

Penerapan Algoritma Genetika Dalam Penjadwalan Mata Pelajaran

Lintang Aji Pangestu¹, Sayekti Harits Suryawan², Asslia Johar Latipah³

^{1,2,3} Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur
Jl. Ir. H. Juanda, No.15, Samarinda, Indonesia

e-mail: ¹1911102441147@umkt.ac.id, ²shs500@umkt.ac.id, ³asl772@umkt.ac.id

Informasi Artikel	Diterima: 20-07-2023	Direvisi: 06-10-2023	Disetujui: 12-10-2023
-------------------	----------------------	----------------------	-----------------------

Abstrak

Penjadwalan merupakan proses yang krusial dalam dunia pendidikan, di mana merencanakan aktivitas pada waktu tertentu mempertimbangkan banyak faktor seperti kelas, mata pelajaran, guru, dan waktu pelajaran. Di SD Kreatif Muhammadiyah 2 Bontang, proses penjadwalan mata pelajaran masih dilakukan secara manual. Hal ini mengakibatkan sering terjadi tabrakan jadwal serta penyesuaian ulang jadwal yang telah dikeluarkan, hal ini mengakibatkan kurang efektifnya penggunaan waktu serta berdampak pada kualitas pembelajaran yang diterima oleh siswa. Untuk mengatasi masalah ini, digunakan algoritma genetika sebagai metode optimasi dalam penyusunan jadwal mata pelajaran. Algoritma genetika merupakan metode yang efektif dalam menyelesaikan masalah kompleks yang sulit diselesaikan oleh metode konvensional, karena kemampuannya dalam menjelajahi ruang pencarian dan menemukan solusi optimal pada kompleksitas parameter. Penelitian ini menguji algoritma genetika melalui lima percobaan dengan skala data berbeda, yaitu 128 kelompok tugas dan 65 kelompok waktu serta 65 kelompok tugas dan 65 kelompok waktu. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma genetika berhasil menghasilkan solusi penjadwalan dengan tingkat nilai *fitness* rata-rata 0,5 pada skema pertama dan nilai *fitness* 1 pada pengujian skema kedua. Dengan mempertimbangkan jumlah data yang signifikan dan jumlah generasi terbatas, kriteria yang digunakan terbukti sesuai untuk algoritma genetika dalam menyusun jadwal mata pelajaran dengan skala kecil.

Kata Kunci: penjadwalan, algoritma genetika, optimasi

Abstract

Scheduling is a crucial process in the field of education, where planning activities at specific times involves considering multiple factors such as classes, subjects, teachers, and class timings. At SD Kreatif Muhammadiyah 2 Bontang, the process of scheduling subjects is still done manually. This often results in schedule conflicts and the need for schedule adjustments, leading to less effective time utilization and impacting the quality of education received by students. To tackle this issue, genetic algorithms are utilized as an optimization method for arranging subject schedules. Genetic algorithms are effective in solving complex problems that are challenging to address using conventional methods due to their ability to explore the search space and find optimal solutions within the complexity of parameters. The genetic algorithms are tested through five experiments with different data scales: 128 task groups and 65 time groups, as well as 65 task groups and 65 time groups. The results of the experiments demonstrate the effectiveness of genetic algorithms in producing scheduling solutions. In the first scheme, the average fitness value is 0.5, and in the second scheme, the fitness value is 1. Despite some schedule conflicts in the larger data scale. By considering significant data volume and limited generations, the criteria used in the experiments prove to be suitable for genetic algorithms in constructing subject schedules on a small scale.

Keywords: scheduling, genetic algorithm, optimization

1. Pendahuluan

Penjadwalan merupakan proses perencanaan aktivitas pada waktu tertentu untuk menyelesaikan tugas secara efektif (Monalisa & Diana, 2020). Dalam penyusunan jadwal mata pelajaran, berbagai komponen

seperti kelas, mata pelajaran, guru yang mengajar, dan waktu pelajaran harus dipertimbangkan agar menghindari perulangan waktu, serta tabrakan yang terjadi antara guru mata pelajaran dan kelas yang ada. (Panggabean & Natalia, 2018).



Penjadwalan mata pelajaran yang disusun tanpa terstruktur yang jelas dirasa kurang efektif ketika terbentur keadaan saat menginput banyak data dan parameter yang kompleks. Pada pelaksanaannya, seringkali jadwal yang telah dikeluarkan oleh sekolah atau lembaga pendidikan belum sepenuhnya final dan membutuhkan penyesuaian atau perbaikan (Fajrianto et al., 2021). Salah satu sekolah yang mengalami kendala dalam penyusunan jadwal mata pelajaran adalah SD Kreatif Muhammadiyah 2 Bontang. Saat ini, proses penyusunan jadwal mata pelajaran pada sekolah tersebut tidak dilakukan secara terstruktur. Akibatnya, jadwal yang telah dikeluarkan sering kali masih membutuhkan perbaikan dan penyesuaian karena terjadinya tabrakan antara jadwal mata pelajaran. Keadaan ini dapat berdampak negatif pada efisiensi penggunaan waktu dan daya kerja para pengajar, serta berpengaruh pada kualitas pembelajaran yang diterima oleh siswa (Nasution & Simangusong, 2022). Untuk mengatasi masalah ini digunakan algoritma genetika sebagai metode yang dapat membantu proses penjadwalan mata pelajaran sehingga dapat dilakukan secara terstruktur.

Algoritma genetika telah terbukti sebagai metode optimisasi yang sangat efektif dalam menyelesaikan masalah-masalah yang kompleks dan sulit diselesaikan dengan metode konvensional (Wahyuningsih & Helmud, 2020). Keunggulan algoritma genetika terletak pada kemampuannya untuk menjelajahi ruang pencarian yang luas, menemukan solusi optimal di tengah kompleksitas parameter-parameter yang terlibat, serta kemampuannya untuk menangani masalah yang melibatkan konstrain dan fungsi tujuan yang kompleks (Hidayat et al., 2019).

Hal ini didukung oleh penelitian sebelumnya, seperti penelitian yang dilakukan oleh Sugeha, Inkiriwang, dan Pratasih pada tahun (2019). Penelitian tersebut menggunakan algoritma genetika untuk menyelesaikan masalah optimasi dalam penjadwalan proyek rehabilitasi puskesmas Minanga. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa algoritma genetika telah berhasil dibangun dan diimplementasikan untuk mencari solusi jadwal yang optimal dalam penjadwalan proyek rehabilitasi puskesmas Minanga. Pada penelitian lainnya yang dilakukan oleh Priharananto, Seta, dan Nurramdhani pada tahun (2022). Berfokus pada penerapan algoritma genetika dalam pembuatan jadwal keamanan lingkungan. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa penerapan algoritma genetika berhasil

memberikan keuntungan bagi pengguna saat proses pembuatan jadwal pengaman. Hal ini disebabkan proses pembuatan jadwal hanya membutuhkan waktu sekitar 2 menit.

