

✓ 34315/H/09



**ITS**  
Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember



RTE  
cas. 1  
See  
R-1  

---

2008

TESIS - RE2099

# KOMBINASI ALGORITMA GENETIKA DAN *TABU SEARCH* DALAM PEMBUATAN TABEL JADWAL MATA KULIAH

KOMANG SETEMEN  
2205 205 004

DOSEN PEMBIMBING  
Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.

PROGRAM MAGISTER  
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA  
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2008

PERPUSTAKAAN ITS	
Tgl. Terima	16-9-2008
Terima Dari	H
No. Agenda Prp.	232625

**Lembar Pengesahan**

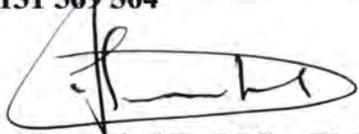
**Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Teknik (MT)  
di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

**oleh:  
Komang Setemen  
Nrp: 2205 205 004**

**Tanggal Ujian : 7 Januari 2008  
Periode Wisuda : September**

**Disetujui oleh:**

  
**1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery P, M. Eng. (Pembimbing)  
NIP. 131 569 364**

  
**2. Moch. Hariadi, S.T., M.Sc., Ph.D (Penguji)  
NIP. 132 172 209**

  
**3. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T. (Penguji)  
NIP. 132 137 894**

  
**4. Susi Juniastuti, S.T., M.Eng. (Penguji)  
NIP. 132 230 687**

  
**5. Arief Kurniawan, S.T., M.T. (Penguji)  
NIP. 132 300 559**

**Direktur Program Pascasarjana**

  
**Prof. Dr. Ir. Suparno, MSIE  
NIP. 130 532 035**



# ABSTRAK

## KOMBINASI ALGORITMA GENETIKA DAN *TABU SEARCH* DALAM PEMBUATAN TABEL JADWAL MATA KULIAH

Nama mahasiswa : Komang Setemen  
NRP : 2205205004  
Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng

### ABSTRAK

Masalah penjadwalan dalam pendidikan merupakan persoalan khusus dari masalah optimasi yang ditemukan pada situasi nyata. Masalah ini membutuhkan waktu komputasi yang cukup tinggi untuk pencarian solusinya, terlebih lagi jika ukuran permasalahan semakin besar dengan bertambahnya jumlah komponen dan tetapan atau syarat yang ditentukan oleh institusi tempat jadwal tersebut digunakan. Selama proses, banyak aspek yang harus dipertimbangkan untuk memperoleh jadwal yang optimal, dan seringkali tidak dapat memuaskan karena tidak semua kebutuhan terpenuhi. Dengan kemajuan ilmu pengetahuan dalam bidang komputasi cerdas, maka masalah penjadwalan dapat diotomatisasi sehingga dapat memberikan solusi optimal sesuai dengan batasan dan syarat yang sudah ditentukan.

Pada penelitian ini di uji cobakan otomatisasi masalah penjadwalan kuliah di perguruan tinggi dengan metode *meta-heuristic*, yaitu: kombinasi *algoritma genetika* dan *tabu search*. *Tabu search* pada kombinasi ini digunakan untuk memfilter kromosom yang mengalami *crossover* agar kromosom yang sama tidak dilakukan *crossover* berulang-ulang.

Untuk jumlah data yang kecil (45 sampai 88 data), kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* dapat menyelesaikan masalah penjadwalan dengan baik, dengan nilai *fitness* sama dengan 0 dan iterasi atau jumlah generasi maksimum 1000 generasi. Sedangkan untuk data yang cukup besar yaitu dengan jumlah pemetaan mata kuliah 160 mata kuliah, kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* masih mampu memperoleh *fitness* 0, tetapi dengan jumlah iterasi atau generasi maksimum 10.000 generasi.

Kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, dapat memberikan hasil yang lebih baik di bandingkan hanya dengan menggunakan algoritma genetika saja. Hal ini dapat dilihat dari hasil ujicoba yang dilakukan terhadap 3 (tiga) kelompok data, baik dilihat dari jumlah iterasi, maupun dari kualitas solusi yang dihasilkan.

**Kata Kunci** : penjadwalan, algoritma genetika, *tabu search*

## COMBINATION GENETIC AND TABU SEARCH ALGORITHM IN SCHEDULING OF COURSES

By : Komang Setemen  
Student Identity Number : 2205205004  
Supervisor : Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng

### ABSTRACT

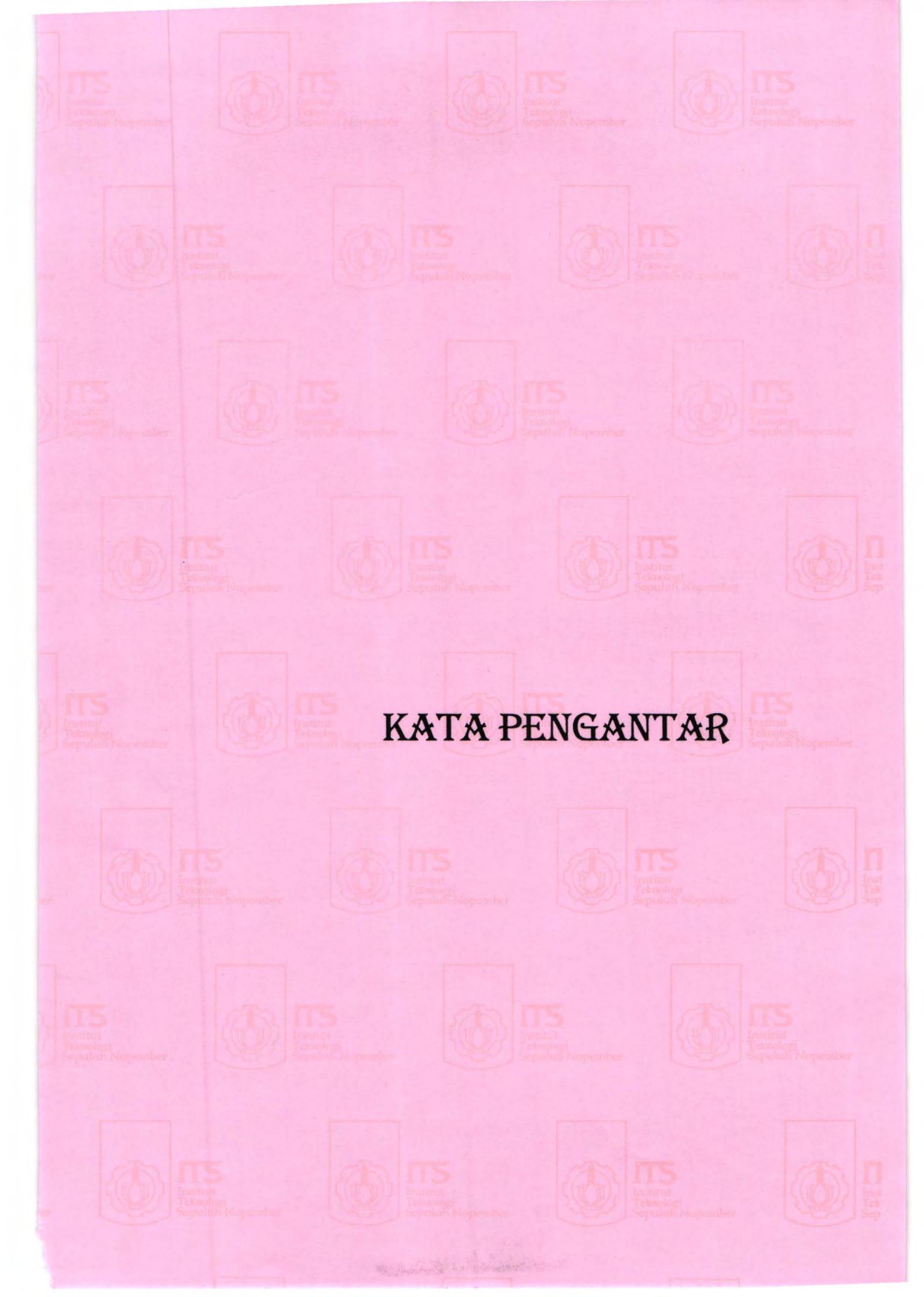
Scheduling problems in education are a specific problem of the optimization problems those are found in real life situation. This problem required high computing time for seeking its solution, moreover if the level of the difficulty is bigger in which the increscent of component and constant and requirements that is established by institution where schedule is used. During the process, a lot of aspect must be allowed to get optimal schedule, and often satisfying since it does not fulfill the requirements. The development of education in smart computing can be automation in scheduling problem in order to give optimal solution based on the scope and requirement that was established.

In this research automatization of scheduling course problem in college was tested by using meta-heuristic method, in which the combination of genetic and tabu search algorithms. The combination of tabu search of this research was used to filter chromosome in processing crossover to avoid the same chromosome not to be done against.

For the small data (48 to 88 of data), the combination of genetic and tabu search algorithm can be used to solve the scheduling problem in which the fitness score is 0 (zero) and the iteration of the total maximum generation is 1000. However, for a large data which has 160 mapping courses, the combination of genetic and tabu search algorithm are able to obtain the 0 (zero) fitness score in 10.000 of iteration or maximum generation.

Using the combination of genetic and tabu search provide a better result than only using the genetic algorithm. It can be seen in the three groups of subject data that had been tested. The differences of the result are known by the total iteration and the quality of solution that was obtained.

**Keyword:** *scheduling, genetic algorithm, tabu search*



# KATA PENGANTAR

## **KATA PENGANTAR**

Puji syukur kepada Ida Sang Hyang Widhi Wasa Tuhan Yang Maha Esa, atas anugerah, berkat dan rahmat-Nya penulis dapat menyelesaikan Tesis yang berjudul :

### **” KOMBINASI ALGORITMA GENETIKA DAN *TABU SEARCH* DALAM PEMBUATAN TABEL JADWAL MATA KULIAH ”**

Tesis ini mempunyai beban 6 SKS (Satuan Kredit Semester) dan disusun guna memenuhi persyaratan untuk mencapai gelar Magister Teknik pada Bidang Keahlian Jaringan Cerdas Multimedia - Jurusan Teknik Elektro - Fakultas Teknologi Industri - Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan dan pembahasan dari Tesis ini, masih banyak terdapat kesalahan dan kekurangan, oleh karena itu diharapkan kritik dan saran untuk kesempurnaan Tesis ini di masa yang akan datang.

Semoga buku Tesis ini dapat memberikan informasi dan manfaat bagi pembaca pada umumnya dan mahasiswa Jurusan Teknik Elektro pada khususnya.

Surabaya, April 2008

Penulis

## UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur dihadapan Ida Sang Hyang Widhi Wasa Tuhan Yang Maha Esa atas segala Rahmat dan Karunia-Nya sehingga penyusunan tesis ini dapat terselesaikan.

Ucapan terimakasih dan penghargaan setinggi-tingginya saya ucapkan kepada Bapak Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery P, M. Eng., selaku pembimbing yang dengan penuh perhatian memberikan dorongan, bimbingan, dan saran yang sangat berharga. Ucapan terima kasih yang setinggi-tingginya pula saya ucapkan kepada Bapak Eko Mulyanto Yuniarno, ST, MT, yang dengan penuh kesabaran, ketelatenan, dan perhatian memberikan bimbingan selama ini.

Dengan selesainya tesis ini, perkenankan pula saya mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Rektor Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, atas kesempatan dan fasilitas yang diberikan kepada saya untuk mengikuti dan menyelesaikan program magister.
2. Direktur Program Pasca Sarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, atas kesempatan yang diberikan kepada saya untuk menjadi mahasiswa Program Magister.
3. Ketua Jurusan Teknik Elektro, Bapak Dr. Ir. Ashari, M.Eng
4. Ketua Bidang Studi Teknik Komputer bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia, Bapak Moch. Hariadi, S.T., M.Sc. Ph.D.
5. Tim penguji tesis.
6. Para dosen pada bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia, terima kasih dari lubuk hati yang paling dalam atas bimbingan selama kuliah, masukan-masukan ilmu yang sangat berguna.
7. Teman-teman satu angkatan 2005, Arif, Bambang, Patman, Bowo, Kasman dan Bu Lilik atas kebersamaannya dalam suka dan duka dalam menjalani kuliah.
8. Istri saya yang tercinta Yanti, anak saya yang tersayang Rama Mahardika, atas segala kesabaran dan dorongan selama ini.

9. Bapak, Ibu atas dorongan material dan spiritual, serta ponakan-ponakan yang nakal, yang senantiasa memberikan hiburan di saat kejenuhan muncul.
10. Teman-teman Dosen Jurusan Manajemen Informatika, Universitas Pendidikan Ganesha, atas segala bantuan dan dorongannya selama ini.
11. Spesial to "Purna" dan "Jempol" atas bantuan penyelesaian programming dan analisis masalahnya.

Serta rekan-rekan sejawat yang tidak bisa saya sebutkan satu-persatu, tanpa Bapak, Ibu dan saudara-saudara sekalian penulis tidak akan mungkin menyelesaikan Tesis ini.

Surabaya, April 2008

Penulis

# DAFTAR ISI

## DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN .....	i
ABSTRAK .....	iii
KATA PENGANTAR.....	v
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL .....	xiii
DAFTAR GAMBAR .....	xv
DAFTAR LAMPIRAN .....	xvii
<b>BAB 1 PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Perumusan Masalah .....	3
1.3 Tujuan Penelitian .....	3
1.4 Kontribusi/Manfaat Penelitian .....	3
<b>BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA .....</b>	<b>5</b>
2.1 Penjadwalan .....	5
2.2 <i>Genetic Algorithm</i> .....	5
2.2.1 Definisi-definisi dalam <i>Genetic Algorithm</i> .....	6
2.2.2 Struktur Umum <i>Genetic Algorithm</i> .....	6
2.2.3 Pengkodean pada <i>Genetic Algorithm</i> .....	9
2.2.4 Operator Genetika .....	10
2.2.4.1 Operator Seleksi .....	10
2.2.4.2 Operator <i>Crossover</i> .....	11
2.2.4.3 Operator Mutasi .....	11
2.3 <i>Tabu Search</i> .....	12
2.3.1 Struktur Memori pada <i>Tabu Search</i> .....	13
2.3.2 Formulasi <i>Tabu Search</i> .....	14
2.3.3 Efisiensi dari Solusi Metode Iteratif .....	16
2.3.4 Penggunaan yang Efisien dari Memori .....	19

2.3.5 Beberapa Aplikasi <i>Tabu Search</i> .....	22
2.4 Tinjauan Penelitian Sebelumnya .....	26
2.5 Penelitian yang Akan Dilakukan .....	27
<b>BAB 3 METODE PENELITIAN</b> .....	<b>29</b>
3.1 Materi Penelitian .....	29
3.2 Alat Penelitian .....	29
3.3 Tahapan-tahapan Penelitian .....	29
3.3.1 Pengumpulan Data .....	30
3.3.2 Perancangan Pengolahan Data .....	30
3.3.2.1 Tabel Mata Kuliah .....	30
3.3.2.2 Tabel Pengajar .....	30
3.3.2.3 Tabel Jurusan .....	31
3.3.2.4 Tabel Program Studi .....	31
3.3.2.5 Tabel Ruangan .....	31
3.3.2.6 Tabel Kategori Ruangan .....	32
3.3.2.7 Tabel Hari .....	32
3.3.2.8 Tabel Hari Aktif .....	32
3.3.2.9 Tabel Pemetaan .....	33
3.3.2.10 Tabel Hasil Jadwal .....	33
3.3.3 Pembuatan Perangkat Lunak .....	33
3.3.3.1 Pengkodean Kromosom dan Pembentukan Populasi Awal .....	34
3.3.3.2 Perhitungan Nilai <i>Fitness</i> dan Regenerasi .....	36
3.3.4 Parameter Uji Perangkat Lunak .....	39
3.3.5 Analisis Hasil Ujicoba .....	40
3.4 Implementasi Perancangan ( <i>Interface</i> ) .....	40
3.4.1 <i>Interface</i> Pembuatan Jadwal .....	41
3.4.2 <i>Interface</i> Pemetaan Matakuliah .....	42
3.4.3 <i>Interface Generate Jadwal</i> .....	43

<b>BAB 4 HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>45</b>
4.1 Pengolahan Data Masukan .....	45
4.2 Pengujian Perangkat Lunak .....	46
4.3 Hasil Ujicoba .....	46
4.3.1 Ujicoba pada Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS.....	47
4.3.2 Ujicoba pada Data FTK UNDIKSHA .....	52
<b>BAB 5 PENUTUP .....</b>	<b>59</b>
5.1 Kesimpulan .....	59
5.2 Saran .....	59
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>61</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel 3.1	Tabel Mata Kuliah.....	30
Tabel 3.2	Tabel Pengajar.....	31
Tabel 3.3	Tabel Jurusan.....	31
Tabel 3.4	Tabel Program Studi.....	31
Tabel 3.5	Tabel Ruangan.....	32
Tabel 3.6	Tabel Kategori Ruangan.....	32
Tabel 3.7	Tabel Hari.....	32
Tabel 3.8	Tabel Hari Aktif .....	32
Tabel 3.9	Tabel Pemetaan .....	33
Tabel 3.10	Tabel Hasil Jadwal .....	33
Tabel 3.11	Contoh Sebaran Mata Kuliah .....	35
Tabel 3.12	Contoh Populasi Awal .....	36
Tabel 4.1	Data Ruangan .....	45
Tabel 4.2	Parameter Ujicoba I (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	47
Tabel 4.3	Hasil Unjuk Kerja Ujicoba I (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	47
Tabel 4.4	Parameter Ujicoba II (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	48
Tabel 4.5	Hasil Unjuk Kerja Ujicoba II (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	49
Tabel 4.6	Parameter Ujicoba III (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS).....	50
Tabel 4.7	Hasil Unjuk Kerja Ujicoba III (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	50
Tabel 4.8	Parameter Ujicoba I (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	53
Tabel 4.9	Hasil Unjuk Kerja Ujicoba I (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	53
Tabel 4.10	Parameter Ujicoba II (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	54
Tabel 4.11	Hasil Unjuk Kerja Ujicoba II (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	55

Tabel 4.12	Parameter Ujicoba III (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	56
Tabel 4.13	Hasil Unjuk Kerja Ujicoba III (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	56

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Siklus Algoritma Genetika .....	8
Gambar 2.2	Struktur Memori pada <i>Tabu Search</i> .....	13
Gambar 2.3	Metode Solusi Iteratif pada Pewarnaan Grafik .....	18
Gambar 2.4	Blok Diagram Rencana Penelitian.....	28
Gambar 3.1	Contoh Kumpulan Gen pada Sebuah Kromosom .....	35
Gambar 3.2	Diagram <i>Flowchart</i> Perhitungan Nilai <i>Fitness</i> .....	37
Gambar 3.3	Diagram <i>Flowchart</i> Proses Regenerasi Populasi .....	39
Gambar 3.4	Tampilan Utama Perangkat Lunak .....	40
Gambar 3.5	<i>Interface</i> Pembuatan Jadwal .....	41
Gambar 3.6	<i>Interface</i> Pemetaan Matakuliah.....	42
Gambar 3.7	<i>Interface Generate</i> Jadwal .....	43
Gambar 4.1	Grafik Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba I (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	48
Gambar 4.2	Grafik Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba II (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	49
Gambar 4.3	Grafik Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba III (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	51
Gambar 4.4	Perbandingan Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba I,II, dan III (Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS) .....	52
Gambar 4.5	Grafik Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba I (Data FTK UNDIKSHA) .....	54
Gambar 4.6	Grafik Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba II (Data FTK UNDIKSHA) .....	55
Gambar 4.7	Grafik Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba III (Data FTK UNDIKSHA) .....	57
Gambar 4.8	Perbandingan Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba I,II, dan III (Data FTK UNDIKSHA) .....	58

## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Sebaran Matakuliah (Data Teknik Elektro ITS) .....	63
Lampiran 2. Sebaran Matakuliah (Data FTK UNDIKSHA).....	67
Lampiran 3. Contoh Hasil Jadwal (Data Teknik Elektro ITS) .....	71
Lampiran 4. Contoh Hasil Jadwal (Data FTK UNDIKSHA) .....	77



# BAB 1 PENDAHULUAN

# BAB 1

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Masalah penjadwalan dalam institusi pendidikan masih menjadi isu yang menarik dan secara luas masih diteliti oleh banyak peneliti di dunia. Masalah penjadwalan dapat diklasifikasikan ke dalam dua kategori utama, yaitu: masalah penjadwalan kuliah dan masalah penjadwalan ujian [1]. Schaerf (1999) mengusulkan klasifikasi dari masalah penjadwalan ini di bagi ke dalam tiga klasifikasi utama, yaitu: penjadwalan sekolah, penjadwalan kuliah dan penjadwalan ujian [2].

Masalah penjadwalan dalam pendidikan merupakan persoalan khusus dari masalah optimasi yang ditemukan pada situasi nyata. Masalah ini membutuhkan waktu komputasi yang cukup tinggi untuk pencarian solusinya, terlebih lagi jika ukuran permasalahan semakin besar dengan bertambahnya jumlah komponen dan tetapan atau syarat yang ditentukan oleh institusi tempat jadwal tersebut di gunakan. Selama proses, banyak aspek yang harus dipertimbangkan untuk memperoleh jadwal yang optimal, dan seringkali tidak dapat memuaskan karena tidak semua kebutuhan terpenuhi. Oleh karena itu perlu ditetapkan suatu batasan dalam penyusunan jadwal yang bersifat harus dipenuhi (*hard constraints*) dan tidak harus dipenuhi (*soft constraints*) tetapi tetap menjadi acuan dalam proses pembuatan jadwal.

Pada penelitian ini pembahasan difokuskan pada penjadwalan mata kuliah di perguruan tinggi. Penjadwalan mata kuliah merupakan persoalan umum dan sangat kompleks, karena harus mempertimbangkan tetapan-tetapan sesuai dengan kebijakan perguruan tinggi. Tujuan dari penjadwalan adalah bagaimana mengatur sejumlah komponen dengan tetapan dan syarat tertentu dalam satu waktu. Dalam penjadwalan mata kuliah ini komponen yang dimaksud adalah mahasiswa, dosen, mata kuliah, ruang dan waktu perkuliahan. Selain komponen-komponen tersebut,

hal lain yang perlu diperhatikan adalah karakteristik dari mata kuliah. Mata kuliah yang berhubungan dengan praktikum harus ditempatkan di laboratorium sedangkan mata kuliah teori di tempatkan di ruang kuliah biasa. Jika pengalokasian dari komponen-komponen ini tidak di lakukan dengan baik, maka akan mengakibatkan penumpukan jadwal pada tempat dan waktu tertentu. Sehingga perlu dilakukan pengaturan mahasiswa, dosen, mata kuliah, ruang dan waktu secara optimal untuk menghindari penumpukan jadwal pada waktu tertentu.

