rata-rata nilai *fitness* tertinggi didapatkan dari penggunaan parameter maksimum generasi sebesar 50.

Tabel 4. Rata-rata Nilai *Fitness* untuk Jumlah Populasi

Crossover Rate	Rata-Rata Nilai Fitness pada Kontainer 20ft	Rata-Rata Nilai Fitness pada Mobil *Box*
50	0.524463333	0.7848375
75	0.523474167	0.790223333
100	0.531315833	0.7943125

Tabel 4 menunjukkan rata-rata nilai *fitness* untuk jumlah populasi yang didapatkan dari pengujian pada Kontainer 20ft dan Mobil *Box*. Rata-rata nilai *fitness* tertinggi didapatkan dari penggunaan parameter jumlah populasi sebesar 100.

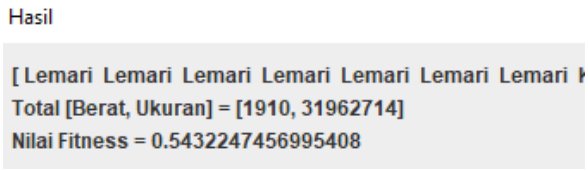
Dari tabel 1 hingga 4 dapat disimpulkan bahwa nilai *Crossover Rate* terbaik adalah 0.7 (rata-rata nilai *fitness* = 0.531505 dan 0.7932025), nilai *Mutation Rate* terbaik adalah 0.2 (rata-rata nilai *fitness* = 0.531112778 dan 0.799757778), nilai Maksimum Generasi terbaik adalah 50 (rata-rata nilai *fitness* =

p-ISSN: 2301-5373
e-ISSN: 2654-5101

0.536595 dan 0.802015), nilai Jumlah Populasi terbaik adalah 100 (rata-rata nilai *fitness* = 0.531315833 dan 0.7943125).

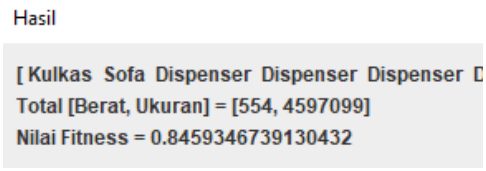
3.3. Pengujian Kinerja Algoritma Genetika

Pengujian ini dilakukan dengan membandingkan hasil dari algoritma genetika dengan *dynamic programming*. Hasil yang didapatkan dari pengujian dengan menggunakan *Dynamic Programming* adalah 0.54322 dengan terpilihnya 48 dari 90 barang pada kasus kontainer 20ft dan 0.84593 dengan terpilihnya 27 dari 90 barang pada kasus mobil *box*.



Gambar 10. Hasil *Dynamic Programming* pada kasus kontainer 20ft

Gambar 10 menunjukkan hasil dari *Dynamic Programming* pada kasus kontainer 20ft. *Dynamic Programming* mendapatkan hasil nilai *Fitness* sebesar 0.54322 dengan terpilihnya 48 dari 90 barang.



Gambar 11. Hasil *Dynamic Programming* pada kasus mobil *Box*

Gambar 11 menunjukkan hasil dari *Dynamic Programming* pada kasus mobil *box. Dynamic Programming* mendapatkan hasil nilai *Fitness* sebesar 0.84593 dengan terpilihnya 27 dari 90 barang.

Hasil yang didapatkan dari *Dynamic Programming* merupakan hasil paling optimum yang bisa didapatkan jika dengan menggunakan data *dummy* tersebut. Hal ini dikarenakan *Dynamic Programming* yang mengecek secara keseluruhan seluruh kemungkinan kombinasi barang yang ada, sehingga hasilnya sudah dipastikan akan optimal. Jika dibandingkan antara hasil dari algoritma genetika yaitu 0.53879 dan 0.82552 dengan hasil dari *dynamic programming*, maka bisa disimpulkan bahwa algoritma genetika dapat menyelesaikan permasalahan *knapsack problem* 2 dimensi dengan cukup baik dikarenakan algoritma genetika dapat menghasilkan hasil sebesar 99% pada kasus kontainer 20ft dan 97.5% pada kasus mobil *box* dari hasil yang optimum yang didapatkan dari *dynamic programming*.