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya ditemukan bahwa algoritma genetika dapat diandalkan dalam menghadapi permasalahan penjadwalan yang kompleks. Hasil dari penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma genetika berhasil memberikan solusi jadwal yang optimal, mengurangi waktu yang dibutuhkan dalam komputasi, dan meningkatkan efisiensi penyusunan jadwal jika dibandingkan dengan pendekatan manual.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma genetika pada proses penjadwalan mata pelajaran di SD Kreatif Muhammadiyah 2 Bontang. Dengan menerapkan pendekatan ini, diharapkan SD Kreatif Muhammadiyah 2 Bontang dapat secara efektif mengoptimalkan penggunaan waktu, mengurangi konflik jadwal, dan meningkatkan efisiensi dalam proses belajar mengajar.

2. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini Algoritma Genetika akan diterapkan pada proses pembuatan jadwal mata pelajaran semester genap tahun ajaran 2022/2023 di SD Kreatif Muhammadiyah 2 Bontang. Jadwal mata pelajaran ini memiliki kompleksitas yang cukup tinggi karena harus mempertimbangkan banyak faktor seperti jumlah kelas, banyaknya mata pelajaran, ketersediaan guru, serta waktu yang harus disesuaikan.

Agar penelitian dapat dilakukan secara terstruktur, diperlukan sebuah panduan berupa alur penelitian. Alur penelitian dapat dilihat pada gambar 1.



Sumber: diadaptasi dari Elva (2019)
Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Studi Literatur

Pada penelitian ini studi literatur dilakukan untuk mendapatkan informasi yang berkaitan dengan lingkup pembahasan dalam penelitian, perkembangan keilmuan terkait, serta metode yang telah ada sebelumnya (Elva, 2019). Sumber literatur tersebut kemudian digunakan sebagai dasar teoritis untuk menjelaskan penggunaan algoritma dalam penjadwalan dengan tujuan menyelesaikan masalah optimasi.

2.2 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini proses pengumpulan data menggunakan metode wawancara secara langsung dengan Kepala Sekolah dan Staf Tata Usaha di SD Kreatif Muhammadiyah 2 Bontang.

2.3 Pra Proses Data

Pada proses ini, peneliti berfokus untuk memahami dan mengolah data uji serta mengetahui informasi yang terkandung pada data tersebut, seperti variabel yang digunakan dan banyaknya jumlah data yang tersedia. Selanjutnya data-data tadi diproses sehingga menjadi data final yang sesuai dengan input file pada penelitian ini.

2.4 Menentukan Batasan (Constraint)

Pada tahap ini, masalah yang terjadi saat proses penjadwalan mata pelajaran akan dianalisis terlebih dahulu. Hal ini bertujuan untuk mengetahui kriteria atau batasan-batasan yang akan diterapkan pada algoritma genetika.

2.5 Implementasi Algoritma

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan terhadap algoritma genetika, diperoleh langkah-langkah yang perlu dilakukan dalam pengimplementasiannya, sebagaimana yang dijelaskan oleh Nasution (2022). Berikut langkah-langkah yang perlu dilakukan:

1. Representasi Kromosom

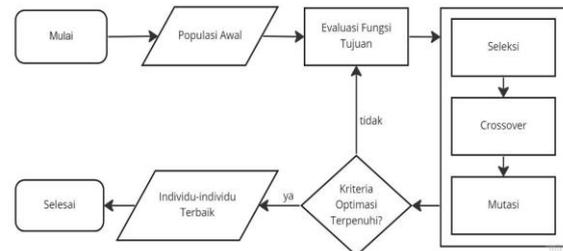
Representasi kromosom digunakan untuk merepresentasikan jadwal pelajaran dalam seminggu. Didalam setiap kromosom, terdapat kumpulan gen yang menyusun sebuah kesatuan individu, gen-gen ini bisa berupa data kelas, guru, mata pelajaran dan waktu pelajaran.

2. Menentukan Fungsi *Fitness*

Representasi kromosom digunakan untuk merepresentasikan jadwal pelajaran dalam seminggu. Didalam setiap kromosom, terdapat kumpulan gen yang menyusun sebuah kesatuan individu, gen-gen ini bisa berupa data kelas, guru, mata pelajaran dan waktu pelajaran.

3. Tahapan Algoritma Genetika

Secara umum tahapan dari algoritma genetika dapat dijabarkan dengan alur bagan. Hal tersebut dapat dilihat pada gambar 2.



Sumber: Suputra (2020)

Gambar 2. Tahapan Algoritma Gentika

a. Populasi awal

Dalam algoritma genetika, populasi awal merupakan sekumpulan individu yang merepresentasikan kemungkinan solusi untuk suatu masalah yang ingin dipecahkan (Barus & Zendrato, 2022). Dalam hal ini, jika digunakan untuk penjadwalan, populasi awal akan terdiri dari sejumlah kromosom yang masing-masing merepresentasikan sebuah jadwal (Purwanto et al., 2016). Pada penelitian ini kromosom yang dibentuk dengan 2 kelompok utama yaitu kelompok tugas dan waktu lalu dibangkitkan secara acak.

b. Evaluasi fungsi

Merupakan proses untuk menghitung nilai *fitness* dari setiap kromosom yang ada dalam populasi. Tahap ini dilakukan setelah tahap populasi awal, di mana kualitas kromosom yang dihasilkan akan diuji dalam menyelesaikan masalah penjadwalan yang diberikan (Suzanti & Mufarroha, 2021). Untuk mengukur kualitas kromosom pada penjadwalan genetika, digunakan fungsi *fitness penalty*.

c. Seleksi

Seleksi individu pada suatu populasi pada dasarnya adalah proses pemilihan individu dengan nilai probabilitas tinggi yang memiliki kemungkinan lebih besar untuk dipilih pada tahap selanjutnya (Suzanti & Mufarroha, 2021). Dalam penelitian ini, dipilih metode seleksi roda *roulette* untuk melakukan seleksi individu dalam populasi. proses seleksi roda *roulette* dimulai dengan menghitung total nilai *fitness* dari seluruh individu dalam populasi. Kemudian, setiap individu diberi jatah ruang di roda roulette berdasarkan proporsi nilai *fitness*nya terhadap total nilai *fitness* populasi (Luh et al., 2019).

d. Crossover

Crossover adalah suatu proses di mana gen-gen pada dua kromosom induk (*parent*)

dipertukarkan sehingga terbentuk kromosom baru yang mewarisi sifat-sifat dari kedua induknya (*parent*) (Fatimah, 2019). Tujuan dari proses *crossover* adalah untuk menghasilkan keturunan yang memiliki kombinasi sifat dari kedua induk (*parent*) yang berbeda, sehingga meningkatkan variasi genetik pada populasi dan meningkatkan kemungkinan menemukan solusi optimal pada populasi tersebut (Christian & Donoriyanto, 2021).

e. Mutasi

Mutasi dalam genetika adalah suatu proses yang mengubah secara acak beberapa gen dalam kromosom. Tujuan utama dari mutasi adalah untuk menciptakan variasi genetik baru dalam populasi, sehingga memungkinkan untuk mengeksplorasi lebih jauh dan memperluas ruang solusi (Supriana et al., 2021). Dengan adanya variasi genetik baru, proses konvergensi ke nilai atau kondisi yang sama atau serupa dapat dicegah (Hidayat et al., 2019).