Umumnya penyusunan jadwal mata kuliah dilakukan secara manual, yaitu dengan pencarian blok-blok atau kolom-kolom mana saja yang masih kosong, kemudian menempatkan jadwal pada blok atau kolom tersebut. Jadwal yang dihasilkan dengan cara seperti ini cenderung menghasilkan jadwal yang menumpuk seperti yang dijelaskan sebelumnya, dan tingkat keakuratannya tidak bisa dijamin. Jadwal yang baik semestinya dapat mengakomodasi semua syarat yang telah ditentukan. Sebagai contoh adalah seorang dosen hanya bisa mengajar pada waktu dan jam tertentu. Dengan syarat ini seharusnya jadwal yang disusun menyediakan sejumlah solusi sehingga kelas yang diajarkan oleh dosen tersebut tidak bentrok dengan dosen yang lainnya.

Dengan kemajuan ilmu pengetahuan dalam bidang komputasi cerdas, maka masalah penjadwalan di atas dapat diotomatisasi sehingga dapat memberikan solusi optimal sesuai dengan batasan dan syarat yang sudah ditentukan. Sejumlah metode dari berbagai disiplin ilmu telah diusulkan dalam literatur, seperti: riset operasi, kecerdasan buatan, dan kecerdasan komputasional. Metode-metode tersebut dapat di bagi ke dalam 4 (empat) kategori, yaitu: *Sequential Methods*, *Cluster Methods*, *Constraint Based Methods*, dan *Meta-heuristic Methods*, seperti *genetic algorithms*, *simulated annealing*, dan *tabu search* [3]. Pada penelitian ini akan di uji cobakan otomatisasi masalah penjadwalan kuliah di perguruan tinggi dengan metode meta-heuristic, yaitu: kombinasi *genetic algorithm* dan *tabu search*. Di harapkan dengan menggunakan kombinasi kedua metode ini akan dapat menyelesaikan masalah penjadwalan kuliah di perguruan tinggi.

## 1.2 Perumusan Masalah

Dari latar belakang yang telah diuraikan di atas maka permasalahan dapat dirumuskan sebagai berikut :

“Bagaimana penerapan kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* untuk pemecahan permasalahan penjadwalan mata kuliah”

## 1.3 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk:

- a. Menerapkan kombinasi *algoritma genetika* dan *tabu search* untuk menyelesaikan permasalahan penjadwalan mata kuliah.
- b. Meneliti apakah kombinasi *algoritma genetika* dan *tabu search* cukup akurat sebagai sistem kecerdasan buatan untuk memecahkan permasalahan penyusunan penjadwalan mata kuliah.

## 1.4 Kontribusi/Manfaat Penelitian

Kontribusi atau manfaat utama dari penelitian ini adalah tersedianya sistem penjadwalan mata kuliah yang berbasis kecerdasan buatan, yaitu dengan kombinasi *algoritma genetika* dan *tabu search*. Selain itu, hasil dari penelitian ini dapat memberikan solusi alternatif dalam penyusunan jadwal mata kuliah, sehingga dapat memperlancar proses belajar mengajar.

Manfaat lain yang dapat diambil dari penelitian ini adalah bahwa kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, dapat juga diterapkan pada penjadwalan masalah yang lain sepanjang masih memenuhi batasan-batasan yang dianjurkan oleh kedua algoritma ini.

## **BAB 2**

# **TINJAUAN PUSTAKA**

## BAB 2

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Penjadwalan

Penjadwalan adalah penempatan sumber daya (*resource*) dalam satu waktu. Penjadwalan mata kuliah merupakan persoalan penjadwalan yang umum dan sulit dimana tujuannya adalah menjadwalkan pertemuan dari sumber daya. Sumber daya yang dimaksud adalah dosen pengasuh mata kuliah, mata kuliah, ruang kuliah, kelas mahasiswa, dan waktu perkuliahan [9].

Terdapat batasan-batasan dalam penyusunan penjadwalan mata kuliah. Menurut Burke, dkk.[10] mengemukakan bahwa batasan-batasan dalam penjadwalan dibagi ke dalam dua kategori yaitu "*hard*" dan "*soft*" *constraints*. Jadwal yang melanggar "*hard constraints*" adalah solusi yang tidak mungkin, dan harus diperbaiki atau di buang dengan algoritma penjadwalan. *Hard constraints* meliputi "*first order conflict*", sebagai contoh adalah tidak ada seorang mahasiswa yang dapat mengikuti perkuliahan pada waktu yang sama. *Soft constraints* tidak begitu penting dibandingkan dengan *hard constraints*, dan biasanya tidak mungkin untuk menghindari pelanggaran. Ketika metode penjadwalan diaplikasikan, jadwal biasanya ditingkatkan dengan fungsi *penalty*, yang menghitung tingkat pelanggaran jadwal yang telah disusun. Beberapa *soft constraints* lebih penting dibandingkan dengan *hard constraints*, dan ini sering di tentukan dengan nilai prioritas.

#### 2.2 Genetic Algorithm

*Genetic Algorithms* atau algoritma genetika adalah algoritma pencarian yang didasarkan atas mekanisme dari seleksi alam yang lebih dikenal dengan proses evolusi. Dalam proses evolusi, individu secara terus-menerus mengalami perubahan gen untuk menyesuaikan dengan lingkungan hidupnya. Hanya individu-individu yang kuat yang mampu bertahan. Proses seleksi alamiah ini melibatkan perubahan gen yang terjadi pada individu melalui proses perkembang-

biakan. Dalam algoritma genetika, proses perkembang-biakan ini menjadi proses dasar yang menjadi perhatian utama, dengan dasar berpikir: “Bagaimana mendapatkan keturunan yang lebih baik” [4].

Algoritma genetika pertama kali dikembangkan oleh John Holland dari Universitas Michigan (1975). John Holland mengatakan bahwa setiap masalah yang berbentuk adaptasi (alami maupun buatan) dapat diformulasikan dalam terminologi genetika. Algoritma genetika adalah simulasi dari proses evolusi Darwin dan operasi genetika atas kromosom [5].

### 2.2.1 Definisi-definisi dalam *Genetic Algorithm*

Dalam algoritma genetika ada beberapa definisi penting yang harus diketahui sebelum algoritma ini diimplementasikan dalam menyelesaikan suatu permasalahan optimasi. Definisi-definisi tersebut adalah sebagai berikut:

- a. ***Genotype (Gen)***, merupakan sebuah nilai yang menyatakan satuan dasar yang membentuk suatu arti tertentu dalam satu kesatuan gen yang dinamakan kromosom.
- b. ***Allele***, nilai dari gen yang bisa berupa nilai biner, float, integer maupun karakter.
- c. ***Kromosom***, gabungan gen-gen yang membentuk nilai tertentu.
- d. ***Individu***, menyatakan satu nilai atau keadaan yang menyatakan salah satu solusi yang mungkin dari permasalahan yang diangkat
- e. ***Populasi***, merupakan sekumpulan individu yang akan diproses bersama dalam satu siklus proses evolusi.
- f. ***Generasi***, menyatakan satu-satuan siklus proses evolusi.
- g. ***Nilai Fitness***, menyatakan seberapa baik nilai dari suatu individu atau solusi yang didapatkan.

### 2.2.2 Struktur Umum *Genetic Algorithm*

Algoritma Genetika merupakan perkembangan dari *evolutionary algorithm*, yang hanya menggunakan prinsip seleksi dan mutasi saja, sedangkan

Algoritma Genetika menggunakan prinsip seleksi, mutasi, rekombinasi, dan beberapa variasi mekanisme yang diinspirasi oleh mekanisme alam.

Sifat algoritma genetika adalah mencari kemungkinan-kemungkinan dari calon solusi untuk mendapatkan yang optimal bagi penyelesaian masalah. Ruang cakupan dari semua solusi yang layak (*feasible*), yaitu obyek-obyek di antara solusi yang sesuai, yang dinamakan ruang pencarian (*search space*). Tiap titik dalam ruang pencarian merepresentasikan satu solusi yang layak. Tiap solusi yang layak dapat ditandai dengan nilai *fitness*-nya bagi suatu masalah.

Solusi yang dicari dalam algoritma genetika adalah titik (satu atau lebih) di antara solusi yang layak dalam ruang pencarian. Sifat pencarian inilah yang menyebabkan algoritma genetika baik untuk diterapkan dalam menyelesaikan masalah *NP-Complete* [14].

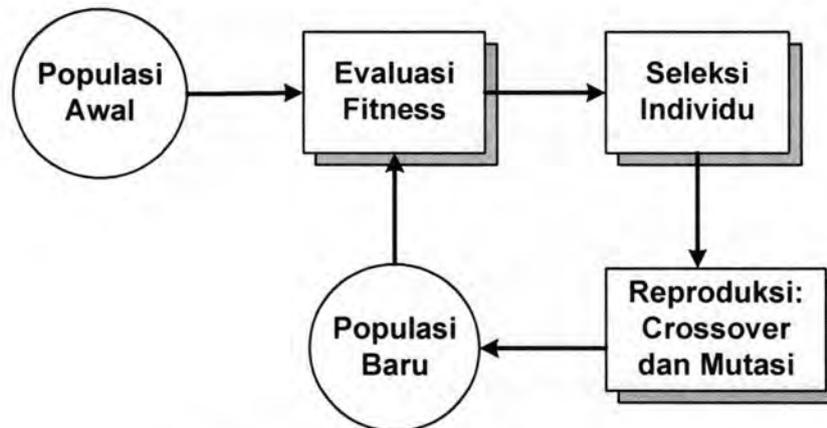
Algoritma Genetika bergerak dari suatu populasi kromosom (*bit string* yang direpresentasikan sebagai calon solusi suatu masalah) ke populasi baru dengan menggunakan 3 (tiga) operator yaitu seleksi, *crossover* dan mutasi.

Dalam algoritma genetika, teknik pencarian dilakukan sekaligus atas sejumlah solusi yang mungkin yang dikenal dengan istilah populasi. Individu yang terdapat dalam suatu populasi disebut dengan istilah kromosom. Kromosom ini merupakan suatu solusi yang masih berbentuk simbol. Populasi awal dibangun secara acak, sedangkan populasi berikutnya merupakan hasil evolusi kromosom-kromosom melalui iterasi yang disebut dengan generasi. Pada setiap generasi, kromosom akan melalui proses evaluasi dengan menggunakan alat ukur yang disebut dengan fungsi *fitness*.

Nilai *fitness* dari suatu kromosom akan menunjukkan kualitas dari kromosom dalam populasi tersebut. Generasi berikutnya dikenal dengan istilah anak (*offspring*) yang terbentuk dari gabungan 2 (dua) kromosom sekarang yang bertindak sebagai induk (*parent*) dengan menggunakan operator penyilangan (*crossover*). Selain operator penyilangan, suatu kromosom dapat juga dimodifikasi dengan menggunakan operator mutasi. Populasi generasi yang baru dibentuk, diseleksi berdasarkan nilai *fitness* dari kromosom induk dan nilai *fitness* kromosom anak, serta menolak kromosom-kromosom lainnya sehingga ukuran

populasi menjadi konstan. Setelah melalui sejumlah generasi, maka algoritma ini akan konvergen ke kromosom terbaik.

Secara umum algoritma genetika dapat diilustrasikan seperti dalam diagram alir berikut ini.



Gambar 2.1. Siklus Algoritma Genetika [4]

Algoritma genetika memberikan suatu pilihan bagi penentuan nilai parameter dengan meniru cara reproduksi genetika, pembentukan kromosom baru serta seleksi alami seperti yang terjadi pada makhluk hidup. Dalam [5] dikemukakan bahwa algoritma genetika mempunyai karakteristik-karakteristik yang perlu diketahui sehingga dapat terbedakan dari prosedur pencarian atau optimasi yang lain, yaitu:

- a. Algoritma Genetika bekerja dengan pengkodean dari himpunan solusi permasalahan berdasarkan parameter yang telah ditetapkan dan bukan parameter itu sendiri
- b. Algoritma Genetika melakukan pencarian pada sebuah populasi dari sejumlah individu-individu yang merupakan solusi permasalahan bukan hanya dari sebuah individu
- c. Algoritma Genetika merupakan informasi fungsi obyektif (*fitness*), sebagai cara untuk mengevaluasi individu yang mempunyai solusi terbaik, bukan turunan dari suatu fungsi

- d. Algoritma Genetika menggunakan aturan-aturan transisi peluang, bukan aturan-aturan deterministik.

Variabel dan parameter yang digunakan dalam algoritma genetika adalah:

- a. Fungsi *fitness* (fungsi tujuan) yang dimiliki oleh masing-masing individu untuk menentukan tingkat kesesuaian individu tersebut dengan kriteria yang ingin dicapai
- b. Populasi jumlah individu yang dilibatkan pada setiap generasi
- c. Probabilitas terjadinya persilangan (*crossover*) pada suatu generasi
- d. Jumlah generasi yang akan dibentuk yang menentukan lama penerapan algoritma genetika.

### 2.2.3 Pengkodean pada *Genetic Algorithm*

Menurut Gen dan Cheng, 2000 dalam [14] pengkodean adalah suatu teknik untuk menyatakan populasi awal sebagai calon solusi suatu masalah ke dalam suatu kromosom sebagai suatu kunci pokok persoalan ketika menggunakan algoritma genetika. Berdasarkan jenis simbol yang digunakan sebagai nilai suatu gen, metode pengkodean dapat diklasifikasikan sebagai berikut:

- a. Pengkodean Biner

Pengkodean Biner merupakan cara pengkodean yang paling umum digunakan karena adalah yang pertama kali digunakan dalam algoritma genetika oleh Holland. Keuntungan pengkodean ini adalah sederhana untuk diciptakan dan mudah dimanipulasi (Davis, 1991 dalam [14]). Pengkodean biner memberikan banyak kemungkinan untuk kromosom walaupun dengan jumlah nilai-nilai yang mungkin terjadi pada suatu gen yang sedikit (0 atau 1). Di pihak lain, pengkodean biner ini sering tidak sesuai untuk banyak masalah dan kadang pengoreksian harus dilakukan setelah operasi *crossover* dan mutasi.

- b. Bilangan Riil

Pengkodean bilangan riil adalah suatu pengkodean bilangan dalam bentuk riil. Masalah optimalisasi fungsi dan optimalisasi kendala (Gen dan Cheng, 2000 dalam [14]) lebih tepat jika diselesaikan dengan pengkodean bilangan riil karena struktur topologi ruang genotif untuk

pengkodean bilangan riil identik dengan ruang fenotifnya, sehingga mudah membentuk operator genetika yang efektif dengan cara menggunakan teknik yang dapat digunakan yang berasal dari metode konvensional

c. Bilangan Bulat

Pengkodean bilangan bulat adalah metode yang mengodekan bilangan dalam bentuk bilangan bulat. Pengkodean ini baik digunakan untuk masalah optimasi kombinatorial (Gen dan Cheng, 2000 dalam [14]).

d. Struktur Data

Pengkodean struktur data adalah model pengkodean yang menggunakan struktur data. Pengkodean ini digunakan untuk masalah kehidupan yang lebih kompleks seperti perencanaan jalur robot dan masalah pewarnaan Grap (Davis:1991 dalam [14]).

#### 2.2.4 Operator Genetika

Algoritma genetika merupakan proses pencarian yang heuristik dan acak sehingga penekanan pemilihan operator yang digunakan sangat menentukan keberhasilan algoritma genetika dalam menemukan solusi optimum suatu masalah yang diberikan. Hal yang harus diperhatikan adalah menghindari terjadinya konvergensi prematur, yaitu mencapai solusi optimum yang belum waktunya, dalam arti bahwa solusi yang diperoleh adalah hasil optimum lokal.

Operator genetika digunakan setelah proses evaluasi tahap pertama untuk membentuk suatu populasi baru dari generasi sekarang. Operator-operator tersebut adalah operator seleksi, *crossover*, dan mutasi.

##### 2.2.4.1 Operator Seleksi

Seleksi bertujuan memberikan kesempatan reproduksi yang lebih besar bagi anggota populasi yang paling fit. Langkah pertama dalam seleksi ini adalah pencarian nilai *fitness*. Masing-masing individu dalam suatu wadah seleksi akan menerima probabilitas reproduksi yang tergantung pada nilai objektif dirinya sendiri terhadap nilai objektif dari semua individu dalam wadah seleksi tersebut. Nilai fitness inilah yang nantinya akan digunakan pada tahap-tahap seleksi

berikutnya [15].

Kemampuan algoritma genetika untuk memproduksi kromosom yang lebih baik secara progresif tergantung pada penekanan selektif (*selective pressure*) yang diterapkan ke populasi. Penekanan selektif dapat diterapkan dalam dua cara. Cara pertama adalah membuat lebih banyak kromosom anak yang dipelihara dalam populasi dan memilih hanya kromosom-kromosom terbaik bagi generasi berikut. Walaupun orangtua dipilih secara acak, metode ini akan terus menghasilkan kromosom yang lebih baik berhubungan dengan penekanan selektif yang diterapkan pada individu anak tersebut.

#### **2.2.4.2 Operator Crossover**

*Crossover* (penyilangan) dilakukan untuk memperoleh generasi anak (*offspring*) dari dua buah kromosom induk. Kromosom anak yang terbentuk akan mewarisi sebagian sifat kromosom induknya. Metode *crossover* yang paling sering digunakan dalam algoritma genetika sederhana untuk kromosom biner adalah *crossover* satu titik (*one point crossover*) [15].

Pada *crossover* ada satu parameter yang sangat penting yaitu peluang *crossover* ( $P_c$ ). Peluang *crossover* menunjukkan rasio dari anak yang dihasilkan dalam setiap generasi dengan ukuran populasi. Misalkan ukuran populasi ( $popsiz=100$ ), sedangkan peluang *crossover* ( $P_c=0,25$ ), berarti bahwa diharapkan ada 25 (dua puluh lima) kromosom dari 100 kromosom yang ada pada populasi tersebut akan mengalami *crossover*.

#### **2.2.4.3 Operator Mutasi**

Mutasi merupakan proses mengubah nilai dari satu atau beberapa gen dalam suatu kromosom. Operasi *crossover* yang dilakukan pada kromosom dengan tujuan untuk memperoleh kromosom-kromosom baru sebagai kandidat solusi pada generasi mendatang dengan *fitness* yang lebih baik, dan lama-kelamaan menuju solusi optimum yang diinginkan. Akan tetapi, teknik mencapai hal ini, penekanan selektif juga memegang peranan yang penting. Jika dalam proses pemilihan kromosom-kromosom cenderung terus pada kromosom yang memiliki *fitness* yang tinggi saja, konvergensi prematur yaitu mencapai solusi

yang optimal lokal sangat mudah terjadi. Dengan kata lain, proses pencarian solusi yang optimum terperangkap pada salah satu bagian dari ruang pencarian sehingga tidak mampu mengeksplorasi bagian-bagian lainnya karena kromosom-kromosom dengan *fitness* yang baik tersebut terus bertahan [14].

### 2.3 *Tabu Search*

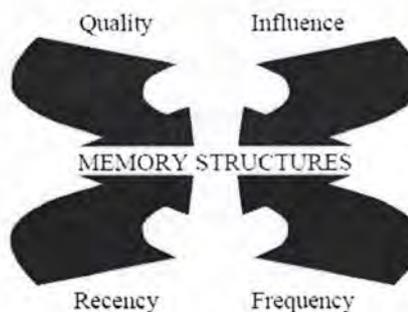
Kata tabu (atau *taboo*) berasal dari Tongan, sebuah bahasa Polynesia, yang mana telah digunakan oleh orang aborigin pulau Tongan untuk mengindikasikan barang yang tidak bisa disentuh karena disakralkan. Menurut kamusnya Webster, kata tabu juga berarti “sebuah larangan yang dibuat oleh kebiasaan/adat sosial sebagai sebuah ukuran proteksi” atau sesuatu “larangan sebagai sebuah resiko”. Dalam hal ini, resiko yang harus dihindari ialah mengikuti sebuah jalan yang dapat memberikan efek yang tidak sesuai dengan apa yang diharapkan, termasuk sesuatu yang bisa membawa ke arah terperangkap tanpa adanya jalan keluar. Di lain pihak, di dalam konteks sosial dimana “larangan proteksi” telah kadaluarsa atau tidak dipakai lagi saat ini, “tabus” pada “tabu search” menjadi ditolak atau disangkal ketika bukti sebuah alternatif pilihan menjadi sangat menarik [8]. Tabu Search bergantung pada sebuah premis pemecahan masalah, dalam hubungannya dengan kualitas intelligent, harus bekerjasama dengan memori adaptif dan eksplorasi responsif. Ciri memori adaptif pada *Tabu Search* mengijinkan adanya implementasi prosedur-prosedur yang mampu mencari ruang solusi secara ekonomis dan efektif. Karena pilihan-pilihan lokal dituntun oleh informasi-informasi yang dikumpulkan selama pencarian.

*Tabu Search* diperkenalkan oleh Fred Glover pada tahun 1986, yang setuju dengan metode *Local Search* untuk memecahkan masalah *local optima*. Pada kenyataannya, banyak elemen pada saat proposal pertama *tabu search*, dan beberapa elemen yang menjelaskan secara rinci tentang *tabu search*, diperkenalkan oleh Glover pada tahun 1977, termasuk juga penggunaan *short term memory* untuk mencegah perubahan dari pergerakan terbaru, dan frekwensi *long term memory* untuk menegaskan komponen yang menarik. Prinsip dasar *tabu search* adalah untuk mengikuti kemampuan local search bertemu sebuah *local optimum* dengan cara membiarkan *non-improving* bergerak kembali ke solusi

sebelumnya yang dicegah dengan menggunakan memori yang disebut dengan *Tabu List*, yang merekam sejarah terbaru, sebuah ide kunci yang bisa dihubungkan dengan konsep intelegensia buatan [6]. *Tabu List* yang ada pada *tabu search* digunakan untuk menyimpan sekumpulan solusi yang baru saja dievaluasi. Selama proses optimasi, pada setiap iterasi, solusi yang akan dievaluasi akan dicocokkan terlebih dahulu dengan isi *tabu list*. Apabila solusi tersebut sudah ada pada *tabu list*, maka solusi tersebut tidak akan dievaluasi lagi pada iterasi berikutnya. Apabila sudah tidak ada lagi solusi yang tidak menjadi anggota *tabu list*, maka nilai terbaik yang baru saja diperoleh merupakan solusi yang sebenarnya.