Pengujian selanjutnya adalah membandingkan waktu komputasi dari algoritma genetika dengan *dynamic programming*. Dalam pengujian ini, spesifikasi dari *Hardware* dan *Software* yang digunakan dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 5. Spesifikasi *hardware* dan *software* pengembang

Nama	Spesifikasi
Sistem Operasi	Microsoft Windows 10
Memori	8 GB
Penyimpanan	1TB
IDE	Apache NetBeans IDE 11.2

Dari pengujian tersebut, didapatkan hasil yaitu algoritma genetika memakan waktu sekitar kurang dari 0.2 detik sedangkan *dynamic programming* memakan waktu sekitar 37 hingga 40 detik. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa algoritma genetika dapat menghasilkan hasil yang mendekati optimal dengan waktu komputasi yang jauh lebih cepat, sedangkan *dynamic programming* membutuhkan waktu yang lebih lama.

4. Kesimpulan

Dilihat dari rata-rata nilai *fitness*nya, maka dapat disimpulkan bahwa nilai *Crossover Rate* terbaik adalah 0.7 (rata-rata nilai *fitness* = 0.531505 dan 0.7932025), nilai *Mutation Rate* terbaik adalah 0.2 (rata-rata nilai *fitness* = 0.531112778 dan 0.799757778), nilai Maksimum Generasi terbaik adalah 50 (rata-rata nilai *fitness* = 0.536595 dan 0.802015), nilai Jumlah Populasi terbaik adalah 100 (rata-rata nilai *fitness* = 0.531315833 dan 0.7943125). Algoritma genetika dapat menghasilkan hasil dengan

nilai *fitness* tertinggi sebesar yaitu 0.53879 dan 0.82552 yang jika dibandingkan dengan hasil dari *dynamic programming*, maka bisa disimpulkan bahwa algoritma genetika dapat menyelesaikan permasalahan *knapsack problem* 2 dimensi dengan cukup baik dikarenakan algoritma genetika dapat menghasilkan hasil sebesar 99% pada kasus kontainer 20ft dan 97.5% pada kasus mobil *box* dari hasil yang optimum yang didapatkan dari *dynamic programming*. Algoritma Genetika juga memakan waktu yang jauh lebih sedikit (kurang dari 0.2 detik) untuk mendapatkan hasil tersebut jika dibandingkan dengan *dynamic programming* (37 hingga 40 detik).

References

[1] K.D. KW, M. Fadhli, C. Sutanto, " Penyelesaian Knapsack Problem Menggunakan Algoritma Genetika" *Seminar Nasional Informatika (semnasIF)*, Vol 1, no 4. 2010.

[2] Y.D. Regita, K.A. Santoso, A. Kamsyakawuni, "Algoritma Elephant Herding Optimization: Permasalahan Multiple Constraints Knapsack 0-1". *Majalah Ilmiah Matematika dan Statistika*, [S.l.], v. 18, n. 1, p. 13-22, 2018.

[3] R. Erama, R. Wardoyo. "Modifikasi Algoritma Genetika untuk Penyelesaian Permasalahan Penjadwalan Pelajaran Sekolah". *IJCCS*, 8(2): 111-120. 2014.

[4] N. Marina, "Algoritma untuk Masalah *Knapsack* Multidimensi" *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, 22(3). Jakarta. 2017.

[5] Irmeilyana, P.B.J. Bangun, D. Pratamawati, W.H Septiani. "Penerapan Algoritma *Dynamic Programming* Pada Permasalahan Knapsack 0-1" SEMIRATA BKS PTN Bid. MIPA Indonesia Barat, Jambi, 2017.

[6] Aristoteles, Wardiyanto, A. Dwiastuti. "Evaluasi Kinerja Genetic Algorithm (GA) dengan Strategi Perbaikan Kromosom Studi Kasus: Knapsack Problem" *Jurnal Komputasi Unila*, vol 3, no 2. 2015.

[7] K. DeJong. "Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive". Ph.D. Thesis, University of Michigan, Ann Arbor, MI, USA. 1975.

[8] J. Grefenstette. "Optimization of control parameters for genetic algorithms" *IEEE Trans. Syst. Man Cybern*, 16, 122–128. 1986.