4. Pengujian dan Analisa

Setelah algoritma genetika telah berhasil diimplementasikan, langkah selanjutnya ialah menguji dan menganalisis keberhasilan jadwal yang dihasilkan. Pada peneliti menggunakan teknik pengujian sensitivitas. Dalam konteks penjadwalan mata pelajaran, pengujian sensitivitas dapat dilakukan dengan mengubah parameter atau kriteria yang telah digunakan sebelumnya. Parameter-parameter ini mencakup jumlah generasi, jumlah populasi awal, jumlah seleksi yang digunakan, serta nilai probabilitas *crossover* dan mutasi (Supriana et al., 2021). Dengan menggunakan teknik pengujian sensitivitas, penelitian ini dapat mengeksplorasi berbagai variasi parameter dalam algoritma genetika dan menganalisis pengaruh perubahan tersebut terhadap jadwal yang dihasilkan.

3. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan langkah-langkah dan pendekatan penelitian yang telah dilakukan, berikut ini akan diuraikan hasil dan pembahasan dari penelitian yang telah dilakukan adalah sebagai berikut:

3.1 Hasil Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data jadwal pelajaran pada semester genap tahun ajaran 2022/2023 dari SD Kreatif Muhammadiyah 2 Bontang. Data yang dikumpulkan meliputi informasi tentang mata pelajaran, kelas, guru, dan waktu pelajaran. Berikut adalah tabel yang menampilkan data tersebut:

Tabel 1. Mata Pelajaran

No	Nama Pelajaran	No	Nama Pelajaran
1	B. INDONESIA	7	PJOK
2	B. INGGRIS	8	PKN
3	MATEMATIKA	9	PAI
4	CALISTUNG	10	TIK
5	B. ARAB	11	IPA
6	SBDP	12	IPS

Sumber: Data jadwal pelajaran SD Kreatif

Tabel 1 merupakan tabel data mata pelajaran yang memberikan informasi tentang berbagai mata pelajaran yang diajarkan di SD Kreatif.

Tabel 2. Kelas

No	Nama Kelas	No	Nama Kelas
1	1 Abu	7	4 Maryam
2	1 Umar	8	4 Zubair
3	2 Khadijah	9	5 Fatimah
4	2 Utsman	10	5 Thalbah
5	3 Aisyah	11	6 Khalid
6	3 Ali	12	6 Amrah

Sumber: Data jadwal pelajaran SD Kreatif

Tabel 2 merupakan tabel data kelas yang memberikan informasi tentang kelas-kelas yang digunakan di SD Kreatif.

Tabel 3. Guru

No	Nama Guru	No	Nama Guru
1	Ika Bonita	11	Annisa Zoraya,
2	Witoyo	12	Annisa N.
3	Rostina	13	Susiyanto
4	Aisyah	14	Yunita W.
5	Ichsan H.	15	Maulidi Dhuha
6	Robbiana N.	16	Endang R.
7	Arhamdi	17	Erni
8	Zakiah	18	Sari Fatma
9	Ibrahim R.	19	Sri Hardianti
10	Ganik	20	Risnah

Sumber: Data jadwal pelajaran SD Kreatif

Tabel 3 merupakan tabel data guru yang memberikan informasi tentang guru-guru yang mengajar mata pelajaran di SD Kreatif.

Tabel 4. Hari

No	Hari
1	Senin
2	Selasa
3	Rabu
4	Kamis
5	Jum'at

Sumber: Data jadwal pelajaran SD Kreatif

Tabel 4 merupakan tabel data hari yang memberikan informasi tentang hari-hari aktif dalam seminggu di SD Kreatif.

Tabel 5. Jam Pelajaran

No	Waktu	No	Waktu
1	07.15 - 07.50	8	11.35 - 12.10
2	07.50 - 08.25	9	12.45 - 13.20
3	08.25 - 09.00	10	13.20 - 13.55
4	09.00 - 09.35	11	13.55 - 14.30
5	09.50 - 10.25	12	14.30 - 15.05
6	10.25 - 11.00	13	15.35 - 16.10
7	11.00 - 11.35		

Sumber: Data jadwal pelajaran SD Kreatif

Tabel 5 merupakan tabel data jam pelajaran yang memberikan informasi tentang rentang waktu jam pelajaran yang digunakan di SD Kreatif.

Berdasarkan data yang telah ditampilkan, terdapat 12 mata pelajaran yang akan digunakan, 12 kelas yang terlibat, 20 guru pengampu, 5 hari aktif, dan 13 rentang waktu pelajaran yang akan digunakan pada proses pengimplementasian algoritma genetika.

3.2 Pra Proses Data

Dalam penelitian ini, data akan dibagi menjadi dua kelompok utama. Kelompok pertama adalah kelompok tugas yang mencakup mata pelajaran, guru, dan kelas. Kelompok kedua adalah kelompok waktu yang mencakup jam dan hari. Tabel pengelompokan data digunakan sebagai panduan dalam pengorganisasian data pada implementasi algoritma genetika. Berikut adalah tabel yang menampilkan pengelompokan data:

Tabel 6. Kelompok Tugas

Kode	Mata pelajaran	Guru	Kelas
t1	B.Indo	Rostina	1 abu
t2	B.Ingggris	Rostina	1 umar
t3	MTK	Annisa	1 abu
T4	Calistung	Annisa	1 umar
T5	B.Arab	Rostina	1 abu
...
t128	SBDP	AKU	6 Amrah

Tabel 6 memuat informasi tentang kelompok tugas yang terkait dengan mata pelajaran, guru, dan kelas yang terlibat. Setiap kelompok tugas memiliki atribut kode untuk mengidentifikasi setiap kelompok tugas.

Tabel 7. Kelompok Waktu

Kode	Hari	Jam
w1	Senin	07.15 - 07.50
w2	Senin	07.50 - 08.25
w3	Senin	08.25 - 09.00
w4	Senin	09.00 - 09.35
w5	Senin	09.50 - 10.25
...
w65	Jumat	13.35 - 14.10

Tabel 7 memuat informasi tentang kelompok waktu yang mencakup hari dan jam pelajaran. Setiap kelompok waktu memiliki atribut kode untuk mengidentifikasi setiap kelompok waktu.

Berdasarkan tabel yang telah di tampilkan, terdapat total 128 data pada tabel kelompok tugas dan 65 data.

3.3 Batasan Yang Digunakan

Setelah melakukan wawancara dan pengumpulan data di SD Kreatif Muhammadiyah 2 Bontang, ditemukan beberapa batasan hard constraint yang harus dipertimbangkan dalam pembuatan jadwal mata pelajaran. Berikut adalah beberapa batasan hard constraint dalam masalah penjadwalan mata pelajaran yang diidentifikasi:

1. Seorang guru tidak boleh mengajar di 2 waktu dan hari yang sama.
2. Kelas tidak boleh memiliki 2 waktu pelajaran yang sama pada satu hari.