### 2.3.1 Struktur Memori pada *Tabu Search*

Struktur memori pada *Tabu Search* beroperasi dengan acuan empat dimensi yang sangat prinsip, yang terdiri dari *recency*, *frequency*, *quality* dan *influence*. Empat dimensi tersebut seperti pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Empat Dimensi dari Struktur Memori pada TS [8]

*Recency* dan *Frequency based memory* saling melengkapi antara yang satu dengan yang lainnya. Dimensi *Quality* berhubungan dengan kemampuan membedakan manfaat solusi yang diperoleh selama proses pencarian. Memori dapat mengidentifikasi elemen yang umum pada solusi yang baik atau pada path yang mengarah pada solusi yang baik. Dimensi *Influence* mempertimbangkan akibat pilihan yang dibuat selama proses pencarian tidak hanya terhadap kualitas maupun pada struktur. Memori yang digunakan pada *Tabu Search* adalah

eksplisit, yang menyimpan solusi secara lengkap, dan atributif, menyimpan informasi tentang atribut solusi yang berubah karena berpindah dari satu solusi ke solusi yang lain.

Komponen penting dari *Tabu Search* adalah strategi intensifikasi dan diversifikasi. Strategi intensifikasi di dasarkan pada modifikasi aturan pemilihan untuk mendorong kombinasi move-move dan ciri-ciri solusi terdahulu yang baik, menuntun kembali pada area yang menarik untuk diselidiki lebih dalam lagi. Memori eksplisit terkait erat dengan strategi intensifikasi, sebaliknya, tahap diversifikasi mendorong proses pencarian untuk menyelidiki area yang belum dikunjungi.

### 2.3.2 Formulasi *Tabu Search*

*Tabu Search* dapat diaplikasikan secara langsung dengan pernyataan verbal atau simbolik pada banyak macam masalah keputusan tanpa perlu mengubahnya menjadi suatu formulasi matematis. Bagaimanapun juga perlu untuk memperkenalkan notasi matematis untuk mengekspresikan permasalahan secara umum. Misalkan suatu permasalahan dikarakterisasikan sebagai suatu optimisasi (minimum dan maksimum) suatu fungsi tujuan  $f(x)$  ke  $x \in X$ , dimana  $f(x)$  mungkin linier atau non linier, dan  $X$  merupakan batasan vector variabel keputusan  $x$ . Batasan dapat memasukkan pertidaksamaan linier maupun non linier, dan mungkin untuk memaksakan semua atau beberapa komponen  $x$  untuk menerima nilai diskrit.

Representasi ini berguna untuk pemecahan masalah, tetapi banyak tidak semudah diformulasikan sebagai fungsi tujuan terhadap sejumlah batasan.  $x \in X$  mungkin menjelaskan kondisi yang mungkin atau interkoneksi yang akan rumit jika diformulasikan secara matematis, sehingga sebaiknya tetap berupa syarat verbal yang dapat dikodekan sebagai aturan.

*Tabu Search* mulai dengan cara yang sama seperti *neighbourhood search* (lokal) biasa dengan cara kerja secara iterasi dari suatu titik (solusi) ke solusi lain hingga kriteria terminasi yang telah dipilih dipenuhi. Setiap  $x \in X$  mempunyai

kaitan dengan *neighbourhood*  $N(x) \subset X$ , dan setiap solusi  $x' \in N(x)$  yang dicapai dari  $x$  oleh suatu operasi disebut suatu *move*.

Teknik iteratif pada *Tabu Search* menggunakan *short-term memory* untuk menjaga agar proses pencarian tidak terjebak pada nilai optimum lokal. Di antara prosedur-prosedur optimasi, teknik iteratif memegang peranan penting untuk kebanyakan masalah optimasi, tidak ada prosedur yang diketahui secara umum untuk mendapatkan solusi optimal secara langsung. Langkah umum dari sebuah prosedur iteratif terdiri atas penyusunan dari sebuah "*current solution i*" ke "*next solution j*" dan memeriksa apakah harus berhenti di sana atau melakukan langkah yang lain. Metode-metode "*neighbourhood search*" adalah prosedur iteratif di mana sebuah "*neighbourhood N(i)*" ditetapkan untuk "*solution i*" yang mungkin dan "*solution j*" yang selanjutnya dicari diantara "*solution N(i)*" [7].

Metode "*neighbourhood search*" yang terkenal yang telah digunakan untuk menemukan sebuah penaksiran untuk nilai minimum dari "*real-valued function f*" pada sebuah kumpulan  $S$  adalah "*metode descent*", yang dijabarkan sebagai berikut:

- Langkah 1: Pilih "*solution i*" awal pada  $S$
- Langkah 2: Temukan "*j*" yang terbaik pada  $N(i)$   
(contoh:  $f(j) \leq f(k)$  untuk  $k$  apa saja yang ada pada  $N(i)$ )
- Langkah 3: Hentikan jika  $f(j) \geq f(i)$ . Yang lain, susun  $i=j$  dan lanjutkan ke langkah 2

Metode seperti itu secara jelas bisa berhenti pada minimum lokal namun tidak pada global minimum sebuah  $f$ . Secara umum  $N(i)$  tidak diartikan secara eksplisit, kita bisa mencari  $j$  dengan cara menjelajahi beberapa petunjuk/arah dari  $i$  (contohnya "*coordinate axes*").

Untuk memperbaiki efisiensi dari proses eksplorasi, seseorang perlu untuk mengawasi tidak hanya informasi lokal saja tetapi juga beberapa informasi lain yang berkaitan dengan proses eksplorasi. Penggunaan yang sistematis dari memori adalah fitur yang perlu sekali dalam *tabu search*. Sementara itu kebanyakan metode-metode eksplorasi pada dasarnya menyimpan memori nilai  $f(i^*)$  dari solusi terbaik  $i^*$  yang dikunjunginya, *tabu search* juga akan menyimpan informasi di *itinerary* melalui solusi terakhir yang dikunjunginya. Informasi



tersebut akan digunakan untuk menuntun gerakan dari  $i$  ke solusi selanjutnya  $j$  untuk dipilih di  $N(i)$ . Peranan memorinya adalah untuk membatasi pilihan-pilihan dari  $N(i)$  dengan cara melarang perpindahan ke beberapa solusi di lingkungannya. Dimana jika diperhatikan bahwa struktur lingkungan  $N(i)$  dari sebuah solusi  $i$  akan berubah-ubah dari interaksi satu ke interaksi yang lainnya. Sehingga akan lebih tepat jika *tabu search* dimasukkan ke sebuah kelas yang disebut "*dynamic neighbourhood search techniques*".

Sebagai contoh pertimbangkan sebuah masalah optimasi dengan jalan berikut: ada sekumpulan  $S$  dari solusi yang mungkin dan sebuah fungsi  $f:S \rightarrow R$  menemukan beberapa solusi  $i^*$  pada  $S$  adalah hal yang dapat diterima berkenaan dengan beberapa kriteria. Umumnya kriteria dari hal yang diterima akan menjadi  $f(i^*) \leq f(i)$  untuk setiap  $i$  pada  $S$ . Dalam situasi demikian *tabu search* akan menjadi *exact minimization algorithm* asalkan proses eksplorasi menjamin bahwa setelah beberapa langkah terbatas seperti  $i^*$  tersebut akan tercapai. Akan tetapi kebanyakan tercapainya  $i^*$  seperti itu tidak terjamin. Oleh karena itu *tabu search* secara sederhana dapat dipandang sebagai sebuah prosedur *heuristic* yang umum sekali. Karena *tabu search* melibatkan beberapa peraturan pada operasinya, akan lebih tepat jika *tabu search* digolongkan sebagai sebuah *metaheuristic*. Perannya adalah untuk menuntun dan mengorientasi pencarian dari prosedur pencarian yang lain [7].

### 2.3.3 Efisiensi dari Solusi Metode Iteratif

Efisiensi dari metode solusi iteratif kebanyakan bergantung pada model/contohnya. Parameter yang baik tidak akan pernah menyeimbangkan pilihan buruk dari struktur lingkungan atau fungsi obyektifnya. Sebaliknya model yang efektif seharusnya menuju pada teknik-teknik yang kuat yang tidak terlalu sensitif terhadap keadaan-keadaan parameter yang berbeda. Berikut akan dijelaskan beberapa petunjuk umum untuk mendesain metode solusi iteratif yang efisien.

#### a. Model yang Efektif

Metode-metode solusi iteratif dipandang sebagai jarak untuk dijalani pada keadaan grafik ruang  $G(S,A)$  dimana vertex  $S$  merupakan kumpulan solusi yang

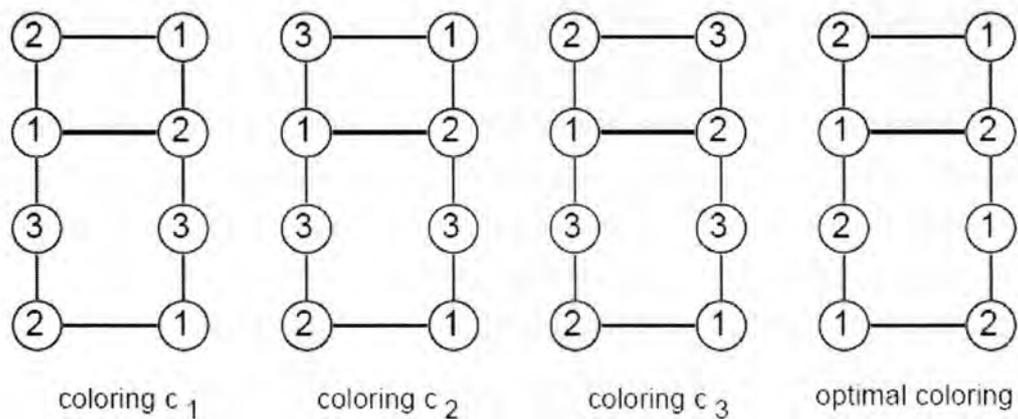
sudah dikerjakan dan ada sebuah busur  $(i,j) \in A$  dari  $i$  ke  $j$  jika  $j \in N(i)$ . Memilih solusi awal sama dengan menghasilkan sebuah vertex di  $G$  dan sebuah langkah dari prosedur iteratif terjadi karena berpindah dari vertex  $i$  sekarang menuju ke sebuah vertex berdekatan dengan  $i$ . Untuk masalah optimasi yang diberikan, biasanya ada banyak cara untuk mendefinisikan keadaan grafik ruang  $G$  dan sangat perlu untuk memilih satu cara yang memuaskan kondisi berikut.

*Dengan adanya  $i$  pada  $S$ , ada jalan kecil dari  $i$  menuju solusi optima  $i^*$ . (\*)*

*Jika sebuah solusi yang tidak memuaskan kondisi ini dikunjungi selama proses iteratif, maka solusi optimal tidak akan pernah tercapai.*

Untuk mengilustrasikan fakta ini, mari kita pertimbangkan masalah pewarnaan grafik: dengan adanya grafik  $H=(V,E)$ , seseorang harus menemukan pewarnaan puncaknya dengan warna sedikit mungkin sehingga tidak ada dua puncak yang dihubungkan dengan pinggirannya memiliki warna yang sama (pewarnaan seperti itu disebut pewarnaan yang dapat dikerjakan dengan mudah). Seseorang dapat mendefinisikan kumpulan  $S$  dari solusi yang mudah dikerjakan sebagai sebuah kumpulan pewarnaan yang mudah dikerjakan yang tidak lebih menggunakan sejumlah pewarnaan yang diberikan; sebagai contoh, loncatan lebih ke atas mungkin merupakan sejumlah pewarnaan yang digunakan pada solusi awal. Definisikan lingkungan  $N(i)$  dari solusi  $i$  sebagai kumpulan pewarnaan yang mudah dikerjakan yang dapat diraih dari  $i$  dengan cara merubah warna persis satu puncak. Hal ini menyebabkan sebuah keadaan ruang grafik yang tidak memuaskan kondisi (\*).

Pertimbangkan sebuah contoh pada gambar 2.2 : jika metode solusi iterative menghampiri pewarnaan  $C$ , dan jika loncatan atas pada sejumlah pewarnaan yang mungkin digunakan adalah 3, maka pewarnaan optimal yang hanya menggunakan 2 (dua) warna tidak akan pernah tercapai.



Gambar 2.3 Metode Solusi Iteratif pada Pewarnaan Grafik [7]

Pada tingkat ini adalah hal yang penting untuk berkata bahwa kumpulan  $S$  dari solusi-solusi yang mungkin tidaklah perlu sebagai kumpulan solusi dari masalah yang asli; dalam beberapa hal mungkin menjadi sangat sulit untuk mendefinisikan struktur lingkungan yang memuaskan kondisi (\*). Jika solusi-solusi dari masalah yang asli harus memuaskan kumpulan  $C$  dari pembatas, maka terkadang merupakan hal bijaksana untuk mendefinisikan  $S$  sebagai kumpulan solusi yang memuaskan subset  $C' \subset C$  yang tepat dari pembatas.

Masing-masing puncak  $i$  dari grafik ruang keadaan  $G$  memiliki sebuah nilai  $f(i)$ . Nilai ini dipertimbangkan sebagai ketinggian, ini menyebabkan topologi dengan lembah yang berisi optima lokal. Adalah penting untuk mendefinisikan  $f$  sedemikian rupa sehingga tidak ada terlalu banyak lembah atau dataran tinggi yang besar. Tentu saja dalam kasus seperti itu merupakan hal yang sangat sulit untuk menuntun pencarian terhadap solusi optimal yaitu dasar dari salah satu lembah yang paling dalam.

Untuk masalah pewarnaan grafik, mengartikan nilai  $f(i)$  dari pewarnaan  $i$  sebagai sejumlah pewarnaan yang digunakan pada  $i$  menyebabkan dataran tinggi yang sangat besar karena semua solusi mempunyai sebuah nilai dengan bilangan bulat milik interval kecil  $[f(i^*), U]$ , dimana  $f(i^*)$  adalah nilainya solusi optimal dan  $U$  adalah loncatan atas.

#### **b. Perhitungan yang Efektif**

Pada masing – masing langkah metode solusi iterative, banyak solusi harus dievaluasi dan merupakan hal yang penting untuk menunjukkan perhitungan ini dengan cara yang efisien. Untuk solusi  $i$  dan perpindahan  $m$ , sering lebih mudah untuk menghitung  $\Delta(i,m)$  diartikan sebagai  $f(i \oplus m) - f(i)$  daripada  $f(i \oplus m)$ . Pada beberapa kasus adalah hal yang mungkin untuk menyimpan nilai-nilai  $\Delta(i,m)$  untuk semua  $m \in M(i)$ . Pada kasus tersebut jika perpindahan  $m$  diaplikasikan terhadap dua solusi  $i$  dan  $j$  yang berurutan, ( $m \in M(i) \cap M(j)$ ), kemudian hal tersebut sering kali muncul sehingga  $\Delta(j,m)$  bahkan dihitung dengan mudahnya. Untuk beberapa masalah dengan adanya solusi  $i$  dan  $j$  yang berurutan,  $m \in M(i)$  maka akan sulit untuk menghitung  $f(i \oplus m)$ . Ambil contoh masalah rute kendaraan (*Vehicle Routing Problem/VRP*). Definisikan solusi  $i$  sebagai penugasan dari pelanggan terhadap kendaraan dan perpindahan  $m$  sebagai transfer milik satu pelanggan dari satu kendaraan ke kendaraan lain. Jika obyektifnya adalah untuk memperkecil jarak total yang ditempuh, maka menghitung  $f(i \oplus m)$  sama dengan memecahkan masalah *salesman traveling problem* (TSP).

Pada kasus – kasus seperti itu, menggunakan metode heuristic yang cepat untuk mengevaluasi solusi lingkungan merupakan hal yang perlu. Sekali solusi lingkungan yang terbaik telah ditentukan, akan digunakan tehnik yang lebih rumit untuk memperbaikinya. Contohnya pada V R P, dimana metode sisipan yang sederhana digunakan untuk menemukan lingkungan terbaik  $j \in N(i)$ .

#### **2.3.4 Penggunaan yang Efisien dari Memori**

Pada bagian sebelumnya telah dideskripsikan prosedur umum dari *Tabu Search*, dan telah dilihat bahwa penggunaan memori merupakan fitur yang perlu dari *Tabu Search*. Kondisi – kondisi tabu biasanya dipertimbangkan sebagai sebuah *short – term memory* yang mencegah siklus pada beberapa tingkat. Pada bagian ini akan digambarkan beberapa kebijaksanaan yang efisien untuk pengelolaan daftar tabu (*tabu list*). Pada bagian ini juga ditunjukkan bagaimana penggunaan memori bisa membantu untuk memperkuat pencarian di wilayah –

wilayah yang bagus atau untuk membuat pencarian yang bervariasi terhadap wilayah – wilayah yang tak terjelajahi.

#### **a. Ukuran Daftar Tabu yang Berubah-ubah**

Telah dilihat bahwa penggunaan beberapa daftar tabu sekaligus merupakan hal yang tepat. Dalam bagian ini diskusi dibatasi pada hal tentang uniknya daftar tabu tetapi diperluas tentang hal yang umum. Peranan mendasar dari daftar tabu adalah mencegah/menghalangi peredaran. Jika panjangnya daftar terlalu kecil, maka peranan tersebut tidak akan tercapai; sebaliknya ukuran yang terlalu panjang menimbulkan terlalu banyak batasan dan hal ini telah diamati bahwa nilai *mean* dari solusi yang dikunjungi bertambah seiring dengan peningkatan ukuran daftar tabu. Biasanya besarnya urutan dari ukuran ini secara mudah ditentukan. Tetapi dengan adanya masalah optimisasi sering sulit atau bahkan mustahil untuk menemukan sebuah nilai yang mencegah peredaran dan tidak secara berlebihan membatasi pencarian untuk semua hal dari masalah ukuran tertentu.

Sebuah jalan yang efektif untuk menghindari kesulitan ini adalah dengan menggunakan daftar tabu dengan ukuran yang berubah – ubah. Masing – masing elemen dari daftar merupakan milik daftar tabu tersebut untuk sejumlah iterasi yang dikelilingi oleh nilai – nilai maksimal dan minimal tertentu.

#### **b. Intensifikasi dari Pencarian**

Untuk memperkuat pencarian pada wilayah – wilayah yang menjanjikan, pertama – tama harus kembali pada salah satu dari solusi terbaik yang ditemukan sejauh ini. Lalu ukuran daftar tabu secara sederhana dikurangi untuk sejumlah iterasi yang kecil.

Pada beberapa kasus, teknik – teknik yang lebih rumit digunakan. Beberapa masalah optimisasi dapat dibagi menjadi masalah – masalah yang lebih kecil. Memecahkan masalah ini secara optimal dan mengkombinasikan solusi yang sebagian akan membawa pada solusi optimal. Kesulitan strategi semacam itu secara nyata adalah di dalam menemukan sekat atau pemisah yang bagus.

Seperti yang telah disebutkan sebelumnya, untuk alasan – alasan yang berkaitan dengan waktu perhitungan heuristik cepat dan lingkungan ukuran yang pantas digunakan pada tiap langkah dari *Tabu Search*. Cara – cara untuk memperkuat pencarian merupakan penggunaan lebih pada heuristik yang rumit atau bahkan metode yang tepat atau juga pembesaran lingkungan.

Pelaksanaan intensifikasi berdasarkan pada "*Long-term memory*" juga merupakan hal yang mungkin. Masing – masing solusi atau pergerakan dapat digolongkan dengan kumpulan komponen- komponen. Komponen dari pergerakan yang baik atau solusi yang baik akan dihafalkan. Selama fase intensifikasi, pergerakan atau solusi tersebut dievaluasi mengingat akan jumlah komponen yang baiknya. "*Long-term memory*" ini mungkin dipandang sebagai sejenis proses pembelajaran.

### **c. Diversifikasi**

Untuk menghindari agar wilayah luar dari grafik ruang keadaan secara lengkap tetap tak terjelajahi, diversifikasi pencarian merupakan hal yang penting. Cara yang paling sederhana untuk melakukan hal tersebut dengan melakukan beberapa permulaan kembali yang random. Cara yang berbeda yang menjamin eksplorasi wilayah – wilayah yang tak terjelajahi adalah dengan menghukum pergerakan – pergerakan yang sering dipertujukan atau solusi – solusi yang sering dikunjungi.

Ukuran ini diatur cukup besar untuk memastikan pelarian dari wilayah tertentu. Fungsi obyektif yang dimodifikasi digunakan untuk sejumlah iterasi tertentu. Juga merupakan hal yang mungkin untuk menggunakan hukuman tersebut pada pergerakan – pergerakan yang sering dipertunjukkan selama prosedur pencarian secara keseluruhan.

Pada kasus dimana solusi yang mudah dikerjakan harus memuaskan kumpulan pembatas, maka pada kasus tersebut akan muncul sebagai gunung – gunung yang tak dapat diseberangi (pada ketinggian yang tak terbatas). Jeda pada pembatas – pembatas ini dan hukuman terhadap pelanggarannya dapat disamakan dengan pengurangan tinggi gunung. Kemudian ada kemungkinan bisa melewati rintangan ini dan meraih lembah yang lain dalam beberapa langkah. Selama fase diversifikasi, solusi – solusi yang dikunjungi dapat dikerjakan dengan mudah

(karena pembatas – pembatas telah dikendurkan). Untuk mendapatkan lagi solusi tersebut, hukuman bagi pelanggaran pembatas yang dikendurkan itu secara bertahap akan dinaikkan.

### 2.3.5 Beberapa Aplikasi *Tabu Search*

*Tabu Search* telah diaplikasikan pada banyak masalah optimisasi gabungan. Pada bagian ini akan digambarkan beberapa dari aplikasi *Tabu Search* sebagai ilustrasi terhadap unsur – unsur *Tabu Search* dan beberapa cara praktis mengimplementasiannya. Lebih detailnya pada aplikasi dan referensinya dapat ditemukan di [Hertz & de Werra, 1990], [Glover, Tallard, Laguna & de Werra, 1992].

#### a. Masalah Pewarnaan Grafik (Hertz & de Werra, 1987)

Dengan adanya sebuah grafik  $G = (V, E)$  kita harus menemukan pewarnaan dari puncaknya dengan warna yang sesedikit mungkin. Pembatasnya yang unik adalah bahwa dua puncak dihubungkan dengan sebuah tepi/pinggiran seharusnya tidak menerima warna yang sama.

Dengan kata lain, pewarnaan dari puncak  $G$  pada warna  $k$  merupakan dinding pemisah puncak  $V$  menjadi  $k$ . Untuk mendefinisikan kumpulan  $S$  dari solusi yang mudah dikerjakan, pembatas uniknya telah dikendurkan dan TS digunakan untuk menemukan jika mungkin pewarnaan pada sejumlah warna  $k$  yang diberikan. Dengan kata lain solusi yang dapat dikerjakan dengan mudah itu merupakan pembatas  $V(V_1, \dots, V_k)$  apapun menuju set  $k$ . Dengan mengartika  $E(V_r)$  sebagai kumpulan tepian yang memiliki kedua titik akhir pada  $V_r$ , maka tujuannya adalah untuk memperkecil  $\sum_{r=1}^k |E(V_r)|$ .