3.4 Implementasi Algoritma

Sesuai dengan tahapan algoritma genetika pada gambar 2, pada proses implementasi algoritma genetika terdapat serangkaian langkah-langkah yang perlu dilakukan guna mencapai hasil yang diharapkan. Berikut adalah beberapa langkah – langkah yang perlu dilakukan:

1. Representasi Kromosom

Pada penelitian ini, representasi kromosom menggunakan metode permutasi. Dalam metode permutasi, setiap gen dalam kromosom mewakili satu kelompok tugas dan kelompok waktu. Tabel berikut menunjukkan representasi kromosom:

Tabel 8. Contoh Representasi Kromosom

G 1	Kelompok Waktu						
	Kt	Mp	Gr	Ks	Kw	Hr	Jm

Tabel 8 merupakan contoh representasi kromosom dalam penjadwalan mata pelajaran menggunakan metode permutasi. Dalam tabel tersebut, gen-gen dalam kromosom dibagi menjadi dua kelompok yang berbeda. Kelompok

pertama terdiri dari informasi kelompok tugas, yang terdiri dari kode tugas, mata pelajaran, guru pengajar, dan kelas yang digunakan. Sedangkan kelompok kedua mengandung informasi tentang waktu, yang terdiri dari kode waktu, hari dalam seminggu, dan jam pelajaran yang akan dijadwalkan.

2. Inisialisasi Populasi

Pada penelitian ini, diasumsikan bahwa setiap populasi awal akan terdiri dari 5 kromosom yang berbeda. Pada tahap ini, populasi awal dibuat dengan mengacak gen-gen dalam kelompok waktu untuk menciptakan variasi pada populasi awal. Agar mempermudah proses implementasi algoritma genetika, peneliti menggunakan data dengan skala kecil sebagai acuan. Berikut adalah tabel yang menampilkan proses inisialisasi populasi:

Tabel 9. Populasi Awal

Kro	G1	G2	G3	G4	G5
	t,w	t,w	t,w	t,w	t,w
K1	t1,w3	t2,w3	t3,w4	t4,w2	t5,w5
K2	t1,w4	t2,w2	t3,w3	t4,w2	t5,w4
K3	t1,w1	t2,w3	t3,w1	t4,w4	t5,w3
K4	t1,w2	t2,w3	t3,w4	t4,w4	t5,w5
K5	t1,w1	t2,w5	t3,w2	t4,w5	t5,w1

Tabel 9 merupakan contoh representasi populasi awal yang terdiri dari 5 kromosom yang berbeda. Setiap kromosom dalam populasi awal memiliki sejumlah gen yang merepresentasikan penugasan guru dan waktu untuk setiap mata pelajaran. Pada tabel tersebut kolom "kro" menunjukkan nomor kromosom, sementara kolom "G" diikuti oleh angka menunjukkan nomor gen dalam kromosom. Selanjutnya, kolom "t" dan "w" merepresentasikan kelompok tugas dan waktu untuk setiap gen.

3. Perhitungan Nilai Fitness

Dalam penelitian ini, nilai fitness dihitung berdasarkan tingkat tabrakan atau konflik pada setiap gen dalam kromosom. Tabrakan dihitung dengan mempertimbangkan batasan yang telah ditentukan sebelumnya pada bagian 3.3. Jika batasan-batasan tersebut terpenuhi, maka nilai konflik pada kromosom akan ditambah 1.

Untuk melihat jumlah konflik pada setiap kromosom, data tersebut dapat ditemukan pada tabel 9 "Populasi awal". Dalam tabel tersebut, pelanggaran batasan guru ditandai dengan mark kuning, sementara pelanggaran batasan kelas ditandai dengan mark merah. Contohnya, pada kromosom 1 dalam tabel populasi awal, terdapat pelanggaran batasan guru karena terdapat dua gen guru yang sama pada waktu yang sama, yaitu pada G1 (kode tugas t1 - guru rostiana) dan G2 (kode tugas t2 - guru rostina)

pada waktu (kode waktu w3 senin 08.25-09.00). Selanjutnya, pada kromosom 2 terjadi pelanggaran batasan kelas karena meskipun terdapat dua gen guru yang berbeda, tetapi ada satu kelas yang sama pada waktu yang sama. Hal ini terlihat pada G2 (kode tugas t2 - guru rostiana dan kelas 1 umar) dan G4 (kode tugas t4 - guru anissa dan kelas 1 umar) pada waktu (kode waktu w2 - senin 08.25-09.00).

Berdasarkan populasi awal, jumlah total konflik pada setiap kromosom dapat dihitung sebagai berikut: K1 memiliki 1 konflik guru, K2 memiliki 2 konflik kelas dan 1 konflik guru, K3 memiliki 1 konflik kelas, K4 memiliki 1 konflik guru, dan K5 memiliki 1 konflik kelas dan 1 konflik guru.

Setelah melakukan pengecekan terhadap pelanggaran pada setiap gen dalam kromosom, hasil pelanggaran tersebut akan digunakan untuk menghitung nilai fitness guna mencari tau seberapa optimal solusi yang dihasilkan dari kromosom yang ada. Perhitungan nilai fitness dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$F = \frac{1}{1 + (CG + CK)} \tag{1}$$

Keterangan:

F = Fitness

CG = Konflik Guru

CK = Konflik Kelas

Berikut perhitungan nilai fitness berdasarkan konflik yang telah didapatkan pada populasi awal:

$$F \text{ Kromosom } 1 = \frac{1}{1 + (1 + 0)} = 0,5$$

$$F \text{ Kromosom } 2 = \frac{1}{1 + (1 + 2)} = 0,25$$

$$F \text{ Kromosom } 3 = \frac{1}{1 + (0 + 1)} = 0,5$$

$$F \text{ Kromosom } 4 = \frac{1}{1 + (1 + 0)} = 0,5$$

$$F \text{ Kromosom } 5 = \frac{1}{1 + (1 + 1)} = 0,33$$

$$\text{Total Nilai fitness} = 2,08$$

4. Proses Seleksi

Metode seleksi yang digunakan pada penelitian ini adalah metode seleksi roulette-wheel. Pada metode ini, setiap kromosom akan mendapatkan proporsi dalam lingkaran berdasarkan nilai fitness-nya (Elva, 2019). Proses seleksi pada roulette-wheel dibagi menjadi beberapa proses yaitu:

a. Menghitung Nilai Probabilitas

Nilai fitness dari setiap kromosom akan dibagi dengan total nilai fitness yang telah dihitung sebelumnya. Proses perhitungan nilai

probabilitas ini dapat dilihat pada Tabel 10 berikut:

Table 10. Hitung Nilai Probabilitas

Kromosom	Probabilitas	Hasil Probabilitas
1	0,5/2,08	0,24
2	0,25/2,08	0,12
3	0,5/2,08	0,24
4	0,5/2,08	0,24
5	0,33/2,08	0,15

Dalam langkah ini, nilai probabilitas dihitung dengan membagi nilai fitness setiap kromosom dengan total nilai fitness. Hasil probabilitas ini akan digunakan dalam proses seleksi roulette-wheel selanjutnya.

b. Menghitung Nilai Kumulatif

Pada langkah ini, hasil nilai probabilitas dari setiap kromosom akan dijumlahkan dengan nilai inisialisasi pada penjumlahan kumulatif sebelumnya. Proses perhitungan kumulatif dapat dilihat pada tabel 11:

Table 11. Hitung Nilai Kumulatif

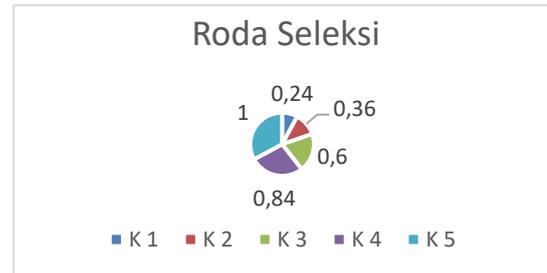
Kromosom	Kumulatif	Hasil Kumulatif
1	0 + 0,24	0,24
2	0,24 + 0,12	0,36
3	0,36 + 0,24	0,6
4	0,6 + 0,24	0,84
5	0,84 + 0,15	1

Dalam tabel 11, dilakukan perhitungan kumulatif dengan menjumlahkan nilai probabilitas dari kromosom sebelumnya. Misalnya, kromosom 1 memiliki nilai probabilitas 0,24, maka nilai kumulatifnya menjadi $0 + 0,24 = 0,24$. Kemudian, kromosom 2 memiliki nilai probabilitas 0,12, sehingga nilai kumulatifnya menjadi $0,24 + 0,12 = 0,36$. Proses ini dilakukan secara berkelanjutan hingga mencapai kromosom terakhir, di mana nilai kumulatifnya mencapai 1.

Berdasarkan nilai kumulatif yang telah dihasilkan, dapat dilakukan pemetaan untuk setiap kromosom. Pemetaan ini kromosom dapat dilihat pada gambar 3.

Setelah melakukan pemetaan untuk kromosom, langkah selanjutnya adalah melakukan proses seleksi kromosom. Langkah pertama dalam proses seleksi adalah menghasilkan bilangan acak antara 0 hingga 1 sebanyak jumlah gen yang ada pada kromosom. Diasumsikan, nilai acak yang dihasilkan adalah 0,78, 0,48, 0,15, 0,94, dan 0,86.

Gambar 3. Roda Seleksi



Berdasarkan nilai acak yang dihasilkan, dapat dilihat bahwa kromosom yang memiliki nilai 0,78 adalah kromosom 4, dengan interval nilai antara 0,62 hingga 0,84. Oleh karena itu, kromosom 4 akan menempati posisi kromosom 1. Selanjutnya, kromosom yang memiliki nilai 0,48 adalah kromosom 3 dengan interval nilai antara 0,39 hingga 0,61. Maka, kromosom 3 akan menempati posisi kromosom 2, proses ini akan terus berlangsung hingga semua bilangan acak yang dibangkitkan telah diletakan pada posisinya masing-masing. Berikut susunan populasi baru hasil dari proses seleksi:

Table 12. Populasi Baru Hasil Seleksi

Kro		G1	G2	G3	G4	G5
		t,w	t,w	t,w	t,w	t,w
K4	K1	t1,w2	t2,w3	t3,w4	t4,w4	t5,w5
K3	K2	t1,w1	t2,w3	t3,w1	t4,w4	t5,w3
K1	K3	t1,w3	t2,w3	t3,w4	t4,w2	t5,w5
K5	K4	t1,w1	t2,w5	t3,w2	t4,w5	t5,w1
K5	K5	t1,w1	t2,w5	t3,w2	t4,w5	t5,w1

Berdasarkan hasil dari tabel populasi hasil seleksi, dapat dilihat kromosom 2 tidak mengalami proses seleksi karena tidak termasuk kedalam bilangan random yang di bangkitkan secara acak. Populasi baru hasil seleksi ini selanjutnya akan digunakan pada proses *crossover*.

5. Proses *Crossover*

Langkah awal dalam proses *crossover* adalah menentukan tingkat nilai probabilitas *crossover*. Dalam kasus ini, diasumsikan bahwa nilai probabilitas *crossover* ialah 0,75. Setelah nilai probabilitas ditentukan langkah selanjutnya ialah menentukan bilangan acak sesuai dengan jumlah kromosom yang ada. Berikut bilangan acak yang telah di bangkitkan secara acak 0,39, 0,25, 0,79, 0,49, 0,78.

Proses *crossover* hanya dilakukan jika nilai bilangan acak yang dihasilkan kromosom lebih kecil daripada nilai probabilitas yang telah ditetapkan. Berdasarkan penyesuaian antara nilai probabilitas dan bilangan acak, didapatkan bahwa kromosom yang akan mengalami proses *crossover* adalah kromosom 1,2,4.

Setelah mendapatkan kromosom yang akan melakukan proses *crossover* langkah selanjutnya ialah menentukan titik potong pada setiap proses *crossover* secara acak. Bilangan acak yang digunakan untuk menentukan titik potong adalah 1 sampai dengan jumlah panjang gen dikurangi 1, berdasarkan aturan tersebut didapatkan range yang akan digunakan ialah 1 sampai dengan 4.

Kemudian bilangan acak tersebut akan dibangkitkan sebanyak tingkat *crossover* yang akan dilakukan. Dalam hal ini bilangan acak yang digunakan untuk pemotongan ialah 2,3,2. Berikut adalah proses *crossover*:

Tabel 13. Proses Crossover

Cros1		G1	G2	G3	G4	G5
		t,w	t,w	t,w	t,w	t,w
IN1	K1	t1,w2	t2,w3	t3,w4	t4,w4	t5,w5
IN2	K2	t1,w1	t2,w3	t3,w1	t4,w4	t5,w3
ANK1		t1,w2	t2,w3	t3,w1	t4,w4	t5,w3
Cros2		G1	G2	G3	G4	G5
		t,w	t,w	t,w	t,w	t,w
IN1	K2	t1,w1	t2,w3	t3,w1	t4,w4	t5,w3
IN2	K4	t1,w1	t2,w5	t3,w2	t4,w5	t5,w1
ANK2		t1,w1	t2,w3	t3,w1	t4,w5	t5,w1
Cros1		G1	G2	G3	G4	G5
		t,w	t,w	t,w	t,w	t,w
IN1	K4	t1,w1	t2,w5	t3,w2	t4,w5	t5,w1
IN2	K1	t1,w2	t2,w3	t3,w4	t4,w4	t5,w5
ANK3		t1,w1	t2,w5	t3,w4	t4,w4	t5,w5

Dapat dilihat pada tabel 13, proses *crossover* yang dilakukan ialah dengan mengawinkan 2 kromosom induk dengan menggunakan titik potong yang telah ditentukan agar menghasilkan kromosom baru. Pada tabel tersebut kromosom 1 dijadikan sebagai induk 1, sedangkan kromosom 2 dijadikan sebagai induk dua pada proses *crossover* pertama. Proses *crossover* ini akan terus berlanjut hingga semua kromosom induk telah melalui proses kawin silang dan menghasilkan kromosom anak.