Karenanya solusi nilai 0 dapat disamakan dengan pewarnaan  $G$  pada warna  $2^k$ . Seperti yang baru saja disebutkan, definisi  $S$  sebagai kumpulan dari semua pembatas  $V$  menjadi kumpulan independent (dimana pembatas unik dari masalahnya tidak dikendurkan) dan fungsi obyektif sebagai sejumlah warna – warna menyatakan secara tak langsung bahwa sejumlah besar pergerakan (yang merubah warna dari puncak unik) mempunyai nilai

yang sama (sangat sedikit yang bertambah baik). Jika hal ini terjadi maka akan sulit untuk menuntun pencarian pada situasi yang sedemikian.

Pada model efisiensi dari TS yang digambarkan di atas, lingkungan  $N(i)$  dari solusi  $i$  terdiri dari semua solusi – solusi yang dihasilkan dari  $i$  dengan modifikasi lokal berikut ini : pindahkan puncak yang merupakan titik akhir tepi monokromatik (kedua titik tersebut ada pada  $V_r$  yang sama) ke set  $V_q$  ( $q \neq r$ ). Ketika puncak  $V$  dipindahkan dari  $V_r$  ke  $V_q$ , pasangan  $(V, r)$  diperkenalkan di daftar tabu  $T$ . Ini artinya bahwa memperkenalkan  $V$  di  $V_r$  selama iterasi  $|T|$  merupakan hal yang dilarang. Untuk lebih detailnya bacalah *reference* [Hertz & de Werra, 1987].

**b. Masalah Set Independen Maximum [Friden, hertz & de Werra, 1987], [Friden, Hertz & de Werra, 1990].**

Dengan adanya grafik  $E = (V, E)$  kita harus menentukan subset  $X$  dan  $V$  sebesar mungkin seperti  $E(X) = \emptyset$  (dimana  $E(X)$  merupakan kumpulan pinggiran/ tepian yang memiliki titik akhir di  $X$ ).

TS telah diadaptasikan untuk mencoba menentukan di  $E$  kumpulan independent ukuran  $k$  tertentu. Sekali lagi pembatas unik dari masalah tersebut telah dikendurkan. Solusi adalah subset  $x$  apapun dari  $V$  ukuran  $k$  dan fungsi obyektifnya adalah  $|E(x)|$ . Lingkungannya terdiri dari pertukaran puncak  $v \in X$  dengan puncak  $W \in V - X$ . Ukuran solusi lingkungan sama dengan  $k$  ( $n - k \in O(nk)$  dimana  $n = |V|$ ). Untuk puncak  $v \in V$ , mari kita menunjuk  $\Gamma_x(v)$  sebagai kumpulan puncak – puncak  $W$  dan  $X$  yang dihubungkan ke  $V$  dengan tepian. Puncak  $V$  dan  $X$  dipisah menurut nilai non – penurunan  $\Gamma_x(W)$ . Menjaga kedua daftar tersebut supaya terpisah memerlukan waktu  $O(n)$ . Tiga daftar tabu digunakan. Daftar tabu yang pertama  $T_1$  menyimpan solusi yang dikunjungi terakhir dan yang kedua  $T_2$  (berturut – turut yang ketiga  $T_3$ ) mengandung puncak terakhir yang diperkenalkan ke  $X$  (berturut – turut bergeser dari  $X$ ). Seperti yang ditunjukkan di [Friden, Hertz & de Werra, 1989], dengan menggunakan teknik – teknik penghancuran

untuk melaksanakan  $T_1$  dan memilih nilai konstan yang kecil untuk  $|T_2|$  dan  $|T_3|$ , lingkungan yang terbaik mungkin ditemukan pada praktek hamper pada waktu yang konstan. Karenanya satu langkah TS menghabiskan waktu di  $O_{(n)}$  daripada  $O_{(nk)}$ .

Adaptasi TS yang benar - benar berbeda dari masalah kumpulan independen maximum telah digambarkan di [Friden, Hertz & de Werra, 1990] TS digunakan untuk mendapatkan loncatan pada sebuah cabang dan algorithm loncatan. Pada masing algorithm hitungan, mari kita mendefinisikan dua kumpulan I dan O puncak yang dipaksa secara berturut - turut untuk berada di dalam dan di luar kumpulan independent maximum. Misalkan X menjadi kumpulan independent terbesar yang sejauh ini ditemukan. Maka TS digunakan untuk menutupi klik  $|X| - |I|$  dengan puncak sebanyak mungkin pada grafik H yang disebabkan oleh  $U = V - \{I \cup O\}$ . Misalkan W merupakan kumpulan puncak yang ditutupi oleh klik. Jika  $|W| = |U|$  yang mundur muncul karena H tidak dapat memuat kumpulan yang stabil dari ukuran yang lebih besar dari  $|X| - |I|$ . Sebaliknya kita menghasilkan masalah sub yang baru untuk masing - masing puncak  $v \in U - W$  dengan cara memperkenalkan v di I dan juga menambahkan semua puncak yang berdekatan dengan V di O.

Menggunakan sebuah teknik yang sedikit rumit untuk menutupi puncak - puncak H dengan klik memerlukan waktu yang sedikit, akan tetapi jumlah cabang - cabang yang dihasilkan pada masing - masing *algorithm* loncatan umumnya lebih besar. Hal tersebut telah ditunjukkan bahwa menggunakan TS untuk mengurangi sejumlah cabang dapat menghabiskan waktu. Untuk lebih detail dapat ditemuka di [Friden, Hertz & de Werra, 1990].

### c. Masalah Rencana Mata Pelajaran

Pada dasarnya masalah rencana pelajaran dapat diformulasikan sebagai masalah pewarnaan grafik; mata pelajaran merupakan puncak - puncak grafik, periode/waktunya dapat disamakan dengan warna - warna dan dua puncak dihubungkan dengan sebuah tepian jika pelajaran yang sama tidak diberikan

pada waktu yang sama. Pada masalah – masalah hidup yang nyata banyak pembatas – pembatas tambahan yang harus diperhatikan dan kebanyakan teknik – teknik optimisasi hamper tidak dapat menghadapi semua syarat – syarat spesifik dari masing – masing sekolah.

TS telah diaplikasikan dengan sukses untuk masalah ini dengan cara memperluas adaptasinya ke masalah pewarnaan grafik. Solusi yang dapat dikerjakan dengan mudah diartikan sebagai rencana yang memuaskan subset  $C$  pembatas dan solusi lingkungan diperoleh dengan memodifikasi rencana dari satu mata pelajaran. Jika semua mata pelajaran berakhir satu periode, maka hal ini sama dengan perubahan warna dari satu puncak. Untuk memutuskan apakah pembatas tertentu seharusnya dimasukkan ke  $C$ , petunjuk berikut ini dapat digunakan ; sebuah mata pelajaran seharusnya tidak pernah diberikan dalam satu period jika tugasnya menyebabkan rencana mata pelajaran yang tidak memuaskan semua pembatas. Selain itu konflik antara dua mata pelajaran seharusnya tidak menjadi sebuah kondisi yang cukup untuk menghalangi sebuah tugas.

Sebagai contoh mari kita pertimbangkan dua mata pelajaran  $C_1$  dan  $C_2$  yang melibatkan siswa – siswa umum. Jika  $C_1$  tidak dapat direncanakan pada periode  $p$  dengan berbagai alasan (seperti guru yang mungkin tidak hadir pada waktu itu), maka kemudian kita seharusnya tidak pernah mengunjungi sebuah solusi dimana  $C_1$  diberikan pada waktu  $p$ . Namun, jika pembatas ini tidak ada dan  $C_2$  direncanakan pada waktu  $p$ , maka kita diijinkan untuk merencanakan  $C_1$  pada waktu  $p$ , bahkan jika hal ini melanggar pembatas dari bersamaan waktu pelajaran yang melibatkan siswa umum. Alasannya adalah bahwa mungkin  $C_1$  diberikan pada waktu  $p$  dalam rencana yang optimal dan pelanggaran dari pembatas dapat dibatalkan dengan cara memindahkan mata pelajaran  $C_2$  ke periode lain. Seperti yang disebutkan [Hertz, 1992], model seperti itu mampu menangani masalah – masalah jam perjalanan dengan mata pelajaran pilihan, jendela waktu dan syarat – syarat tugas awal, kepadatan, pembatas yang geografis dan yang harus diutamakan, dan mata pelajaran tersebut dapat mempunyai durasi – durasi yang berbeda.

## 2.4 Tinjauan Penelitian Sebelumnya

Beberapa penelitian sebelumnya tentang penjadwalan telah dilakukan oleh banyak peneliti dengan berbagai kelebihan dan kelemahan yang ditemukan. Berikut adalah penelitian-penelitian yang sudah pernah dilakukan dengan berbagai metode dan spesifikasi sistem yang berbeda.

- a. Aldy Gunawan, dan kawan-kawan [1] menyelesaikan masalah penjadwalan mata kuliah menggunakan tiga metode *metaheuristic*, yaitu: *simulated annealing* (SA), *tabu search* (TS), dan *genetic algorithm* (GA). Dari uji coba yang dilakukan diperoleh hasil bahwa semua metode *metaheuristic* dapat menghasilkan solusi yang sangat baik dibandingkan dengan pengalokasian secara manual. Secara umum, unjuk kerja algoritma TS lebih baik di bandingkan algoritma SA dan GA dalam batas kualitas solusi yang dihasilkan, dan algoritma SA mempunyai waktu komputasi lebih cepat daripada algoritma TS dan GA.
- b. Penjadwalan mata kuliah menggunakan *advanced genetic algorithms* sudah dilakukan oleh Spyros dan kawan-kawan [3]. Metode ini menggunakan "*indirect representation*" yang didasarkan pada alokasi prioritas peristiwa. Metode ini juga menggunakan sejumlah operator pencarian lokal, yang mencakup operator Micro-GA kombinatorial Hill-Climbing, untuk menghindari optimum lokal dan memenuhi batasan-batasan yang diberikan, serta menemukan solusi optimal secara efisien.
- c. Rosca [11] menggunakan *genetic algorithm* untuk menyusun jadwal ruangan pada Universitas Bridgeport. Persentase yang digunakan untuk probabilitas *crossover* adalah 60%, probabilitas mutasi 0.5% dan jumlah populasi adalah 100. Hasil yang diperoleh dengan menggunakan uji coba 30 mata kuliah dan 6 ruangan, dihasilkan jadwal ruangan yang layak setelah 10 sampai 15 generasi.
- d. Horman [12] juga menggunakan *Genetic Algorithm* untuk membuat jadwal ujian pada Universitas New South Wales. Untuk permasalahan

ini hasil implementasi menunjukkan *algoritma genetic* dapat memberikan solusi lebih baik dibandingkan menggunakan pendekatan algoritma Jenkin.

- e. Misevicius [13] menggunakan iterasi *tabu search* untuk pemecahan masalah TSP (*Travelling Salesman Problem*). Algoritma Iterasi *tabu search* merupakan pengembangan dari *tabu search* yang didasarkan pada paradigma penyempurnaan dan konstruksi ulang. Hasil yang diperoleh dari algoritma ini untuk masalah TSP sangat menjanjikan.

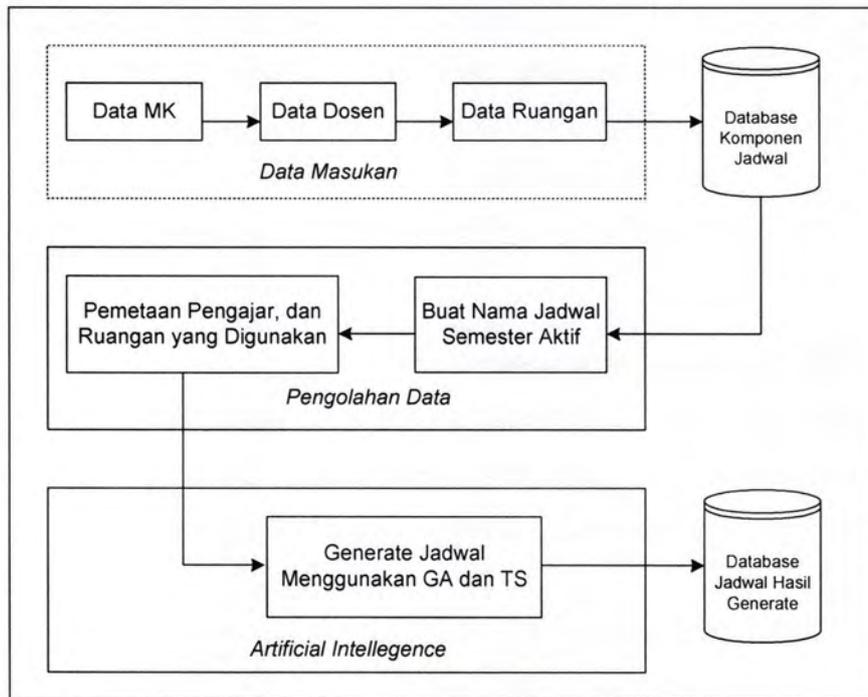
## 2.5 Penelitian yang Akan Dilakukan

Berdasarkan tinjauan penelitian sebelumnya tentang masalah penjadwalan dan metode-metode yang digunakan untuk menyelesaikan masalah-masalah tersebut, maka ketegasan terhadap penelitian yang akan dilakukan adalah sebagai berikut:

- a. Melalui penelitian ini akan dilakukan penyelesaian masalah penjadwalan mata kuliah dengan menerapkan kombinasi algoritma genetika (GA) dan *tabu search* (TS), dengan harapan dapat menghasilkan solusi yang optimal dan waktu komputasi yang cepat.
- b. Penyelesaian masalah penjadwalan ini akan melibatkan batasan-batasan (*constraints*) yang dikategorikan sebagai *hard* dan *soft constraints*, berdasarkan pada kondisi-kondisi umum dalam penjadwalan dan pertimbangan-pertimbangan pada situasi nyata di lapangan.
- c. Data yang akan dijadikan acuan sebagai uji coba dan evaluasi dari implementasi kombinasi metode ini adalah data yang diambil dari Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Dalam penelitian ini, sistem kerja penelitian dibagi dalam 3 (tiga) bagian utama yaitu: inisialisasi data masukan (penentuan komponen permasalahan), pengolahan data masukan, dan *generate* jadwal menggunakan *Genetic Algorithm*

dan *Tabu Search*. Blok diagram dari rancangan penelitian ini, tampak seperti pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Blok Diagram Rencana Penelitian

# BAB 3 METODE PENELITIAN

## **BAB 3**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Materi Penelitian**

Materi penelitian utama adalah sekumpulan data mata kuliah, data dosen, ruang kuliah serta laboratorium yang ada pada Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Pengumpulan sampel dilakukan dengan memasukkan semua data yang diperlukan pada penelitian ini ke dalam sebuah *database* yang sudah dipersiapkan sebelumnya.

#### **3.2 Alat Penelitian**

Alat yang digunakan dalam penelitian ini berupa:

- a. Perangkat keras
  - 1 unit Komputer Intel Pentium 4 *Server* 3.0 GHz, dengan RAM 1 GB
- b. Perangkat lunak
  - Borland Delphi 7.0 untuk membuat perangkat lunak.
  - *MySQL Server 5.0* sebagai pengolah *database* dan penyimpanan data yang diperlukan.

#### **3.3 Tahapan-tahapan Penelitian**

Penelitian dilakukan dengan tahapan-tahapan sebagai berikut.

- a. Pengumpulan data.
- b. Perancangan pengolahan data
- c. Pembuatan perangkat lunak untuk pembuatan tabel jadwal mata kuliah setiap semester.
- d. Pengujian perangkat lunak yang dihasilkan dengan beberapa kelompok data riil.

### 3.3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mendata semua mata kuliah pada semester genap tahun 2007/2008 pada Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Selain data mata kuliah, juga didata semua data dosen (dosen dalam dan luar Jurusan), ruangan (baik ruang kuliah maupun ruang laboratorium), dan data permintaan waktu mengajar dosen (prioritas dosen mengajar).

### 3.3.2 Perancangan Pengolahan Data

Data yang sudah terkumpul selanjutnya disimpan dalam satu *database*, kemudian diklasifikasikan berdasarkan kebutuhan untuk proses pengkodean. Klasifikasi-klasifikasi data dalam *database* tersebut digambarkan dalam bentuk tabel yang terdiri atas 10 (sepuluh) tabel. Tabel-tabel tersebut adalah sebagai berikut.

#### 3.3.2.1 Tabel Mata Kuliah

Tabel mata kuliah ini digunakan untuk menampung data tentang mata kuliah yang ada pada Jurusan Teknik Elektro, FTI ITS. Adapun atribut-atribut pada tabel mata kuliah ini tampak seperti pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Tabel Mata Kuliah

No	Nama Field	Tipe
1	kode_matakuliah	varchar(20)
2	nama_mata_kuliah	varchar(40)
3	semester	int
4	keterangan	varchar(10)
5	jumlah_sks	int
6	idprogram_studi	varchar(20)

#### 3.3.2.2 Tabel Pengajar

Tabel pengajar digunakan untuk menampung data identitas pengajar (dosen). Adapun atribut-atribut pada tabel pengajar adalah tampak seperti pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Tabel Pengajar

No	Nama Field	Tipe
1	kode_pengajar	varchar(4)
2	nama_pengajar	varchar(50)
3	sex	varchar(10)
4	nip	varchar(9)
5	alamat	varchar(50)
6	telepon	varchar(15)

### 3.3.2.3 Tabel Jurusan

Tabel Jurusan digunakan untuk menampung data identitas jurusan. Adapun atribut-atribut pada tabel jurusan adalah tampak seperti pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Tabel Jurusan

No	Nama Field	Tipe
1	id_jurusan	varchar(20)
2	nama_jurusan	varchar(50)

### 3.3.2.4 Tabel Program Studi

Tabel program studi digunakan untuk menampung data identitas program studi yang dimiliki oleh setiap jurusan. Adapun atribut-atribut pada tabel program studi adalah tampak seperti pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Tabel Program Studi

No	Nama Field	Tipe
1	idprogram_studi	varchar(20)
2	nama_program_studi	varchar(50)
3	id_jurusan	varchar(20)
4	kelas_paket	char(1)

### 3.3.2.5 Tabel Ruangan

Tabel ruangan digunakan untuk menampung data identitas ruangan. Adapun atribut-atribut pada tabel ruangan adalah tampak seperti pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Tabel Ruangan

No	Nama Field	Tipe
1	kode_ruangan	varchar(20)
2	nama_ruangan	varchar(30)
3	kode_kategori	varchar(10)

### 3.3.2.6 Tabel Kategori Ruangan

Tabel kategori ruangan digunakan untuk menampung data identitas kategori ruangan dari masing-masing ruangan yang ada. Adapun atribut-atribut pada tabel kategori ruangan adalah tampak seperti pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6 Tabel Kategori Ruangan

No	Nama Field	Tipe
1	kode_kategori	varchar(10)
2	nama_kategori	varchar(30)

### 3.3.2.7 Tabel Hari

Tabel hari digunakan untuk menampung data identitas hari. Adapun atribut-atribut pada tabel hari adalah tampak seperti pada Tabel 3.7.

Tabel 3.7 Tabel Hari

No	Nama Field	Tipe
1	kode_hari	int
2	nama_hari	varchar(20)

### 3.3.2.8 Tabel Hari Aktif

Tabel hari aktif digunakan untuk menampung data identitas hari-hari yang bisa digunakan untuk perkuliahan. Adapun atribut-atribut pada tabel hari aktif adalah tampak seperti pada Tabel 3.8.

Tabel 3.8 Tabel Hari Aktif

No	Nama Field	Tipe
1	id	int
2	kode_hari	int
3	kode_waktu_mulai	int
4	kode_waktu_selesai	int
5	nama	varchar(30)

### 3.3.2.9 Tabel Pemetaan

Tabel pemetaan digunakan untuk menampung data identitas mata kuliah yang muncul pada semester tertentu yang disertai dengan identitas dosen pengasuh dan kategori ruangan yang digunakan. Adapun atribut-atribut pada tabel pemetaan adalah tampak seperti pada Tabel 3.9.

Tabel 3.9 Tabel Pemetaan

No	Nama Field	Tipe
1	kode_jadwal	int
2	kode_mata_kuliah	varchar(20)
3	kelas	char(1)
4	semester	int
5	kode_pengajar	varchar(20)
6	kode_kategori	varchar(10)

### 3.3.2.10 Tabel Hasil Jadwal

Tabel hasil jadwal digunakan untuk menampung data jadwal yang dihasilkan berdasarkan semester perkuliahan. Adapun atribut-atribut pada tabel hasil jadwal adalah tampak seperti pada Tabel 3.10.

Tabel 3.10 Tabel Hasil Jadwal

No	Nama Field	Tipe
1	kode_jadwal	int
2	idprogram_studi	varchar(20)
3	kode_mata_kuliah	varchar(20)
4	semester	int
5	kelas	char(1)
6	kode_pengajar	varchar(20)
7	kode_ruangan	varchar(20)
8	kode_hari	int
9	jam_awal	time
10	jam_akhir	time

### 3.3.3 Pembuatan Perangkat Lunak

Tahap pembuatan perangkat lunak di sini dibagi ke dalam beberapa tahapan proses yaitu: pengkodean kromosom dan pembentukan populasi awal, proses perhitungan nilai *fitness* dan regenerasi, serta penyimpanan hasil jadwal.

### 3.3.3.1 Pengkodean Kromosom dan Pembentukan Populasi Awal

Pengkodean kromosom merupakan suatu tahap dari proses algoritma genetika untuk merepresentasikan solusi permasalahan ke dalam suatu simbol-simbol. Proses pengkodean solusi ke dalam kromosom merupakan isu kunci dalam algoritma genetika. Untuk masalah penjadwalan mata kuliah ini, solusi yang dicari adalah menempatkan komponen-komponen dalam penjadwalan ke dalam blok waktu yang sudah didefinisikan sehingga tidak terjadi bentrok antara jadwal yang satu dengan jadwal yang lainnya. Adapun komponen-komponen tersebut adalah mata kuliah, dosen, ruangan, sks mata kuliah, semester mata kuliah, kelas mahasiswa, hari dan waktu mulai perkuliahan.

Pengkodean kromosom yang digunakan di sini mengadopsi aturan pengkodean kromosom algoritma genetika, yaitu pengkodean dengan bilangan integer. Dimana bilangan integer ini diperoleh dari indeks array dari komponen-komponen tersebut, yang mana jika dituliskan dalam bentuk struktur data dalam Delphi adalah sebagai berikut.

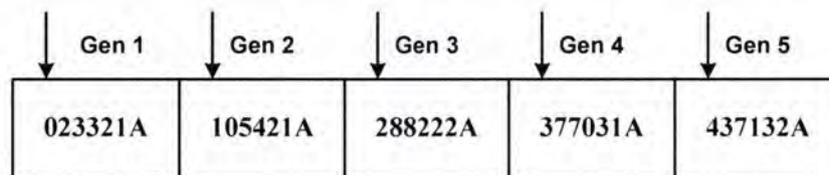
```
Gen = record  
    id_kodemk      : integer;  
    id_ruang       : integer;  
    kode_hari      : integer;  
    kode_waktu_mulai : integer;  
    id_dosen       : integer;  
    sks            : integer;  
    semester       : integer;  
    kelas          : char;  
End;  
Kromosom = array of Gen;
```

Panjang satu kromosom adalah jumlah dari seluruh mata kuliah yang ditawarkan pada semester aktif. Sebagai contoh untuk pembentukan kromosom ini, misalkan ada sebaran mata kuliah seperti pada Tabel 3.11.

Tabel 3.11 Contoh Sebaran Mata Kuliah

No	Kode MK	Nama MK	SMT	SKS	Kelas	ID Dosen	ID Ruang
1	RE1210	Pengantar Teknik Elektro	1	2	A	132088341	RKul
2	RE1211	Peng. Sist. Telekomunikasi	1	2	A	131933290	RKul
3	RE1319	Aljabar Vektor dan Kompleks	1	3	A	132256276	RKul
4	RE1225	Prob. Dan Statistika	2	3	A	131879397	RKul
5	RE1322	Rangkaian Logika	2	3	A	131918688	RKul

Dilihat dari Tabel 3.11, diasumsikan bahwa mata kuliah yang ditawarkan ada 5 (lima), dan setelah dipetakan yang mengasuh mata kuliah-mata kuliah tersebut adalah dosen dengan kode dosen seperti pada kolom ID\_Dosen, serta kategori ruangan yang digunakan pada perkuliahan tersebut adalah kode kategori seperti pada kolom ID\_Ruang. Data pemetaan ini dibaca dari *database* pemetaan yang selanjutnya dipindahkan ke variabel *array* yang sudah dideklarasikan sebelumnya. Susunan gen dari salah satu kromosom yang dapat dibentuk dari tabel di atas adalah seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1. Contoh Kumpulan Gen pada Sebuah Kromosom

Urutan angka pada setiap gen mewakili id mata kuliah, id ruang yang digunakan, kode waktu mulai, kode dosen pengasuh mata kuliah, sks mata kuliah, semester, dan kelas mahasiswa (jika ada kelas paralel).

Generasi awal kemudian dibentuk berdasarkan mata kuliah yang sudah dipetakan sebelumnya. Pembangkitan populasi awal merupakan suatu proses pembuatan kromosom atas permasalahan yang mendeskripsikan solusi dari permasalahan. Jumlah generasi awal yang dibentuk bersifat variabel, artinya dapat diubah-ubah sesuai dengan kebutuhan. Makin besar jumlah populasi yang bisa

dibentuk, maka makin besar pula kemungkinan solusi optimum yang bisa dihasilkan dari algoritma genetika. Tetapi, sebagai konsekwensinya waktu pemrosesan komputer akan lebih lama pula.

Sebagai contoh, dari hasil pemetaan mata kuliah pada Tabel 3.11 dapat dibentuk populasi awal seperti pada Tabel 3.12.

Tabel 3.12. Contoh Populasi Awal

No	Gen Ke-1	Gen Ke-2	Gen Ke-3	Gen Ke-4	Gen Ke-5
1	023321A	105421A	288222A	377031A	437132A
2	011321A	172421A	291222A	354031A	4104132A
3	002321A	182421A	256222A	377031A	415132A
4	005321A	1104421A	282222A	3104031A	428132A
5	081321A	104421A	292222A	3107031A	453132A

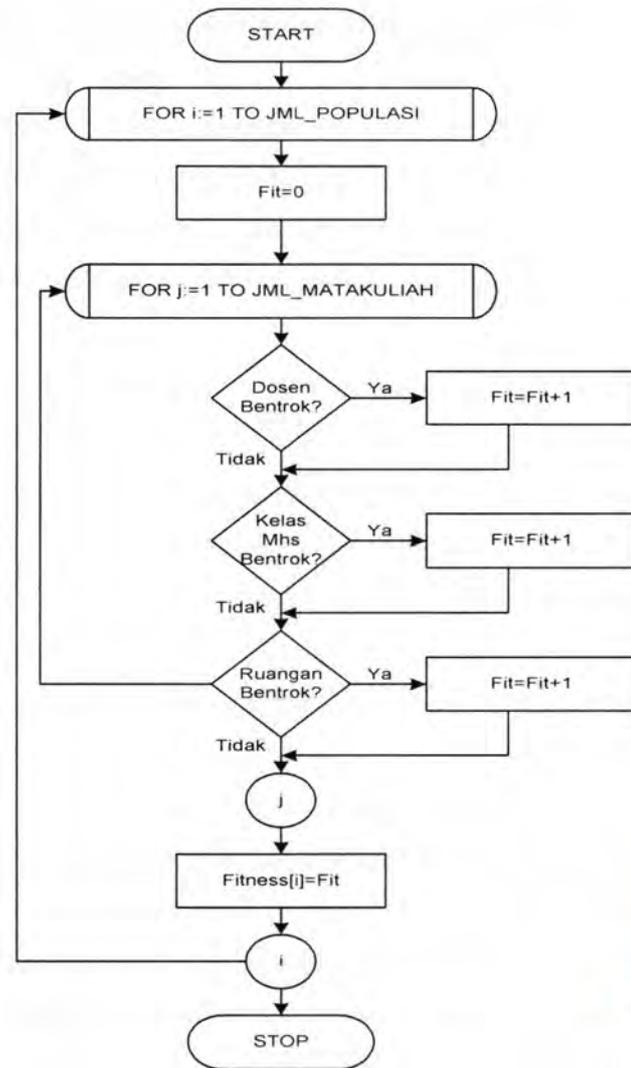
### 3.3.3.2 Perhitungan Nilai *Fitness* dan Regenerasi

Nilai *fitness* merupakan nilai yang digunakan sebagai acuan untuk proses seleksi dan reproduksi. Nilai *fitness* setiap populasi dihitung berdasarkan jumlah bentrokan yang terjadi pada populasi awal. Semakin besar nilai *fitness* dari setiap individu maka semakin besar bentrokan yang terjadi, yang berarti bahwa individu tersebut tidak baik digunakan sebagai induk untuk proses reproduksi. Dan sebaliknya semakin kecil nilai *fitness* dari setiap individu maka semakin kecil terjadinya bentrokan, yang berarti semakin baik individu tersebut digunakan sebagai induk dalam proses reproduksi.

Nilai *fitness* dihitung menggunakan rumus berikut:

$$NF \text{ (nilai fitness)} = \Sigma \text{bentrokan dosen} + \Sigma \text{bentrokan mahasiswa} + \Sigma \text{bentrokan ruangan} \dots\dots\dots (3.1)$$

Dimana masing-masing bentrokan mempunyai bobot yang sama. Setiap kali terjadi bentrokan pada setiap individu, maka nilai *fitness* akan bertambah 1 (satu). Proses perhitungan nilai *fitness* dari setiap individu atau populasi, tampak seperti pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2. Diagram *Flowchart* Perhitungan Nilai *Fitness*

Setelah perhitungan nilai *fitness* dari setiap kromosom atau individu, selanjutnya dilakukan seleksi terhadap individu berdasarkan nilai *fitness*-nya. Individu yang mempunyai nilai *fitness* yang paling kecil akan menjadi individu yang paling kuat dan akan menjadi induk untuk proses generasi berikutnya.

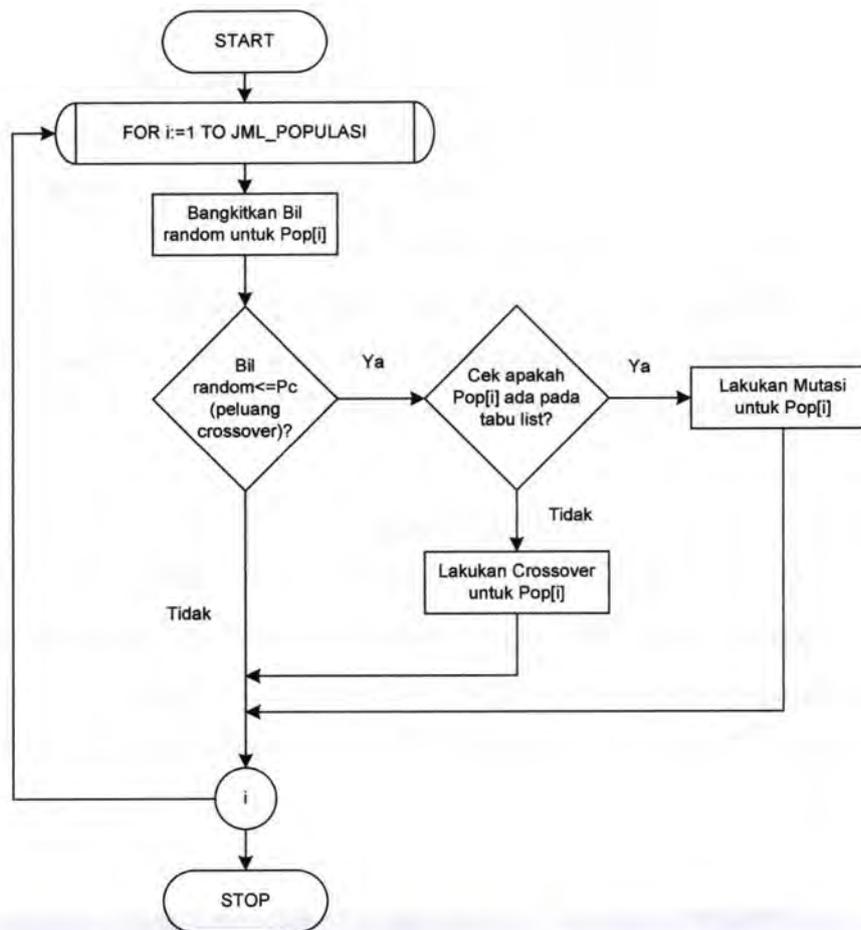
Seleksi memegang peranan penting dalam keberhasilan algoritma genetika, yaitu dengan memilih kromosom-kromosom dalam populasi sehingga didapatkan kromosom terbaik yang mempunyai peluang lebih besar untuk bertahan hidup dan melakukan perkembangbiakan. Sebaliknya, kromosom yang

kurang baik akan hilang karena peluangnya lebih kecil untuk bertahan hidup dan berkembangbiak.

Seleksi yang digunakan adalah dengan cara membandingkan semua nilai *fitness* dari populasi setiap generasi. Dari perbandingan tersebut dicari nilai *fitness* yang paling kecil. Dari perbandingan nilai *fitness* tersebut dapat ditentukan kromosom yang paling baik yang selanjutnya akan dijadikan induk untuk proses reproduksi.

Proses regenerasi ini adalah proses dimana bagian dari gen pada setiap kromosom yang sudah tersusun dalam bentuk populasi awal, diolah menggunakan operator genetika dan dikombinasikan dengan *tabu search* untuk menghasilkan generasi yang baik. Dalam proses regenerasi dilakukan proses perubahan gen sekarang ke gen berikutnya sebagai hasil dari operasi genetika. Pada proses regenerasi ini dilakukan dua proses utama yaitu: *crossover* dan mutasi. *Crossover* yang dilakukan pada bagian ini adalah menggunakan *crossover* satu titik. Jumlah kromosom yang mengalami mutasi tidak sama dengan yang mengalami *crossover*, karena pada setiap regenerasi dilakukan pengecekan pada *tabu list*, apakah kromosom tersebut sudah pernah mengalami *crossover* atau belum.

Pemilihan *crossover* atau mutasi atas kromosom dilakukan dengan algoritma *tabu search*, dimana *tabu search* mencatat kromosom-kromosom yang sudah pernah dilakukan *crossover* dan menyimpannya ke dalam *tabu list*. Setiap kali proses regenerasi, kromosom dicek dahulu pada *tabu list*. Jika kromosom sudah pernah mengalami *crossover* maka kromosom tersebut akan dilakukan mutasi, tetapi jika belum pernah mengalami *crossover*, maka kromosom tersebut akan dilakukan *crossover* saja tanpa mutasi. Proses ini dilakukan untuk menghindari kromosom yang sama dilakukan *crossover* berulang-ulang, yang pada akhirnya menghasilkan solusi yang sama dengan solusi sebelumnya, atau dalam *tabu search* dikenal dengan istilah solusi yang terjebak pada lokal optimum. Proses populasi yang mengalami *crossover* atau mutasi, dapat dilihat seperti pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3. Diagram *Flowchart* Proses Regenerasi Populasi

### 3.3.4 Parameter Uji Perangkat Lunak

Untuk menguji kemampuan perangkat lunak yang sudah dikembangkan, dilakukan dengan pengujian beberapa kelompok data. Pada ujicoba setiap kelompok data, dilakukan perbandingan kinerja antara penggunaan algoritma genetika saja dengan penggunaan kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*. Setiap hasil ujicoba dari setiap kelompok data, akan diperlihatkan perbedaan hasil dari kedua metode ini berdasarkan kriteria berikut.

1. Jumlah data yang diolah
2. Nilai *fitness* yang dihasilkan, dan
3. Jumlah iterasi untuk mencapai nilai *fitness* optimal.

Dari ketiga kriteria tersebut di atas, akan dapat dilihat perbandingan hasil yang diperoleh dari penggunaan algoritma genetika dan kombinasi algoritma genetika dengan *tabu search*.

### 3.3.5 Analisis Hasil Ujicoba

Pada penelitian ini analisis yang dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Menganalisis jumlah data masukan dalam memperoleh solusi optimal.
2. Menganalisis pengaruh perubahan parameter ujicoba sebagai unjukkerja sistem dalam menyelesaikan permasalahan.
3. Membandingkan unjuk kerja sistem antara penggunaan algoritma genetika dengan kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, dengan jumlah data yang sama dalam menyelesaikan permasalahan.

### 3.4 Implementasi Perancangan (*Interface*)

Untuk menampilkan hasil implementasi sistem, dibuat antar muka antara pemakai dengan sistem. Perancangan antar muka ini dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman *Borland Delphi 7.0* dan database *MySQL Server 5.0* dengan sistem operasi *Windows XP Professional*. Hasil perancangan antar muka seperti pada Gambar 3.4.



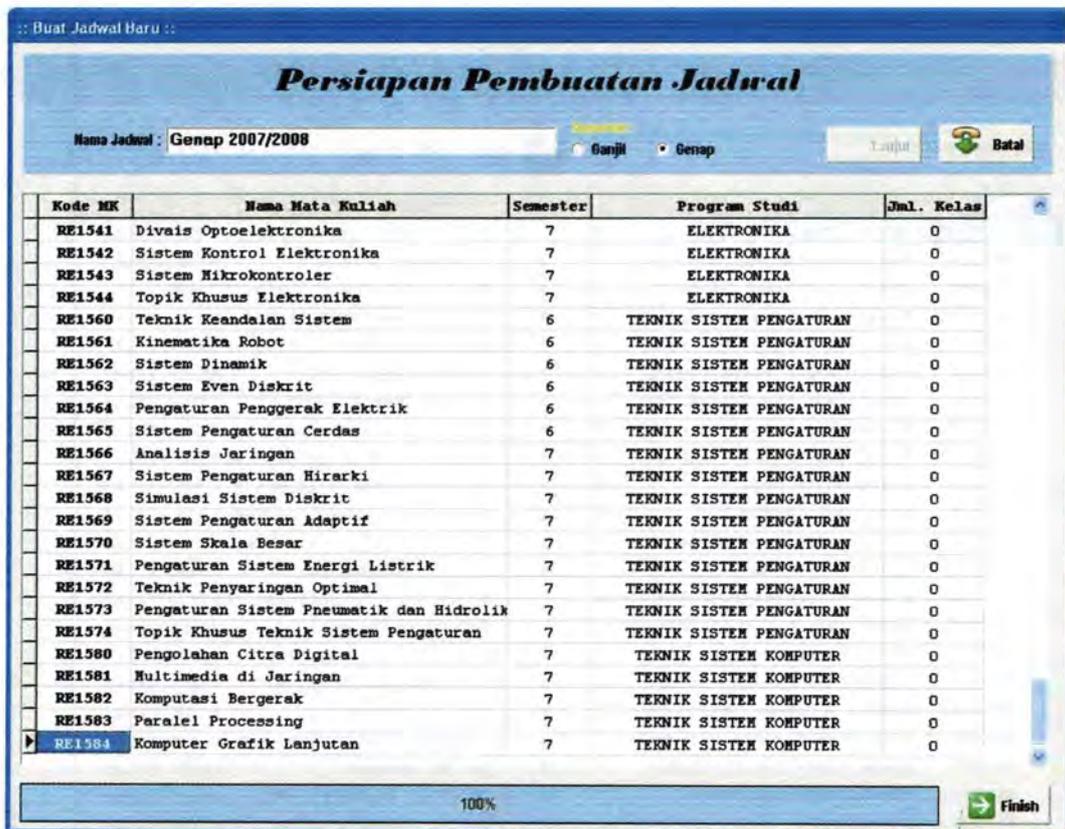
Gambar 3.4 Tampilan Utama Perangkat Lunak

Secara umum ada 5 (lima) langkah utama yang dilakukan untuk memproses penjadwalan mata kuliah, yaitu: input semua data pendukung penjadwalan yang terdapat pada menu *Master*, membuat atau membuka jadwal baru pada menu *File*, pemetaan pengajar mata kuliah beserta ruangan yang

digunakan pada menu *Pemetaan*, proses *generate* data penjadwalan pada menu *Generate*, dan menampilkan hasil penjadwalan pada menu *Report*. Berikut akan ditampilkan beberapa *interface* dari langkah-langkah tersebut.

### 3.4.1 Interface Pembuatan Jadwal

*Interface* pembuatan jadwal adalah untuk membuat jadwal baru yang digunakan pada proses pemetaan dan *generate* jadwal. Adapun *interface* dari pembuatan jadwal adalah tampak seperti pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5 Interface Pembuatan Jadwal

Pada *edit box* dari *interface* tersebut dimasukkan nama jadwal yang akan dibuat. Setelah nama jadwal baru diisi dan mengklik tombol lanjut, kemudian akan ditampilkan semua mata kuliah yang ada pada Jurusan Teknik Elektro. Pada kolom jumlah kelas, diisi jumlah kelas yang akan dibuka untuk mata kuliah bersangkutan. Jika mata kuliah tersebut tidak ditawarkan, maka jumlah kelas di isi

dengan 0. Dan jika jumlah kelas sudah diisikan, maka dilanjutkan dengan menekan tombol *Finish*, agar semua mata kuliah dengan jumlah kelas yang dibuka dimasukkan ke dalam tabel pemetaan.

### 3.4.2 Interface Pemetaan Matakuliah

*Interface* pemetaan matakuliah adalah *interface* untuk memasukkan nama-nama pengampu matakuliah serta ruangan yang digunakan, sesuai dengan nama jadwal yang sudah dibuat sebelumnya. *Interface* pemetaan matakuliah seperti ditunjukkan pada Gambar 3.6.

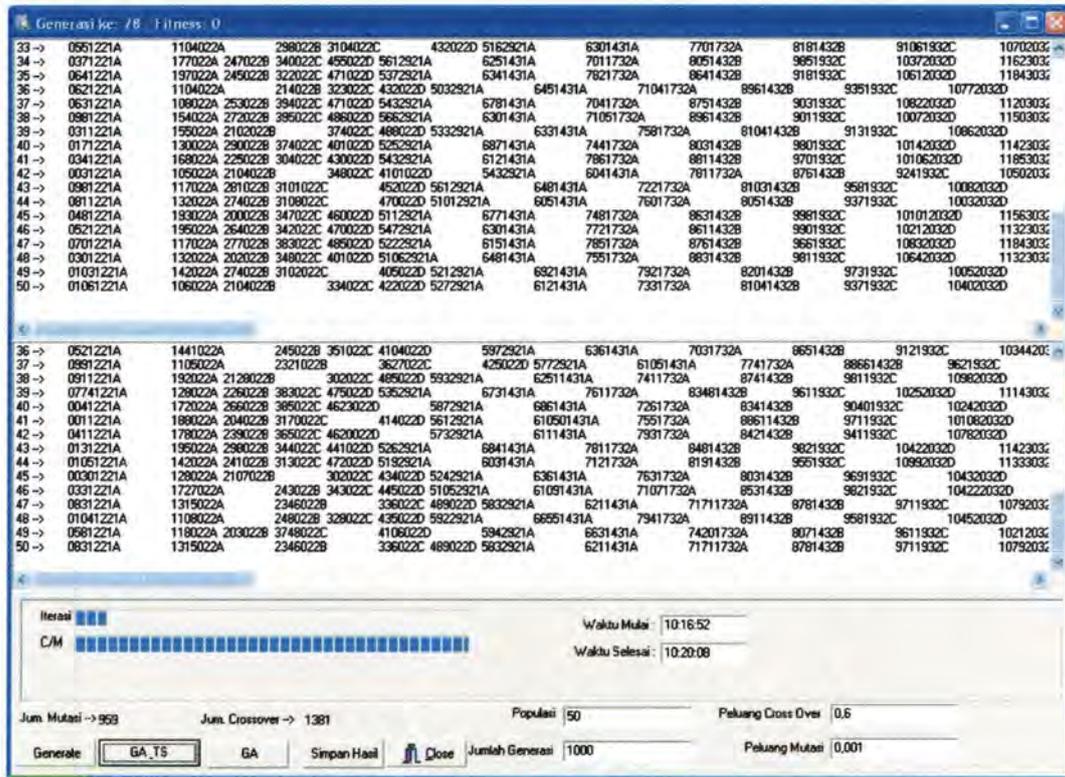
Kode MK	Nama Mata Kuliah	Semester	Kelas	Dosen	Kat. Ruangan
RE1407	Teknik Tegangan Tinggi	5	A	Dr. I Made Yulistya Negar	RUANG KELAS
RE1402	Mesin Arus Bolak-Balik I	5	A	Ir. Teguh Yuwono	RUANG KELAS
RE1400	Analisis Sistem Tenaga I	5	A	Dr.Ir. Adi Soeprijanto,	RUANG KELAS
RE1503	Manajemen Energi Listrik	6	A	Ir. H. Syarifuddin Mahm	RUANG KELAS
RE1502	Instalasi Tenaga Listrik	6	A	Rony Seto Wibowo, ST.,	RUANG KELAS
RE1501	Perlengkapan Pusat Pembar	6	A	Ir. Soedibyo, MHT	RUANG KELAS
RE1510	Optimisasi Kestabilan Sie	6	A	Dr.Ir. Imam Robandi, MT	RUANG KELAS
RE1409	Pembangkit Tenaga Listrik	6	A	Ir. H. Syarifuddin Mahm	RUANG KELAS
RE1403	Mesin Arus Bolak-Balik II	6	A	Prof. Ir. H. Soebagio,	RUANG KELAS
RE1405	Elektronika Daya	6	A	Dr.Ir. Mochamad Ashari M.	RUANG KELAS
RE1408	Komputasi Cerdas	6	A	Prof.Dr.Ir. Mauridhi Hery	RUANG KELAS
RE1401	Analisis Sistem Tenaga II	6	A	Prof. Ir. H. Ontoseno Per	RUANG KELAS
RE1411	Operasi Optimum Sistem Te	6	A	Ir. H. Sidaryanto	RUANG KELAS
RE1410	Sistem Distribusi Tenaga	6	A	Dr.Ir. Adi Soeprijanto,	RUANG KELAS
RE1416	Penggunaan Motor Listrik	7	A	Ir. Teguh Yuwono	RUANG KELAS
RE1417	Peningkatan Kualitas Days	7	A	Prof. Ir. H. Ontoseno Per	RUANG KELAS
RE1415	Sistem Kelistrikan Indust	7	A	Ir. Sjamsjul Anam, MT	RUANG KELAS
RE1414	Sistem Pengaman Tenaga Li	7	A	Ir. R. Wahyudi	RUANG KELAS
RE1516	Peralatan Tegangan Tinggi	7	A	I Gusti Ngurah Setriyadi	RUANG KELAS
RE1515	Penyaluran Daya Listrik	7	A	Ir. R. Wahyudi	RUANG KELAS
RE1513	Sistem Pengaman Petir	7	A	Ir. Arif Musthofa, MT	RUANG KELAS
RE1505	Konverter	7	A	Dr.Ir. Mochamad Ashari M.	RUANG KELAS
RE1412	Dinamika Sistem Tenaga	7	A	Dr.Ir. Imam Robandi, MT	RUANG KELAS

Gambar 3.6 *Interface* Pemetaan Matakuliah

Dari Gambar 3.6 terlihat bahwa matakuliah-matakuliah yang ditawarkan pada semester aktif sesuai dengan jadwal yang sudah dibuat sebelumnya. Dari *interface* pemetaan ini, dapat dilakukan pengisian nama dosen yang mengampu mata kuliah dan jenis ruangan yang digunakan pada matakuliah tersebut.