Setelah melakukan proses *crossover*, kromosom anak yang dihasilkan akan dihitung nilai *fitness*nya guna mencari tahu apakah solusi yang dihasilkan proses *crossover* berpengaruh pada populasi yang ada. Berikut perhitungan nilai *fitness* kromosom anak:

$$F \text{ Kromosom Ank1} = \frac{1}{1 + (1 + 0)} = 0,5$$

$$F \text{ Kromosom Ank2} = \frac{1}{1 + (1 + 2)} = 0,25$$

$$F \text{ Kromosom Ank3} = \frac{1}{1 + (1 + 0)} = 0,5$$

Berdasarkan perhitungan nilai *fitness*, dihasilkan nilai *fitness* tertinggi adalah 0,5, dari hasil ini populasi yang dihasilkan melalui melalui proses *crossover* belum dapat dikatakan optimal. Oleh Karena itu, diperlukan langkah selanjutnya yaitu proses mutasi.

6. Proses Mutasi

Mutasi bertujuan untuk mengubah gen-gen yang ada dalam kromosom, dengan potensi menghasilkan peningkatan atau penurunan nilai *fitness* pada kromosom.

Pada proses mutasi, beberapa gen dipilih secara acak untuk diubah, terutama pada gen-gen kelompok waktu. Tingkat probabilitas mutasi yang digunakan dalam penelitian ini diasumsikan sebesar 25%.

Untuk menentukan posisi gen yang akan dimutasi, jumlah total gen dalam populasi dihitung dengan mengalikan jumlah gen dalam setiap kromosom dengan jumlah kromosom dalam populasi. Dalam kasus ini, terdapat 5 kromosom yang terdiri dari 5 gen, sehingga total gen dalam populasi adalah 25.

Setelah mengetahui total gen dalam populasi, langkah selanjutnya adalah mengalikan jumlah total gen dengan tingkat probabilitas mutasi. Dalam hal ini, tingkat mutasi adalah 25% atau 0,25. Sehingga, hasil perkalian tersebut adalah $0,25 \times 25 = 7$. Langkah berikutnya adalah memilih bilangan acak sebanyak 7 kali dari rentang 1 hingga 25. Contoh bilangan acak yang didapatkan adalah 6, 11, 10, 17, 4, 5, dan 12. Proses penukaran gen dapat dilihat pada tabel 4.14 dan 4.15.

Tabel 14. Tabel Populasi Sebelum Mutasi

Kro		G1	G2	G3	G4	G5
		t,w	t,w	t,w	t,w	t,w
Ank1	K1	t1,w2	t2,w3	t3,w1	t4,w4	t5,w3
Ank2	K2	t1,w1	t2,w3	t3,w1	t4,w5	t5,w1
	K3	t1,w3	t2,w3	t3,w4	t4,w2	t5,w5
Ank3	K4	t1,w1	t2,w5	t3,w4	t4,w4	t5,w5
	K5	t1,w1	t2,w5	t3,w2	t4,w5	t5,w1

Tabel 14 merupakan populasi sebelum mutasi, pada tabel tersebut gen yang akan dimutasi telah di tandai sesuai dengan bilangan *random* yang telah di bangkitkan yang ditandai *mark* hijau.

Tabel 15. Tabel Populasi Sesudah Mutasi

Kro		G1	G2	G3	G4	G5
		t,w	t,w	t,w	t,w	t,w
Ank1	K1	t1,w2	t2,w3	t3,w1	t4,w5	t5,w4
Ank2	K2	t1,w2	t2,w3	t3,w1	t4,w5	t5,w2
	K3	t1,w2	t2,w4	t3,w4	t4,w2	t5,w5
Ank3	K4	t1,w1	t2,w2	t3,w4	t4,w4	t5,w5
	K5	t1,w1	t2,w5	t3,w2	t4,w5	t5,w1

Berdasarkan tabel 15 dapat dilihat bahwa pada k1 tidak terjadi konflik, pada k2 terdapat 1 konflik guru dan kelas, k3 memiliki 1 konflik guru, k4 memiliki 1 konflik guru, dan k5 memiliki 1 konflik guru dan kelas. Selanjutnya, dilakukan perhitungan nilai *fitness* untuk semua kromosom pada populasi. Perhitungan nilai *fitness* dapat dilihat pada persamaan di bawah ini:

$$F \text{ Kromosom } 1 = \frac{1}{1 + (0 + 0)} = 1$$

$$F \text{ Kromosom } 2 = \frac{1}{1 + (1 + 1)} = 0,33$$

$$F \text{ Kromosom } 3 = \frac{1}{1 + (0 + 1)} = 0,5$$

$$F \text{ Kromosom } 4 = \frac{1}{1 + (1 + 0)} = 0,5$$

$$F \text{ Kromosom } 5 = \frac{1}{1 + (1 + 1)} = 0,33$$

Dari hasil perhitungan nilai *fitness* di atas, kromosom 1 memperoleh nilai *fitness* terbaik yaitu 1, yang menunjukkan bahwa solusi optimal telah ditemukan tanpa adanya bentrokan. Berikut adalah tabel mata pelajaran sesuai dengan gen yang terdapat pada kromosom 1.

Tabel 16. Tabel Jadwal Akhir

Kelas	Mapel	Guru	Waktu
1 abu	B. INDO	Rostina	Senin 07.50 - 08.25
1 umar	B. ING	Rostina	Senin 08.25 - 09.00
1 abu	MTK	Annisa	Senin 07.15 - 07.50
1 umar	CALIS	Annisa	Selasa 09.50 - 10.25
1 abu	B. ARAB	Rostina	Selasa 09.00 - 09.35

Berdasarkan tabel 16 dapat dilihat, jadwal yang dihasilkan telah memenuhi semua persyaratan batasan yang telah dibuat, yaitu tidak terdapat 1 guru yang mengajar di 1 waktu dan hari yang sama lalu tidak ada kelas yang memiliki 1 waktu pelajaran yang sama pada satu hari.

3.5 Pengujian dan Analisis

Setelah berhasil menerapkan algoritma genetika, langkah berikutnya adalah menguji dan menganalisis keberhasilan jadwal yang dihasilkan. Dalam hal ini, digunakan teknik pengujian sensitivitas untuk menentukan kombinasi parameter atau kriteria yang paling efektif dalam menghasilkan jadwal sesuai kebutuhan. Pengujian algoritma genetika ini melibatkan 12 data mata pelajaran, 12 kelas, 5 hari aktif, 13 jam pelajaran, dan 19 guru.

Pada pengujian sensitivitas, kriteria yang diuji mencakup jumlah generasi, jumlah populasi, probabilitas *crossover*, dan probabilitas mutasi. Pada pengujian ini terdapat 2 skema pengujian yang digunakan, yaitu dengan skala data 128 kelompok tugas dan 65 kelompok waktu, serta skala data yang lebih kecil yaitu 65 kelompok tugas dan 65 kelompok waktu. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk menentukan waktu dan akurasi terbaik yang dapat dicapai. Setiap nilai kriteria diuji dengan lima kali percobaan untuk mendapatkan rata-rata estimasi waktu dan nilai *fitness* (Sari et al., 2019).