### 3.4.3 Interface Generate Jadwal

*Interface generate* jadwal adalah *interface* yang digunakan untuk membuat populasi awal dan proses regenerasi populasi dari nama jadwal yang sudah dipetakan. *Interface generate* jadwal ini tampak seperti pada Gambar 3.7.



Gambar 3.7 *Interface Generate* Jadwal

Dari gambar 3.7 dapat dilihat bahwa, populasi awal yang dibuat adalah sebanyak 50 (lima puluh), jumlah generasi yang dibentuk adalah 1000 (seribu), dan peluang *crossover* dan mutasi masing-masing adalah 0,6 dan 0,01. Parameter kontrol ini sesuai dengan aturan De Jong, yang mengisyaratkan untuk permasalahan yang mempunyai ruang solusi yang cukup besar digunakan parameter kontrol sesuai dengan nilai-nilai tersebut. Dari gambar tampak dengan jelas bahwa dari 1000 generasi yang direncanakan, ternyata setelah generasi ke-78 solusi sudah optimal yang ditunjukkan dengan nilai *fitness* sama dengan 0 (nol), yang berarti bahwa dari hasil regenerasi sampai dengan generasi ke-78 sudah tidak terjadi bentrokan jadwal.

# **BAB 4**

## **HASIL PENELITIAN DAN**

### **PEMBAHASAN**

## **BAB 4**

### **HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN**

Pada bagian ini akan dibahas mengenai hasil implementasi perangkat lunak dengan beberapa kelompok data, dan analisis hasil dari setiap kelompok data tersebut sebagai ukuran unjuk kerja perangkat lunak yang sudah dihasilkan.

#### **4.1 Pengolahan Data Masukan**

Seperti yang sudah dijelaskan pada bab sebelumnya, bahwa data yang digunakan untuk ujicoba perangkat lunak ini adalah data yang ambil dari Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, pada semester genap tahun akademik 2007/2008.

Jurusan ini memiliki 5(lima) program studi, yaitu: (1) Program Studi Teknik Sistem Tenaga, (2) Telekomunikasi Multimedia, (3) Elektronika, (4) Teknik Sistem Pengaturan, dan (5) Teknik Sistem Komputer.

Jumlah mata kuliah yang ditawarkan pada semester genap tahun akademik 2007/2008, dengan beberapa matakuliah ada kelas paralel berjumlah 160 matakuliah. Sebaran nama matakuliah, jumlah kelas yang dibuka, dan dosen pengampu matakuliahnya seperti pada Lampiran 1.

Total jumlah ruangan yang digunakan untuk perkuliahan pada Jurusan Teknik Elektro adalah 11 (sebelas) ruangan. Detail kode ruangan dan nama ruangan yang ada seperti pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Data Ruangan

<b>No</b>	<b>Kode Ruangan</b>	<b>Nama Ruangan</b>	<b>Kategori Ruangan</b>
<b>(1)</b>	<b>(2)</b>	<b>(3)</b>	<b>(4)</b>
1	C101	Ruang C.101	Ruang Kelas
2	C102	Ruang C.102	Ruang Kelas
3	C103	Ruang C.103	Ruang Kelas
4	C104	Ruang C.104	Ruang Kelas
5	C106	Ruang C.106	Ruang Kelas

No	Kode Ruangan	Nama Ruangan	Kategori Ruangan
6	C107	Ruang C.107	Ruang Kelas
7	C108	Ruang C.108	Ruang Kelas
8	C109	Ruang C.109	Ruang Kelas
9	C110	Ruang C.110	Ruang Kelas
10	C111	Ruang C.111	Ruang Kelas
11	TC	Ruang Teater	Ruang Kelas

Perkuliah di lakukan 5 (lima) hari seminggu, dimana setiap harinya di mulai dari pukul 07.00 dan berakhir pukul 16.00.

#### 4.2 Pengujian Perangkat Lunak

Untuk menguji kemampuan atau unjuk kerja perangkat lunak, ujicoba dilakukan berdasarkan kriteria sebagai berikut.

1. Jumlah data yang diolah
2. Nilai *fitness* yang dihasilkan
3. Jumlah generasi atau iterasi untuk mencapai nilai *fitness* optimal.

Untuk ujicoba perangkat lunak, dilakukan terhadap tiga kelompok data yang diambil secara acak dari tabel pemetaan secara keseluruhan. Setiap kelompok data mempunyai jumlah data matakuliah yang dipetakan berbeda-beda. Tiga kelompok data yang diambil secara acak adalah 45, 88, 160.

#### 4.3 Hasil Ujicoba

Pengujian perangkat lunak dengan parameter jumlah data masukan, dimaksudkan untuk mengetahui unjuk kerja perangkat lunak dilihat dari jumlah data yang diolah. Jumlah data yang diolah pada pengujian ini didasarkan atas jumlah program studi yang ada, dan jumlah kelas yang dibuka pada masing-masing program studi. Sebagai perbandingan atas kompleksitas permasalahan dan data, pada pengujian ini di lakukan perbandingan data yang digunakan, yaitu menggunakan data yang ada pada Fakultas Teknik dan Kejuruan Undiksha dan data pada Jurusan Teknik Elektro FTI ITS.

#### 4.3.1 Ujicoba pada Data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS

Ujicoba yang menggunakan data Jurusan Teknik Elektro FTI ITS, dilakukan 3 (tiga) tahap pengujian yang didasarkan atas jumlah data yang diolah. Adapun hasil ujicobanya adalah sebagai berikut.

##### Ujicoba I

Ujicoba I dilakukan pada kelompok data yang berjumlah 45 jenis pemetaan. Rincian parameter yang digunakan seperti pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Parameter Ujicoba I

No	Nama Parameter	Nilai Parameter	Keterangan
1	Jumlah Kelompok Data	45	-
2	Jumlah Mata Kuliah	19	Ada beberapa mata kuliah di buka kelas paralel
3	Jumlah Ruangan	11	-
4	Jumlah Dosen	34	-
5	Jumlah Max. Iterasi	1000	Di asumsikan 1000 iterasi cukup karena jumlah data kecil

Hasil yang diperoleh dengan inialisasi data seperti pada Tabel 4.2 adalah seperti pada Tabel 4.3.

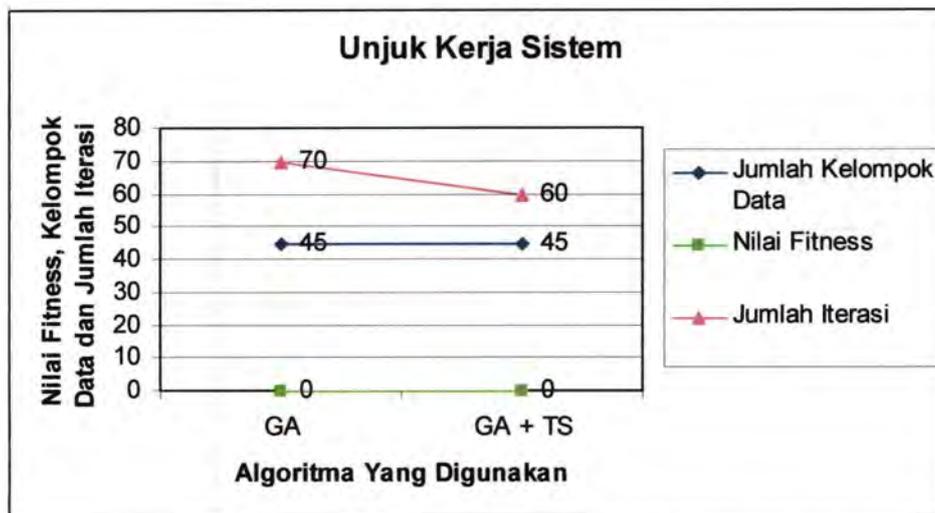
Tabel 4.3 Hasil Unjuk Kerja Ujicoba I

No	Nama Parameter	GA	GA + TS
1	Jumlah Kelompok Data	45	45
2	Nilai Fitness	0	0
3	Jumlah Iterasi	70	60

Dari Tabel 4.3, dapat dilihat bahwa hasil unjuk kerja perangkat lunak pada Ujicoba I, kedua algoritma mampu menyelesaikan pembuatan jadwal dengan tidak ada bentrokan sama sekali, yang ditunjukkan dengan nilai *fitness* sama dengan 0. Tetapi jumlah iterasi yang dibutuhkan dari kedua algoritma ini berbeda sedikit, yaitu pada algoritma genetika jumlah iterasi yang dibutuhkan untuk mencapai *fitness* 0

sebanyak 70, sedangkan pada kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, hanya dibutuhkan iterasi sebanyak 60 untuk mencapai *fitness* sama dengan 0.

Di lihat dari hasil ini, kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* memberikan hasil yang lebih cepat di lihat dari jumlah iterasi yang dibutuhkan, dibandingkan hanya dengan menggunakan algoritma genetika saja. Secara grafik, hasil ini ditunjukkan oleh Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Grafik Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba I

## Ujicoba II

Ujicoba II dilakukan pada kelompok data yang berjumlah 88 jenis pemetaan. Rincian parameter yang digunakan seperti pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Parameter Ujicoba II

No	Nama Parameter	Nilai Parameter	Keterangan
1	Jumlah Kelompok Data	88	-
2	Jumlah Mata Kuliah	52	Ada beberapa mata kuliah di buka kelas paralel
3	Jumlah Ruangan	11	-
4	Jumlah Dosen	57	-
5	Jumlah Max. Iterasi	1000	Di asumsikan 1000 iterasi cukup karena jumlah data sedang

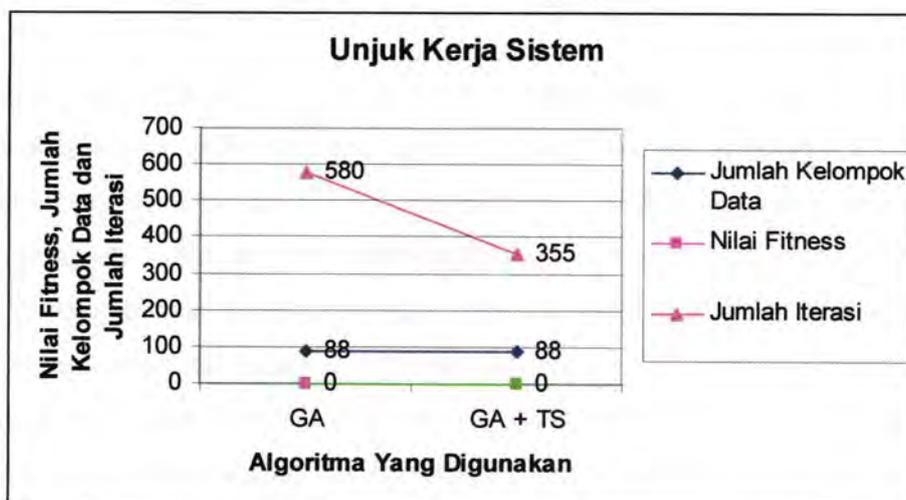
Hasil yang diperoleh dengan inialisasi data seperti pada Tabel 4.4 adalah seperti pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Unjuk Kerja Ujicoba II

No	Nama Parameter	GA	GA + TS
1	Jumlah Kelompok Data	88	88
2	Nilai Fitness	0	0
3	Jumlah Iterasi	580	355

Dari Tabel 4.5, dapat dilihat bahwa hasil unjuk kerja perangkat lunak pada Ujicoba II, kedua algoritma mampu menyelesaikan pembuatan jadwal dengan tidak ada bentrokan sama sekali, yang ditunjukkan dengan nilai *fitness* sama dengan 0. Tetapi jumlah iterasi yang dibutuhkan dari kedua algoritma ini berbeda, yaitu pada algoritma genetika jumlah iterasi yang dibutuhkan untuk mencapai *fitness* 0 sebanyak 580, sedangkan pada kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, hanya dibutuhkan iterasi sebanyak 355 untuk mencapai *fitness* sama dengan 0.

Di lihat dari hasil ini, kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* memberikan hasil yang lebih cepat di lihat dari jumlah iterasi yang dibutuhkan, dibandingkan hanya dengan menggunakan algoritma genetika saja. Secara grafik, hasil ini ditunjukkan oleh Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Grafik Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba II

### Ujicoba III

Ujicoba III dilakukan pada kelompok data yang berjumlah 160 jenis pemetaan. Rincian parameter yang digunakan seperti pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Parameter Ujicoba III

No	Nama Parameter	Nilai Parameter	Keterangan
1	Jumlah Kelompok Data	160	-
2	Jumlah Mata Kuliah	124	Ada beberapa mata kuliah di buka kelas paralel
3	Jumlah Ruangan	11	-
4	Jumlah Dosen	76	-
5	Jumlah Max. Iterasi	10.000	Di asumsikan 10.000 iterasi karena jumlah data besar

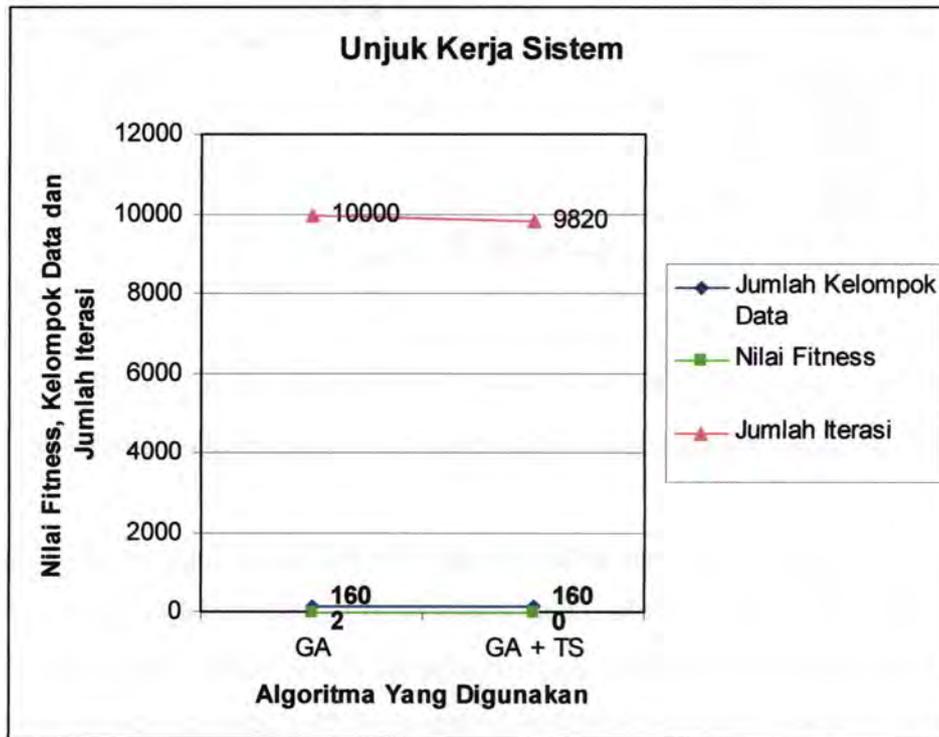
Hasil yang diperoleh dengan inialisasi data seperti pada Tabel 4.6 adalah seperti pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Hasil Unjuk Kerja Ujicoba III

No	Nama Parameter	GA	GA + TS
1	Jumlah Kelompok Data	160	160
2	Nilai Fitness	2	0
3	Jumlah Iterasi	10.000	9.820

Dari Tabel 4.7, dapat dilihat bahwa hasil unjuk kerja perangkat lunak pada Ujicoba III, algoritma genetika belum mampu menyelesaikan permasalahan, yang ditunjukkan oleh nilai *fitness* sama dengan 2, sedangkan kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, mampu menyelesaikan pembuatan jadwal dengan tidak ada bentrokan sama sekali, yang ditunjukkan dengan nilai *fitness* sama dengan 0. Jumlah iterasi yang dibutuhkan oleh kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, adalah sebanyak 9.820 untuk mencapai *fitness* 0, dari 10.000 iterasi yang direncanakan. Di lihat dari hasil ini, kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* memberikan hasil yang lebih baik di lihat dari kemampuan menyelesaikan masalah dan jumlah iterasi

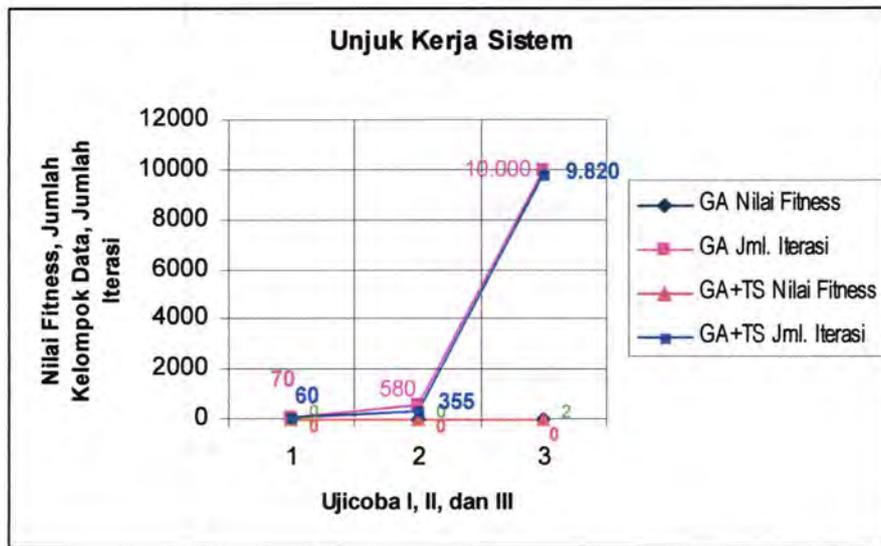
yang dibutuhkan, dibandingkan hanya dengan menggunakan algoritma genetika saja. Secara grafik, hasil ini ditunjukkan oleh Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Grafik Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba III

Berdasarkan hasil Ujicoba I sampai dengan Ujicoba III, dapat dilihat bahwa kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan hanya dengan menggunakan algoritma genetika saja. Baik di lihat dari jumlah iterasi untuk mencapai *fitness* optimal, maupun di lihat dari kualitas solusi yang dihasilkan. Hasil ini lebih nampak pada besarnya jumlah data yang diolah.

Untuk memberikan gambaran secara menyeluruh terhadap perbandingan penggunaan algoritma genetika dan kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, berikut ini ditunjukkan gabungan hasil Ujicoba I sampai dengan Ujicoba III, seperti pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Perbandingan Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba I,II, dan III

Dari Gambar 4.4 dapat dilihat dengan jelas bahwa, semakin besar jumlah data yang diolah pada setiap ujicoba, akan memberikan jumlah iterasi yang akan semakin besar pula untuk memperoleh nilai *fitness* optimal. Dari Gambar 4.4 juga dapat dilihat perbedaan jumlah iterasi antara penggunaan algoritma genetika dengan kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*. Dimana setiap kali ujicoba, kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, memberikan jumlah iterasi yang lebih sedikit dalam mencapai nilai *fitness* optimal, dibandingkan dengan algoritma genetika saja.

#### 4.3.2 Ujicoba pada Data FTK UNDIKSHA

Ujicoba yang menggunakan data Fakultas Teknik dan Kejuruan UNDIKSHA, dilakukan 3 (tiga) tahap pengujian yang didasarkan atas jumlah data yang diolah. Sebaran mata kuliah yang merupakan hasil pemetaan secara keseluruhan, tampak seperti pada Lampiran 2. Adapun hasil ujicobanya adalah sebagai berikut.

### Ujicoba I

Ujicoba I dilakukan pada kelompok data yang berjumlah 45 jenis pemetaan. Rincian parameter yang digunakan seperti pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Parameter Ujicoba I

No	Nama Parameter	Nilai Parameter	Keterangan
1	Jumlah Kelompok Data	45	-
2	Jumlah Mata Kuliah	45	Tidak ada kelas paralel
3	Jumlah Ruangan	23	-
4	Jumlah Dosen	23	-
5	Jumlah Max. Iterasi	1000	Di asumsikan 1000 iterasi cukup karena jumlah data kecil

Hasil yang diperoleh dengan inisialisasi data seperti pada Tabel 4.8 adalah seperti pada Tabel 4.9.

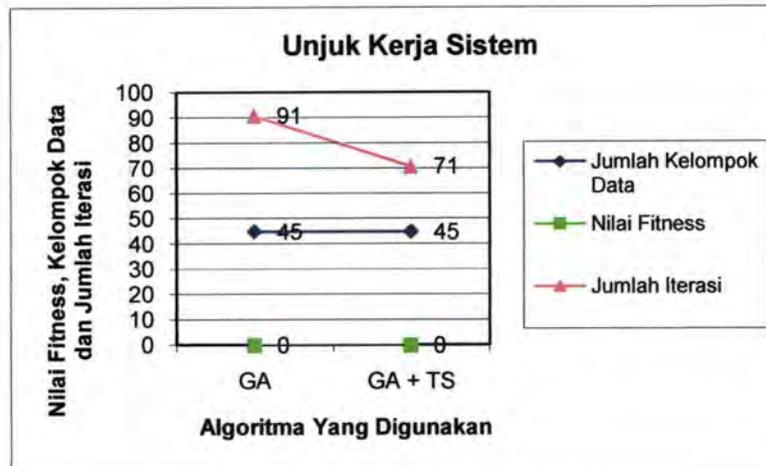
Tabel 4.9 Hasil Unjuk Kerja Ujicoba I

No	Nama Parameter	GA	GA + TS
1	Jumlah Kelompok Data	45	45
2	Nilai Fitness	0	0
3	Jumlah Iterasi	91	71

Dari Tabel 4.9, dapat dilihat bahwa hasil unjuk kerja perangkat lunak pada Ujicoba I, kedua algoritma mampu menyelesaikan pembuatan jadwal dengan tidak ada bentrokan sama sekali, yang ditunjukkan dengan nilai *fitness* sama dengan 0. Tetapi jumlah iterasi yang dibutuhkan dari kedua algoritma ini berbeda sedikit, yaitu pada algoritma genetika jumlah iterasi yang dibutuhkan untuk mencapai *fitness* 0 sebanyak 91, sedangkan pada kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, hanya dibutuhkan iterasi sebanyak 71 untuk mencapai *fitness* sama dengan 0.

Di lihat dari hasil ini, kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* memberikan hasil yang lebih cepat di lihat dari jumlah iterasi yang dibutuhkan,

dibandingkan hanya dengan menggunakan algoritma genetika saja. Secara grafik, hasil ini ditunjukkan oleh Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Grafik Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba I

### Ujicoba II

Ujicoba II dilakukan pada kelompok data yang berjumlah 75 jenis pemetaan. Rincian parameter yang digunakan seperti pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Parameter Ujicoba II

No	Nama Parameter	Nilai Parameter	Keterangan
1	Jumlah Kelompok Data	75	-
2	Jumlah Mata Kuliah	70	Ada beberapa mata kuliah di buka kelas paralel
3	Jumlah Ruang	23	-
4	Jumlah Dosen	35	-
5	Jumlah Max. Iterasi	1000	Di asumsikan 1000 iterasi cukup karena jumlah data sedang

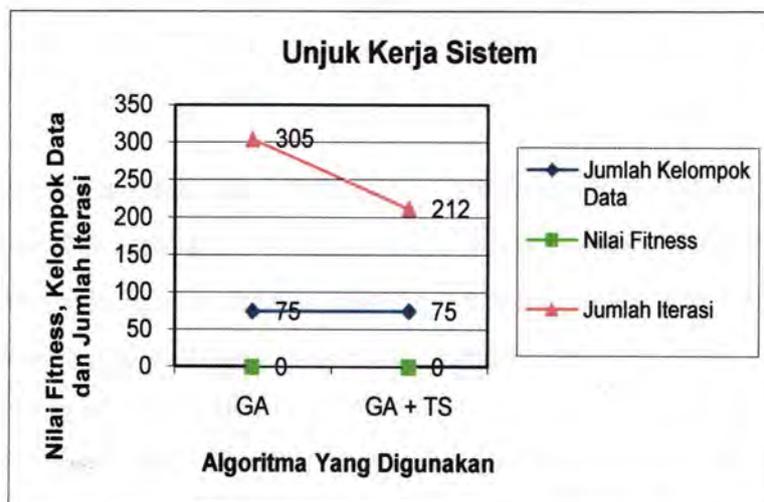
Hasil yang diperoleh dengan inialisasi data seperti pada Tabel 4.10 adalah seperti pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Hasil Unjuk Kerja Ujicoba II

No	Nama Parameter	GA	GA + TS
1	Jumlah Kelompok Data	75	75
2	Nilai Fitness	0	0
3	Jumlah Iterasi	305	212

Dari Tabel 4.11, dapat dilihat bahwa hasil unjuk kerja perangkat lunak pada Ujicoba II, kedua algoritma mampu menyelesaikan pembuatan jadwal dengan tidak ada bentrokan sama sekali, yang ditunjukkan dengan nilai *fitness* sama dengan 0. Tetapi jumlah iterasi yang dibutuhkan dari kedua algoritma ini berbeda, yaitu pada algoritma genetika jumlah iterasi yang dibutuhkan untuk mencapai *fitness* 0 sebanyak 305, sedangkan pada kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, hanya dibutuhkan iterasi sebanyak 212 untuk mencapai *fitness* sama dengan 0.

Di lihat dari hasil ini, kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* memberikan hasil yang lebih cepat di lihat dari jumlah iterasi yang dibutuhkan, dibandingkan hanya dengan menggunakan algoritma genetika saja. Secara grafik, hasil ini ditunjukkan oleh Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Grafik Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba II

### Ujicoba III

Ujicoba III dilakukan pada kelompok data yang berjumlah 99 jenis pemetaan. Rincian parameter yang digunakan seperti pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Parameter Ujicoba III

No	Nama Parameter	Nilai Parameter	Keterangan
1	Jumlah Kelompok Data	99	-
2	Jumlah Mata Kuliah	85	Ada beberapa mata kuliah di buka kelas paralel
3	Jumlah Ruangan	23	-
4	Jumlah Dosen	46	-
5	Jumlah Max. Iterasi	1000	Di asumsikan 1000 iterasi karena jumlah data sedang

Hasil yang diperoleh dengan inisialisasi data seperti pada Tabel 4.12 adalah seperti pada Tabel 4.13.

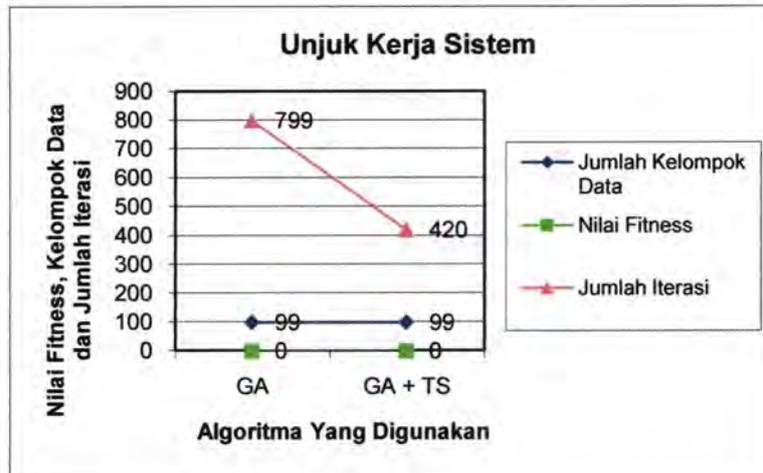
Tabel 4.13 Hasil Unjuk Kerja Ujicoba III

No	Nama Parameter	GA	GA + TS
1	Jumlah Kelompok Data	99	99
2	Nilai Fitness	0	0
3	Jumlah Iterasi	799	420

Dari Tabel 4.13, dapat dilihat bahwa hasil unjuk kerja perangkat lunak pada Ujicoba II, kedua algoritma mampu menyelesaikan pembuatan jadwal dengan tidak ada bentrokan sama sekali, yang ditunjukkan dengan nilai *fitness* sama dengan 0. Tetapi jumlah iterasi yang dibutuhkan dari kedua algoritma ini berbeda, yaitu pada algoritma genetika jumlah iterasi yang dibutuhkan untuk mencapai *fitness* 0 sebanyak 799, sedangkan pada kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, hanya dibutuhkan iterasi sebanyak 420 untuk mencapai *fitness* sama dengan 0.

Di lihat dari hasil ini, kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* memberikan hasil yang lebih cepat di lihat dari jumlah iterasi yang dibutuhkan,

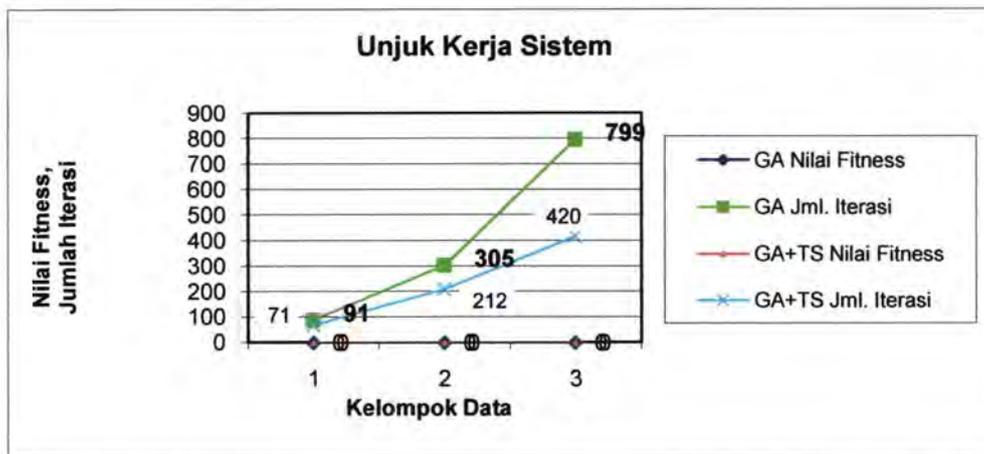
dibandingkan hanya dengan menggunakan algoritma genetika saja. Secara grafik, hasil ini ditunjukkan oleh Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Grafik Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba III

Berdasarkan hasil Ujicoba I sampai dengan Ujicoba III, dapat dilihat bahwa kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan hanya dengan menggunakan algoritma genetika saja. Baik di lihat dari jumlah iterasi untuk mencapai *fitness* optimal, maupun di lihat dari kualitas solusi yang dihasilkan. Hasil ini lebih nampak pada besarnya jumlah data yang diolah.

Untuk memberikan gambaran secara menyeluruh terhadap perbandingan penggunaan algoritma genetika dan kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, berikut ini ditunjukkan gabungan hasil Ujicoba I sampai dengan Ujicoba III, seperti pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Perbandingan Unjuk Kerja Sistem pada Ujicoba I,II, dan III

Dari Gambar 4.8 dapat dilihat dengan jelas bahwa, semakin besar jumlah data yang diolah pada setiap ujicoba, akan memberikan jumlah iterasi yang akan semakin besar pula untuk memperoleh nilai *fitness* optimal. Dari Gambar 4.8 juga dapat dilihat perbedaan jumlah iterasi antara penggunaan algoritma genetika dengan kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*. Dimana setiap kali ujicoba, kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* memberikan jumlah iterasi yang lebih sedikit dalam mencapai nilai *fitness* optimal, dibandingkan dengan algoritma genetika saja.

# BAB 5 PENUTUP

## BAB 5 PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

Beberapa kesimpulan yang dapat diambil dari analisa dan pengujian kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* untuk masalah penjadwalan mata kuliah ini antara lain :

1. Kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, cukup baik digunakan untuk penyelesaian masalah penjadwalan mata kuliah. *Tabu search* pada kombinasi ini digunakan untuk memfilter kromosom yang mengalami *crossover* agar kromosom yang sama tidak dilakukan *crossover* berulang-ulang.
2. Untuk jumlah data yang kecil (45 sampai 88), kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* dapat menyelesaikan masalah penjadwalan dengan baik, dengan nilai *fitness* sama dengan 0 dan iterasi atau jumlah generasi maksimum 1000 generasi. Sedangkan untuk data yang cukup besar yaitu dengan jumlah pemetaan mata kuliah 160 mata kuliah, kombinasi algoritma genetika dan *tabu search* masih mampu memperoleh *fitness* 0, tetapi dengan jumlah iterasi atau generasi maksimum 10.000 generasi.
3. Kombinasi algoritma genetika dan *tabu search*, dapat memberikan hasil yang lebih baik di bandingkan hanya dengan menggunakan algoritma genetika saja. Hal ini dapat dilihat dari hasil ujicoba yang dilakukan terhadap 3 (tiga) kelompok data, baik dilihat dari jumlah iterasi, maupun dari kualitas solusi yang dihasilkan.

### 5.2 Saran

Adapun saran yang dapat diberikan guna penelitian lebih lanjut tentang kombinasi kedua algoritma ini adalah dengan mengujicobakan pada data yang berbeda dengan jumlah data yang lebih besar, dan membandingkannya dengan metode atau algoritma yang lain.

# DAFTAR PUSTAKA

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Aldy Gunawan, Hoon Liong Ong and Kien Ming Ng. 2004. APPLYING METAHEURISTICS FOR THE COURSE SCHEDULING PROBLEM. *Proceedings of the Fifth Asia Pacific Industrial Engineering and Management Systems Conference 2004*
- [2] S'andor Gy'ori Zolt'an Petres Annam'aria R. V'arkonyi-K'oczy. Genetic Algorithms in Timetabling. A New Approach. Budapest University of Technology and Economics, Department of Measurement and Information Systems, M'uegyetem rkp. 9., Budapest, Hungary, H-1521
- [3] Spyros Kazarlis Vassilios Petridis and Pavlina Fragkou. Solving University Timetabling Problems Using Advanced Genetic Algorithms. *Technological Educational Institute of Serres, Serres 621 24 Greece dan Aristotle University of Thessaloniki., Thessaloniki 540 06, Greece*
- [4] Ahmad Basuki. 2003. Algoritma Genetika, Suatu Alternatif Penyelesaian Permasalahan Searching, Optimasi dan Machine Learning. PENS-ITS Surabaya.
- [5] David E. Goldberg. 1989. Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning. Addison-Wesley Publishing Company, Inc.
- [6] Michel Gendreau. 2002. An Introduction to Tabu Search. Centre de recherche sur les transports and Département d'informatique et de recherche opérationnelle, Université de Montréal. Montréal, Canada H3C 3J7
- [7] Alain Hertz, Eric Taillard, Dominique de Werra. A TUTORIAL ON TABU SEARCH. EPFL, Département de Mathématiques, MA-Ecublens, CH-1015 Lausanne and Université de Montréal, Centre de Recherche sur les Transports, Montréal, Canada.
- [8] Fred Glover, Manuel Laguna. 1999. Tabu Search-Part I. ORSA Journal on Computing.
- [9] Edward L. Mooney, dkk. 1995. LARGE SCALE CLASSROOM SCHEDULING. Industrial and Management Engineering Department, Montana State University.
- [10] Edmund Burk, dkk. Automated University Timetabling: The State of the Art. University of Nottingham, UK.
- [11] Andrew Rosca. 2001. Room Scheduling Using a Genetic Algorithm. University of Bridgeport.

- [12] Simon John Karl Horman. 1999. Using Genetic Algorithms to Schedule The University of New South Wales Examination Timetable. School of Computer Science and Engineering. The University of New South Wales.
- [13] Alfonsas Misevičius. 2004. USING ITERATED TABU SEARCH FOR THE TRAVELING SALESMAN PROBLEM. INFORMACINĖS TECHNOLOGIJOS IR VALDYMAS.
- [14] Anita Desiani & Muhammad Arhami. 2006. Konsep Kecerdasan Buatan. Andi Offset. Yogyakarta.
- [15] Sri Kusumadewi, Hari Purnomo. 2005. Penyelesaian Masalah Optimasi dengan Teknik-teknik Heuristik. Graha Ilmu. Yogyakarta.

# LAMPIRAN

## Lampiran 1

### Sebaran Matakuliah (Data Teknik Elektro ITS)

No	Kode MK	KLS	SMT	NIP	Nama Pengajar
1	RE1211	A	1	131569367	Ir.Gatot Kusrahardjo, MT
2	RE1225	A	2	000000000	Dosen JTI
3	RE1225	B	2	000000000	Dosen JTI
4	RE1225	C	2	000000000	Dosen JTI
5	RE1225	D	2	000000000	Dosen JTI
6	RE1310	A	1	132125673	Eko Pramunanto, ST, MT
7	RE1319	A	1	131846104	Ir. Hendra Kusuma, M.Eng.
8	RE1320	A	2	130368609	Ir. H. Moch. Heroe
9	RE1320	B	2	131846104	Ir. Hendra Kusuma, M.Eng.
10	RE1320	C	2	132094793	Pujiono, ST
11	RE1320	D	2	132306302	Ronny Mardiyanto, ST, MT
12	RE1322	A	2	130532007	Ir. Stevanus Hardiristanto
13	RE1322	B	2	130520752	Ir. Supardi, MT
14	RE1322	C	2	132230687	Susi Juniastuti, ST., M.Eng.
15	RE1322	D	2	130532037	Ir. Zainal Alim
16	RE1323	A	2	131953993	Ir. Ni Ketut Aryani, MT
17	RE1323	B	2	131995765	Ir. Arif Musthofa, MT
18	RE1323	C	2	132311412	Dimas Anton Asfani, ST., MT.
19	RE1323	D	2	222222222	Vita Lystianingrum, ST
20	RE1330	A	3	131569369	Ir. Henny Utami
21	RE1331	A	3	132306302	Ronny Mardiyanto, ST, MT
22	RE1332	A	3	131933298	Ir. Joko Susila, MT
23	RE1332	B	3	131842499	Ir. Ali Fatoni, MT
24	RE1334	A	3	132311412	Dimas Anton Asfani, ST., MT.
25	RE1334	B	3	222222222	Vita Lystianingrum, ST
26	RE1335	A	3	132206697	Dr. I Made Yulistya Negara, ST, M.Sc.
27	RE1336	A	3	131933298	Ir. Joko Susila, MT
28	RE1336	B	3	132206827	Mochammad Sahal, ST
29	RE1337	A	3	130520752	Ir. Supardi, MT
30	RE1337	B	3	132309753	Diah Puspito Wulandari, ST, MSc
31	RE1340	A	4	131918366	Ir. Jos Pramudijanto, M.Eng.
32	RE1340	B	4	132301041	Nurlita Gamayanti, ST
33	RE1340	C	4	131453676	Ir. Rusdhianto Effendie, MT
34	RE1341	A	4	130520754	Ir. Karyadi, M.Sc.
35	RE1341	B	4	132088341	Dr. Mochammad Rivai, ST, MT
36	RE1341	C	4	131846106	Ir. Totok Mujiono, MI.Kom.
37	RE1343	A	4	131842501	Dr.Ir. Wirawan, DEA
38	RE1343	B	4	132303076	I Gusti Ngurah Satriyadi Hernanda, ST, MT
39	RE1343	C	4	131855878	Ir. Achmad Ansori, DEA
40	RE1343	D	4	131846106	Ir. Totok Mujiono, MI.Kom.
41	RE1344	A	4	131651447	Ir. Djoko Suprajitno Rahardjo

No	Kode MK	KLS	SMT	NIP	Nama Pengajar
42	RE1344	B	4	333333333	Ir. Endang Widjiati, M.Eng.Sc
43	RE1345	A	4	130604244	Ir. Teguh Yuwono
44	RE1345	B	4	130885769	Ir. Soediby, MMT
45	RE1345	C	4	222222222	Vita Lystianingrum, ST
46	RE1346	A	4	132048147	Dr.Ir. Gamantyo Hendratoro, M.Eng
47	RE1346	B	4	130532040	Ir. M. Aries Purnomo
48	RE1346	C	4	131996159	Ir. Puji Handayani, MT
49	RE1347	A	4	132301042	Achmad Zaini, ST
50	RE1347	B	4	132309753	Diah Puspito Wulandari, ST, MSc
51	RE1347	C	4	130532037	Ir. Zainal Alim
52	RE1348	A	4	132309753	Diah Puspito Wulandari, ST, MSc
53	RE1348	B	4	132230687	Susi Juniastuti, ST., M.Eng.
54	RE1350	A	5	132233782	Yusuf Bilfaqih, ST
55	RE1350	B	5	132233781	Zulkifli Hidayat, ST, M.Sc.
56	RE1351	A	5	132301043	Imam Arifin, ST
57	RE1351	B	5	130687438	Ir. Katjuk Astrowulan, MSEE.
58	RE1353	A	5	130368609	Ir. H. Moch. Heroe
59	RE1353	B	5	132088341	Dr. Mochammad Rivai, ST, MT
60	RE1354	A	5	131855878	Ir. Achmad Ansori, DEA
61	RE1354	B	5	131841930	Ir. Titiek Suryani, MT
62	RE1355	A	5	131651433	Ir. Hanny Budi Nugroho
63	RE1355	B	5	130532007	Ir. Stevanus Hardirianto
64	RE1400	A	5	131879388	Dr.Ir. Adi Soeprijanto, MT
65	RE1401	A	6	130520748	Prof. Ir. H. Ontoseno Penangsang, M.Sc, Ph.D
66	RE1402	A	5	130604244	Ir. Teguh Yuwono
67	RE1403	A	6	130325697	Prof. Ir. H. Soebagio, MSEE., Ph.D.
68	RE1405	A	6	131918688	Dr.Ir. Mochamad Ashari M.Eng.
69	RE1407	A	5	132206697	Dr. I Made Yulistya Negara, ST, M.Sc.
70	RE1408	A	6	131569364	Prof.Dr.Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng
71	RE1409	A	6	130520749	Ir. H. Syariffuddin Mahmudsyah, M.Eng.
72	RE1410	A	6	131879388	Dr.Ir. Adi Soeprijanto, MT
73	RE1411	A	6	130532009	Ir. H. Sidaryanto
74	RE1412	A	7	131918687	Dr.Ir. Imam Robandi, MT
75	RE1414	A	7	130532008	Ir. R. Wahyudi
76	RE1415	A	7	131918686	Ir. Sjamsjul Anam, MT
77	RE1416	A	7	130604244	Ir. Teguh Yuwono
78	RE1417	A	7	130520748	Prof. Ir. H. Ontoseno Penangsang, M.Sc, Ph.D
79	RE1420	A	6	131855878	Ir. Achmad Ansori, DEA
80	RE1421	A	5	132048147	Dr.Ir. Gamantyo Hendratoro, M.Eng
81	RE1423	A	5	132053513	Ir. Suwadi, MT
82	RE1424	A	6	131996159	Ir. Puji Handayani, MT
83	RE1425	A	5	132053513	Ir. Suwadi, MT