Pada percobaan pertama, kriteria yang akan diuji ialah jumlah generasi, berikut hasil pengujian jumlah generasi:

Tabel 17. Pengujian Jumlah Gen

Jml Gen	Jml Pop	Prob Cross	Prob Mut	Wak	Fit
25	20	75	30	56 s	0,5
50	20	75	30	127 s	0,5
75	20	75	30	61 s	1

Sumber: Data diolah Penulis

Berdasarkan tabel 17, diketahui bahwa nilai kriteria maksimal generasi agar mendapatkan nilai *fitness* dan waktu komputasi terbaik adalah 75. Setelah mengetahui nilai maksimal generasi terbaik, langkah selanjutnya ialah mencari nilai jumlah populasi yang dibangkitkan pada setiap generasi, Hasil pengujian untuk kriteria jumlah populasi dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 18. Pengujian Jumlah Populasi

Jml Gen	Jml Pop	Prob Cross	Prob Mut	Wak	Fit
75	10	75	30	87 s	0,5
75	20	75	30	186 s	1
75	30	75	30	221 s	1

Berdasarkan tabel 18, dapat dilihat dengan menggunakan jumlah populasi 30 dapat menghasilkan nilai *fitness* 1 walaupun pada jumlah populasi 20 juga mendapatkan nilai *fitness* 1 namun hasil dari jumlah populasi 30 lebih stabil, dengan 5 kali percobaan dan mendapatkan hasil yang stabil dengan nilai *fitness* rata rata 1.

Setelah menentukan kriteria populasi terbaik, langkah berikutnya adalah menentukan kriteria probabilitas *crossover* hasil pengujian kriteria probabilitas *crossover* dapat dilihat pada tabel dibawah ini:

Tabel 19. Pengujian Probabilitas Crossover

Jml Gen	Jml Pop	Prob Cross	Prob Mut	Wak	Fit
75	20	70	30	32 s	1

Jml Gen	Jml Pop	Prob Cross	Prob Mut	Wak	Fit
75	20	75	30	205 s	1
75	20	80	30	43 s	1

Berdasarkan tabel 19, dapat dilihat untuk semua kriteria mendapatkan nilai *fitness* 1, namun dengan percobaan 5 kali pengujian kriteria probabilitas 75 berhasil mendapat nilai *fitness* 1 sebanyak 2 kali hal ini membuat nilai probabilitas 75 merupakan kriteria paling optimal untuk digunakan. Setelah tingkat probabilitas *crossover* sudah ditentukan langkah selanjutnya adalah menentukan kriteria probabilitas tingkat mutasi, berikut tabel yang menunjukkan hasil pengujian kriteria probabilitas mutasi:

Tabel 20. Pengujian Probabilitas Mutasi

Jml Gen	Jml Pop	Prob Cross	Prob Mut	Wak	Fit
75	20	75	10	140	0,5
75	20	75	20	241	0,5
75	20	75	30	172	0,5

Pada tabel 20, dapat dilihat untuk hasil nilai *fitness* yang didapatkan semua kriteria sama namun dalam 5 kali percobaan kriteria dengan nilai probabilitas 30 menghasilkan nilai *fitness* yang lebih optimal dengan hasil rata rata 0,5, sedangkan untuk kriteria lainnya masih didapatkan penurunan nilai *fitness* yaitu di 0,333 yang menyebabkan kriteria lainnya masih belum bisa dianggap optimal.

Berdasarkan hasil evaluasi, dari beberapa kombinasi parameter yang telah diuji, didapatkan kombinasi terbaik yaitu dengan menggunakan 25 generasi awal, 20 populasi awal, probabilitas *crossover* sebesar 75, dan probabilitas mutasi sebesar 30.

Setelah mendapatkan kombinasi kriteria, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian ulang untuk mengevaluasi sejauh mana kriteria yang telah didapatkan bisa menghasilkan solusi yang optimal. Berikut merupakan tabel pengujian kombinasi kriteria yang telah di dapatkan sebelumnya:

Tabel 21. Pengujian Kriteria Akhir

Jml Gen	Jml Pop	Prob Cross	Prob Mut	Wak	Fit
75	20	75	30	171 s	0,5
75	20	75	30	171 s	0,5
75	20	75	30	172 s	0,5
75	20	75	30	207 s	0,5
75	20	75	30	210 s	0,5

Pada tabel 21, dapat dilihat bahwa hasil pengujian dalam lima percobaan menunjukkan nilai *fitness* rata rata 0,5 dengan waktu

komputasi kurang lebih 3 menit. Hal ini menunjukkan keberhasilan dalam konteks yang cukup signifikan. Meskipun masih terdapat konflik pada kromosom yang dihasilkan, namun bisa dianggap sebagai hasil yang dapat diterima, mengingat skala dan kompleksitas penjadwalan mata pelajaran yang diuji. Dengan mempertimbangkan jumlah data yang cukup besar dan jumlah generasi yang terbatas, kriteria yang digunakan dalam pengujian ini telah menunjukkan kesesuaian yang layak untuk penerapan algoritma genetika dalam penjadwalan mata pelajaran dengan skala kecil.

Hal ini diperkuat dengan melakukan pengujian ulang menggunakan contoh data skala kecil, terdiri dari 65 kelompok tugas serta 65 kelompok waktu. Dalam lima percobaan, algoritma genetika berhasil menemukan solusi tanpa adanya konflik dengan menggunakan kombinasi kriteria akhir yang telah ditentukan sebelumnya. Berikut adalah tabel pengujian kriteria dengan skala kecil:

Tabel 22. Pengujian Skala data 65 Tugas dan 65 Waktu

Jml Gen	Jml Pop	Prob Cross	Prob Mut	Wak	Fit
75	20	75	30	2 s	1
75	20	75	30	5 s	1
75	20	75	30	1 s	1
75	20	75	30	1 s	1
75	20	75	30	1 s	1

Dapat dilihat dari tabel 22, dari hasil pengujian dengan menggunakan data skala kecil, menghasilkan nilai *fitness* 1 pada setiap pengujiannya. Keberhasilan ini disebabkan oleh keseimbangan yang baik antara jumlah data dalam kelompok tugas dan kelompok waktu. Penelitian ini menemukan bahwa proporsi yang seimbang antara jumlah tugas yang perlu dijadwalkan dan jumlah waktu yang tersedia diperlukan untuk mencapai solusi yang optimal. Semakin seimbang proporsi data yang digunakan, semakin optimal solusi yang dihasilkan dan semakin cepat waktu komputasi yang dibutuhkan.

Variabel yang mempengaruhi pembentukan populasi awal dalam penelitian ini adalah jumlah data dalam kelompok tugas dan kelompok waktu. Ketika algoritma genetika mampu menghasilkan populasi awal dengan variasi yang memadai antara tugas dan waktu, dapat meningkatkan peluang untuk menemukan solusi yang memenuhi batasan dan kriteria yang telah ditetapkan. Dalam hal ini, seimbangannya jumlah data waktu dan tugas memberikan kesempatan yang lebih baik bagi algoritma genetika untuk mengeksplorasi berbagai kemungkinan solusi dan mencapai hasil yang optimal.

4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, diketahui bahwa terdapat dua batasan utama yang digunakan dalam penjadwalan mata pelajaran di SD Kreatif Muhammadiyah 2 Bontang, yaitu larangan guru mengajar pada dua waktu dan hari yang sama, serta larangan kelas memiliki waktu pelajaran yang sama pada hari dan waktu yang sama. Lalu melalui uji sensitivitas, algoritma genetika berhasil mengatasi batasan-batasan tersebut. Penjadwalan mata pelajaran dapat disusun secara optimal, mengurangi kemungkinan bentrok jadwal antara guru dan kelas. Pengujian menghasilkan solusi penjadwalan dengan tingkat kecocokan rata-rata 0,5 dengan waktu komputasi kurang dari 3 menit menggunakan skala data 128 kelompok tugas dan 65 kelompok waktu. Meskipun masih terdapat beberapa konflik dalam jadwal, kriteria yang digunakan sesuai untuk digunakan pada penjadwalan mata pelajaran dengan skala kecil. Hal ini diperkuat oleh pengujian menggunakan skala data yang lebih kecil, di mana algoritma genetika dapat menghasilkan nilai fitness sebesar 1 pada setiap pengujiannya dengan waktu komputasi yang sangat singkat, yaitu kurang dari 20 detik. Dengan demikian, penelitian ini menunjukkan potensi dan keunggulan algoritma genetika dalam mengatasi masalah penjadwalan mata pelajaran di lingkungan Sekolah Kreatif Muhammadiyah 2 Bontang. Solusi penjadwalan yang dihasilkan secara optimal dan efisien dapat membantu menciptakan jadwal yang lebih terstruktur dan mengurangi potensi bentrok antara jadwal guru dan kelas.

Referensi

- Barus, E. S., & Zendrato, N. (2022). *Pembangkit Fungsi Keanggotaan Fuzzy secara Otomatis menggunakan Algoritma Genetika*. 6(3).
- Christian, R., & Donoriyanto, D. S. (2021). Penerapan Algoritma Genetika Dalam Penjadwalan Mata Kuliah Program Studi Teknik Industri Upn "Veteran" Jawa Timur. *Tekmapro : Journal of Industrial Engineering and Management*, 16(2), 1–12.
<https://doi.org/10.33005/tekmapro.v16i2.157>
- Elva, Y. (2019). Sistem Penjadwalan Mata Pelajaran Menggunakan Algoritma Genetika. *Jurnal Teknologi Informasi*, 3(1), 49.
<https://doi.org/10.36294/jurti.v3i1.687>
- Fajrianto, A., Ilhamsyah, & Rahmi Hidayati. (2021). Sistem Penjadwalan Mata Pelajaran Sekolah Dasar Berbasis Web. *Jurnal Komputer Dan Aplikasi*, 09(03).
- Fatimah, T. (2019). *Optimasi Pemilihan Tujuan Wisata Liburan Menggunakan Algoritma Genetika dengan Metode Crossover Two Point pada Pelangi Tour & Travel*. 290–295.
- Hidayat, I., Revo, S., Inkiriwang, L., & Pratas, P. A. K. (2019). Optimasi Penjadwalan Menggunakan Metode Algoritma Genetika Pada Proyek Rehabilitasi Puskesmas Minanga. *Jurnal Sipil Statik*, 7(12), 1669–1680.
<https://ejournal.unsrat.ac.id/v3/index.php/js/article/view/26145>
- Luh, N., Sri, W., Ginantra, R., Bagus, I., & Anandita, G. (2019). Web Pada Sistem Penjadwalan Mengajar Di. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komputer*, 5(1), 130–138.
- Monalisa, & Diana. (2020). Optimasi Penjadwalan Shift Kerja Menerapkan Algoritma Genetik. *Bina Darma Conference on Computer Science*, 453–460.
- Nasution, R. A., & Simangusong, A. (2022). Penerapan Algoritma Genetika untuk Penjadwalan Mata Pelajaran (Studi Kasus : SMK AKP Galang. *Jurnal Informasi Technology, Software Engineering and Networking*, 1(2), 83–89.
- Panggabean, T. E., & Natalia, Y. (2018). Optimasi Penjadwalan Mata Pelajaran Menggunakan Algoritma Steepest Ascent Hill Climbing (Studi Kasus: Sma Methodist Binjai). *Jurnal.Stmikmethodistbinjai.Ac.Id*.
- Priharananto, R. R., Bayu Seta, H., & Nurramdhani, H. (2022). Penerapan Algoritma Genetika (GA) Pada Penjadwalan Pengamanan Lingkungan. *Infotek : Jurnal Informatika Dan Teknologi*, 5(2), 252–263.
<https://doi.org/10.29408/jit.v5i2.5781>
- Purwanto, F., Djamal, E. C., & Komarudin, A. (2016). Optimalisasi Penempatan Halte Trans Metro Bandung Menggunakan Algoritma Genetika. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*, 36–38.
- Sari, Y., Alkaff, M., Wijaya, E. S., Soraya, S., & Kartikasari, D. P. (2019). Optimasi Penjadwalan Mata Kuliah Menggunakan Metode Algoritma Genetika dengan Teknik Tournament Selection. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(1), 85.
<https://doi.org/10.25126/jtiik.2019611262>
- Supriana, I. W., Raharja, M. A., Bimantara, I. M. S., & Bramantya, D. (2021). Implementasi Dua Model Crossover Pada Algoritma Genetika Untuk Optimasi Penggunaan

- Ruang Perkuliahan. *Jurnal RESISTOR (Rekayasa Sistem Komputer)*, 4(2), 167–177.
<https://doi.org/10.31598/jurnalresistor.v4i2.758>
- Suputra, I. P. G. H., & Pramatha, C. R. A. (2020). Rekomendasi Rute Perjalanan Wisata Berbasis Web Menggunakan Algoritma Genetika. *Jurnal Ilmu Komputer*, 13(1), 21.
<https://doi.org/10.24843/jik.2020.v13.i01.p03>
- Suzanti, I. O., & Mufarroha, F. A. (2021). Implementasi Relevant Feedback menggunakan Algoritma Genetika pada Dokumen Bahasa Indonesia
Implementation of Relevant Feedback Using Genetic Algorithm in Indonesian Documents. *IPTEK-KOM (Jurnal Ilmu Pengetahuan Dan Teknologi Komunikasi)*, 23(2), 125–139.
<https://jurnal.kominfo.go.id/index.php/iptekkom/article/view/4244>
- Wahyuningsih, D., & Helmud, E. (2020). Penerapan Algoritma Genetika Untuk Optimasi Penjadwalan pada MTS Negeri 1 Pangkalpinang. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 9(3), 435–441.
<https://doi.org/10.32736/sisfokom.v9i3.994>