No	Kode MK	KLS	SMT	NIP	Nama Pengajar
84	RE1426	A	6	130520753	Ir. Hang Suharto, M.Sc.
85	RE1427	A	7	130520750	Ir. Yanto Suryadhana
86	RE1428	A	6	131841930	Ir. Titiek Suryani, MT
87	RE1429	A	7	130532040	Ir. M. Aries Purnomo
88	RE1430	A	6	131569367	Ir.Gatot Kusrahado, MT
89	RE1432	A	6	131842501	Dr.Ir. Wirawan, DEA
90	RE1433	A	6	131855878	Ir. Achmad Ansori, DEA
91	RE1443	A	6	132134651	Rachmad Setiawan, ST, MT
92	RE1444	A	6	131918685	Ir. Tasripan, MT
93	RE1445	A	6	131846106	Ir. Totok Mujiono, MI.Kom.
94	RE1447	A	6	132134651	Rachmad Setiawan, ST, MT
95	RE1448	A	6	131846104	Ir. Hendra Kusuma, M.Eng.
96	RE1449	A	7	132135222	Tri Arief Sardjono, ST, MT
97	RE1450	A	7	132163669	Achmad Arifin, ST, M.Eng., Ph.D.
98	RE1451	A	7	132163669	Achmad Arifin, ST, M.Eng., Ph.D.
99	RE1453	A	7	131843903	Ir. Harris Pirngadi, MT
100	RE1454	A	7	131879397	Dr.Ir. Djoko Purwanto, M.Eng.
101	RE1455	A	7	131843903	Ir. Harris Pirngadi, MT
102	RE1457	A	5	130520754	Ir. Karyadi, M.Sc.
103	RE1458	A	5	132094793	Pujiono, ST
104	RE1460	A	5	130687438	Ir. Katjuk Astrowulan, MSEE.
105	RE1461	A	5	130938507	Dr.Ir. Mochammad Rameli
106	RE1463	A	6	130687438	Ir. Katjuk Astrowulan, MSEE.
107	RE1465	A	6	132233781	Zulkifli Hidayat, ST, M.Sc.
108	RE1466	A	6	131842499	Ir. Ali Fatoni, MT
109	RE1467	A	6	132092582	Trihastuti Agustinah, ST, MT
110	RE1468	A	6	132301041	Nurlita Gamayanti, ST
111	RE1469	A	7	131453676	Ir. Rusdhianto Effendie, MT
112	RE1470	A	7	132092582	Trihastuti Agustinah, ST, MT
113	RE1471	A	7	132233782	Yusuf Bilfaqih, ST
114	RE1480	A	5	132137893	Supeno Mardi Susiki Nugroho, ST, MT
115	RE1481	A	6	132137893	Supeno Mardi Susiki Nugroho, ST, MT
116	RE1482	A	5	132125673	Eko Pramunanto, ST, MT
117	RE1483	A	6	132300559	Arief Kurniawan, ST
118	RE1484	A	7	132300559	Arief Kurniawan, ST
119	RE1486	A	6	132301042	Achmad Zaini, ST
120	RE1488	A	5	132137894	I Ketut Eddy Purnama, ST, MT
121	RE1489	A	6	132172209	Moch. Hariadi, ST, M.Eng, Ph.D
122	RE1490	A	6	130687439	Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc.
123	RE1491	A	6	131651433	Ir. Hanny Budi Nugroho
124	RE1492	A	7	132163126	Surya Sumpeno, ST, M.Sc
125	RE1493	A	7	130687439	Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc.
126	RE1501	A	6	130885769	Ir. Soedibyo, MMT
127	RE1502	A	6	132288162	Rony Seto Wibowo, ST., MT.

No	Kode MK	KLS	SMT	NIP	Nama Pengajar
128	RE1503	A	6	130520749	Ir. H. Syariffuddin Mahmudsyah, M.Eng.
129	RE1505	A	7	131918688	Dr.Ir. Mochamad Ashari M.Eng.
130	RE1510	A	6	131918687	Dr.Ir. Imam Robandi, MT
131	RE1513	A	7	131995765	Ir. Arif Musthofa, MT
132	RE1515	A	7	130532008	Ir. R. Wahyudi
133	RE1516	A	7	132303076	I Gusti Ngurah Satriyadi Hernanda, ST, MT
134	RE1520	A	7	131841930	Ir. Titiek Suryani, MT
135	RE1521	A	7	131996159	Ir. Puji Handayani, MT
136	RE1522	A	7	130520750	Ir. Yanto Suryadhana
137	RE1523	A	7	131651447	Ir. Djoko Suprajitno Rahardjo
138	RE1524	A	7	131879394	Dr.Ir. Achmad Affandi, DEA
139	RE1526	A	7	131996159	Ir. Puji Handayani, MT
140	RE1527	A	7	132053513	Ir. Suwadi, MT
141	RE1528	A	7	132304281	Istas Pratomo, ST., MT
142	RE1529	A	7	132304281	Istas Pratomo, ST., MT
143	RE1530	A	7	131879394	Dr.Ir. Achmad Affandi, DEA
144	RE1531	A	7	131842501	Dr.Ir. Wirawan, DEA
145	RE1532	A	7	130532040	Ir. M. Aries Purnomo
146	RE1533	A	7	131651447	Ir. Djoko Suprajitno Rahardjo
147	RE1540	A	7	131879397	Dr.Ir. Djoko Purwanto, M.Eng.
148	RE1541	A	7	132088341	Dr. Mochammad Rivai, ST, MT
149	RE1542	A	7	132306302	Ronny Mardiyanto, ST, MT
150	RE1543	A	7	132094793	Pujiono, ST
151	RE1544	A	7	132135222	Tri Arief Sardjono, ST, MT
152	RE1560	A	6	130816214	Prof. Ir. H. Abdullah Alkaff, M.Sc., Ph.D
153	RE1561	A	6	131647788	Prof. Dr.Ir. Achmad Jazidie, M.Eng
154	RE1562	A	6	132233782	Yusuf Bilfaqih, ST
155	RE1563	A	6	132206827	Mochammad Sahal, ST
156	RE1565	A	6	132301043	Imam Arifin, ST
157	RE1571	A	7	130938507	Dr.Ir. Mochammad Rameli
158	RE1620	A	7	132137894	I Ketut Eddy Purnama, ST, MT
159	RE1621	A	7	132172209	Moch. Hariadi, ST, M.Eng, Ph.D
160	RE1623	A	7	132172209	Moch. Hariadi, ST, M.Eng, Ph.D

## Lampiran 2

### Sebaran Mata Kuliah (Data FTK UNDIKSHA)

No	Kode MK	KLS	SMT	NIP	Nama Pengajar
1	INF0401	A	1	130531963	Drs. Tjok. Rai Partajaya, M.Erg.
2	INF0401	B	1	130531963	Drs. Tjok. Rai Partajaya, M.Erg.
3	INF0401	C	1	130531963	Drs. Tjok. Rai Partajaya, M.Erg.
4	INF0402	A	1	131627631	Drs. Wayan Landrawan, M.Si.
5	INF0402	B	1	131693937	Drs. Dewa Bagus Sanjaya, M.Si.
6	INF0402	C	1	132316783	Ngurah Suastika, S.Pd.
7	INF0403	A	1	132298880	Ni Wayan Marti, S.kom. M.kom
8	INF0403	B	1	132298880	Ni Wayan Marti, S.kom. M.kom
9	INF0403	C	1	132298880	Ni Wayan Marti, S.kom. M.kom
10	INF0405	A	1	132319673	Putu Hendra Suputra, S.Kom
11	INF0405	B	1	132319673	Putu Hendra Suputra, S.Kom
12	INF0405	C	1	132319673	Putu Hendra Suputra, S.Kom
13	INF0406	A	1	132320120	I Ketut Purnamawan, S.Kom
14	INF0406	B	1	132320120	I Ketut Purnamawan, S.Kom
15	INF0406	C	1	132320120	I Ketut Purnamawan, S.Kom
16	INF0408	A	1	132297046	Komang Setemen, S.Si.
17	INF0408	B	1	132297046	Komang Setemen, S.Si.
18	INF0408	C	1	132297046	Komang Setemen, S.Si.
19	INF0409	A	1	132174238	Ni Ketut Kertiasih, S.Si.
20	INF0409	B	1	132174238	Ni Ketut Kertiasih, S.Si.
21	INF0409	C	1	132174238	Ni Ketut Kertiasih, S.Si.
22	INF0417	A	3	132304356	I Gede Rasben Dantes, ST.,M.T.I.
23	INF0418	A	3	132298880	Ni Wayan Marti, S.kom. M.kom
24	INF0419	A	3	132298849	Luh Joni Erawati Dewi, ST
25	INF0421	A	3	132255780	Ketut Agustini, S.Si, M.Si.
26	INF0422	A	3	132061426	Drs. Putu Wisna Ariawan, M.Si.
27	INF0423	A	3	132297046	Komang Setemen, S.Si.
28	INF0424	A	3	131127744	Drs. Ketut Sudiatmaka, M.Si.
29	INF0434	A	5	132307928	Kadek Yota Ernanda Aryanto, S.Komp
30	INF0435	A	5	132298849	Luh Joni Erawati Dewi, ST
31	INF0436	A	5	130676444	Dra. Made Sulastri, M.Pd.
32	INF0437	A	5	131570551	Prof. Dr. I Made Candiasa, M.I.Komp
33	INF0438	A	5	131570551	Prof. Dr. I Made Candiasa, M.I.Komp
34	GA6101	A	1	130899350	Prof. Dr. Nyoman Natajaya
35	GA6104	A	3	130531963	Drs. Tjok. Rai Partajaya, M.Erg.

No	Kode MK	KL S	SMT	NIP	Nama Pengajar
36	BGA6201	A	1	131572552	Dra. Desak Putu Parmiti, M.Pd.
37	BGA6203	A	3	131572552	Dra. Desak Putu Parmiti, M.Pd.
38	BGA6204	A	5	132104723	Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati,S.Pd, M.Pd
39	BGA6301	A	1	132104723	Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati,S.Pd, M.Pd
40	BGA6302	A	1	132316788	I Nyoman Pasek Nugraha, ST.
41	BGA6304	A	1	131955209	Dra. Damiati, M.Kes
42	BGA6306	A	1	131882083	Dra. Risa Panti Ariani, M.Psi.
43	BGA6314	A	3	131882083	Dra. Risa Panti Ariani, M.Psi.
44	BGA6318	A	3	132174239	Cok Istri Raka Marsiti, S.Pd.
45	BGA6319	A	3	131802854	Dra. Luh Putu Artini, M.A.,Ph.D.
46	BGA6321	A	5	132243752	Ni Wayan Sukerti, M.Pd
47	BGA6322	A	5	132299687	Ni Made Suriani, S.Pd
48	BGA6327	A	5	132104723	Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati,S.Pd, M.Pd
49	BGA6332	A	7	132243752	Ni Wayan Sukerti, M.Pd
50	BGA6402	A	5	131882079	Dra. Nazrina Zuryani, MA
51	BGA6405	A	3	132174239	Cok Istri Raka Marsiti, S.Pd.
52	BSN6101	A	1	131627631	Drs. Wayan Landrawan, M.Si.
53	BSN6102	A	1	130515081	Dra. Ida Ayu Putu Astini, M.Hum.
54	BSN6104	A	3	130531963	Drs. Tjok. Rai Partajaya, M.Erg.
55	BSN6201	A	1	131572552	Dra. Desak Putu Parmiti, M.Pd.
56	BSN6203	A	3	131572552	Dra. Desak Putu Parmiti, M.Pd.
57	BSN6204	A	5	132104723	Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati,S.Pd, M.Pd
58	BSN6301	A	1	132148639	I Gede Sudirtha,S.Pd.,M.Pd.
59	BSN6302	A	1	132316788	I Nyoman Pasek Nugraha, ST.
60	BSN6303	A	1	132061426	Drs. Putu Wisna Ariawan, M.Si.
61	BSN6304	A	1	132170735	Putu Agus Mayuni, S.Pd, M.Si
62	BSN6315	A	3	132316783	Made Diah Anggendari, S.Pd
63	BSN6316	A	3	132095955	Dr.Rer. nat I Wayan kariasa, M.Sc.
64	BSN6317	A	3	132319669	Ni Ketut Widiartini, S.Pd
65	BSN6318	A	3	131882086	Dra.Tati Satiawati
66	BSN6321	A	3	132018667	Dra.I.D.A.M. Budhyani, M.Pd
67	BSN6327	A	5	132299687	Ni Made Suriani, S.Pd
68	BSN6328	A	5	132170735	Putu Agus Mayuni, S.Pd, M.Si
69	BSN6329	A	5	132319669	Ni Ketut Widiartini, S.Pd
70	BSN6330	A	5	131882086	Dra.Tati Satiawati
71	BSN6405	A	3	132148639	I Gede Sudirtha,S.Pd.,M.Pd.
72	ELE0401	A	1	130930370	Drs. I Gede Inten KDH, M.Pd.
73	ELE0402	A	1	132240367	Nym. Santiyadnya, S.SI,MT.
74	ELE0403	A	1	132240367	Luh Krisnawati, ST.,MT
75	ELE0404	A	1	132299556	I Gede Ratnaya, ST.

No	Kode MK	KL S	SMT	NIP	Nama Pengajar
76	ELE0405	A	1	132206732	Agus Adiarta, ST, MT.
77	ELE0406	A	1	132299556	I Gede Nurhayata, ST.
78	ELE0407	A	1	132299556	I Gede Nurhayata, ST.
79	ELE0416	A	3	132206732	Agus Adiarta, ST, MT.
80	ELE0419	A	3	132316783	Ngurah Suastika, S.Pd.
81	ELE0420	A	3	132299556	I Gede Ratnaya, ST.
82	ELE0421	A	3	132299556	I Gede Nurhayata, ST.
83	ELE0422	A	3	132299556	I Gede Nurhayata, ST.
84	ELE0425	A	3	132240367	Nym. Santiyadnya, S.SI,MT.
85	ELE0426	A	3	132319667	Nyoman Arya Wigraha, ST.
86	ELE0435	A	5	132304357	Gede Indrawan, ST.
87	ELE0436	A	5	132304358	Made Santo Gitakarma, S.T.
88	ELE0437	A	5	132304357	Gede Indrawan, ST.
89	ELE0438	A	5	132304358	Made Santo Gitakarma, S.T.
90	ELE0439	A	5	132316788	I Nyoman Pasek Nugraha, ST.
91	BPH0401	A	1	132316783	Ngurah Suastika, S.Pd.
92	BPH0402	A	1	130515081	Dra. Ida Ayu Putu Astini, M.Hum.
93	BPH0417	A	1	131955209	Dra. Damiati, M.Kes
94	BPH0418	A	3	132104723	Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati,S.Pd, M.Pd
95	BPH0420	A	3	130531963	Drs. Tjok. Rai Partajaya, M.Erg.
96	BPH0428	A	3	131882083	Dra. Risa Panti Ariani, M.Psi.
97	BPH0432	A	3	132299688	I.A Pt. Herny Ekayani, S.Pd
98	BPH0430	A	5	131955209	Dra. Damiati, M.Kes
99	BPH0438	A	5	132104723	Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati,S.Pd, M.Pd

### Lampiran 3

#### Contoh Hasil Jadwal (Data ITS)

##### RUANG C.101

WAKTU	SEMEN	SFIASA	BORU	KOMIS	HUMAT	SORTU
7:00:00						
8:00:00			2D ; Pengukuran Besaran Listrik ; Vita Lystianmerum, ST			
9:00:00			2D ; Pengukuran Besaran Listrik ; Vita Lystianmerum, ST		4C ; Sistem Pengaturan I ; Ir. Rusdhianto Effendie, MT	
10:00:00					4C ; Sistem Pengaturan I ; Ir. Rusdhianto Effendie, MT	
11:00:00					4C ; Sistem Pengaturan I ; Ir. Rusdhianto Effendie, MT	
12:00:00						
13:00:00						
14:00:00		2A ; Pengukuran Besaran Listrik ; Ir. Ni Kenut Arvani, MT		4C ; Rangkaian Elektronika ; Ir. Totok Mujiono, MI.Kom.	1A ; Penrograman Komputer ; Eko Pramunanto, ST, MT	
15:00:00		2A ; Pengukuran Besaran Listrik ; Ir. Ni Kenut Arvani, MT		4C ; Rangkaian Elektronika ; Ir. Totok Mujiono, MI.Kom.	1A ; Penrograman Komputer ; Eko Pramunanto, ST, MT	
16:00:00				4C ; Rangkaian Elektronika ; Ir. Totok Mujiono, MI.Kom.		



RUANG C.102

WAKTU	SEMINAR	SEKSI	RUANG	KOMIS	HIMPUNAN	SERTIFIKAT
7:00:00						
8:00:00	IA ; Aljabar Vektor dan Kompleks ; Ir. Hendra Kusuma, M.Eng.			2D ; Rangkaian Listrik I ; Ronny Mardiyanto, ST, MT	4C ; Matematika Teknik II ; Ir. Achmad Ansori, DEA	
9:00:00	IA ; Aljabar Vektor dan Kompleks ; Ir. Hendra Kusuma, M.Eng.			2D ; Rangkaian Listrik I ; Ronny Mardiyanto, ST, MT	4C ; Matematika Teknik II ; Ir. Achmad Ansori, DEA	
10:00:00	IA ; Aljabar Vektor dan Kompleks ; Ir. Hendra Kusuma, M.Eng.			2D ; Rangkaian Listrik I ; Ronny Mardiyanto, ST, MT	4C ; Matematika Teknik II ; Ir. Achmad Ansori, DEA	
11:00:00						
12:00:00	2C ; Rangkaian Listrik I ; Pujiatno, ST					
13:00:00	2C ; Rangkaian Listrik I ; Pujiatno, ST					
14:00:00	2C ; Rangkaian Listrik I ; Pujiatno, ST					
15:00:00				3B ; Konversi Tenaga Listrik I ; Vita Lvstianingrum, ST		
16:00:00				3B ; Konversi Tenaga Listrik I ; Vita Lvstianingrum, ST		

RUANG C.103

WAKTU	SEMINAR	SEKSI	RUANG	KOMIS	HIMPUNAN	SERTIFIKAT
7:00:00				4A ; Komunikasi Data ; Ir. Djoko Suprajimo Rahardjo		
8:00:00				4A ; Komunikasi Data ; Ir. Djoko Suprajimo Rahardjo		
9:00:00						
10:00:00					3A ; Dasar Elektronika ; Ir. Henny Utami	
11:00:00					3A ; Dasar Elektronika ; Ir. Henny Utami	
12:00:00					3A ; Dasar Elektronika ; Ir. Henny Utami	
13:00:00		3A ; Matematika Teknik I ; Ir. Joko Susila, MT				
14:00:00		3A ; Matematika Teknik I ; Ir. Joko Susila, MT				
15:00:00		3A ; Matematika Teknik I ; Ir. Joko Susila, MT				
16:00:00						

RUANG C.104

WAKTU	SENIN	SELASA	RABU	KAMIS	JUMAT	SABTU
7:00:00	3A ; Medan Elektromagnetik I ; Dr. I Made Yulistya Negara, ST. M.Sc.				2B ; Probabilitas dan Statistik ; Dosen JTI	
8:00:00	3A ; Medan Elektromagnetik I ; Dr. I Made Yulistya Negara, ST. M.Sc.				2B ; Probabilitas dan Statistik ; Dosen JTI	
9:00:00	3A ; Medan Elektromagnetik I ; Dr. I Made Yulistya Negara, ST. M.Sc.					
10:00:00						
11:00:00					4A ; Matematika Teknik II ; Dr.Ir. Wirawan, DEA	
12:00:00					4A ; Matematika Teknik II ; Dr.Ir. Wirawan, DEA	
13:00:00					4A ; Matematika Teknik II ; Dr.Ir. Wirawan, DEA	
14:00:00					2B ; Rangkaian Listrik I ; Ir. Hendra Kusuma, M.Eng.	
15:00:00					2B ; Rangkaian Listrik I ; Ir. Hendra Kusuma, M.Eng.	
16:00:00					2B ; Rangkaian Listrik I ; Ir. Hendra Kusuma, M.Eng.	

RUANG C.106

WAKTU	SENIN	SELASA	RABU	KAMIS	JUMAT	SABTU
7:00:00						
8:00:00						
9:00:00				2A ; Rangkaian Listrik I ; Ir. H. Moch. Heroe		
10:00:00				2A ; Rangkaian Listrik I ; Ir. H. Moch. Heroe		
11:00:00				2A ; Rangkaian Listrik I ; Ir. H. Moch. Heroe		
12:00:00			4A ; Sistem Pengaturan I ; Ir. Jos Pramudijanto, M.Eng.			
13:00:00			4A ; Sistem Pengaturan I ; Ir. Jos Pramudijanto, M.Eng.			
14:00:00			4A ; Sistem Pengaturan I ; Ir. Jos Pramudijanto, M.Eng.		2A ; Probabilitas dan Statistik ; Dosen JTI	
15:00:00					2A ; Probabilitas dan Statistik ; Dosen JTI	
16:00:00						

RUANG C.107

WAKTU	SENIN	SELASA	RABU	KAMIS	JUMAT	SABTU
7:00:00						
8:00:00						
9:00:00				1A ; Pengantar Sistem Telekomunikasi ; Ir.Gatot Kusrahardjo, MT	3B ; Metode Numerik ; Diah Puspito Wulandari, ST, MSc	
10:00:00				1A ; Pengantar Sistem Telekomunikasi ; Ir.Gatot Kusrahardjo, MT	3B ; Metode Numerik ; Diah Puspito Wulandari, ST, MSc	
11:00:00						
12:00:00			2D ; Rangkaian Logika ; Ir. Zainal Alim			
13:00:00	3A ; Rangkaian Listrik II ; Rommy Mardiyanto, ST, MT		2D ; Rangkaian Logika ; Ir. Zainal Alim	3A ; Metode Numerik ; Ir. Supardi, MT		
14:00:00	3A ; Rangkaian Listrik II ; Rommy Mardiyanto, ST, MT		2D ; Rangkaian Logika ; Ir. Zainal Alim	3A ; Metode Numerik ; Ir. Supardi, MT	4C ; Konversi Tenaga Listrik II ; Vita Lystianingrum, ST	
15:00:00					4C ; Konversi Tenaga Listrik II ; Vita Lystianingrum, ST	
16:00:00						

RUANG C.108

WAKTU	SENIN	SELASA	RABU	KAMIS	JUMAT	SABTU
7:00:00			2C ; Probabilitas dan Statistik ; Dosen JTI			
8:00:00			2C ; Probabilitas dan Statistik ; Dosen JTI			
9:00:00		4D ; Matematika Teknik II ; Ir. Totok Mujiono, MI.Kom.				
10:00:00		4D ; Matematika Teknik II ; Ir. Totok Mujiono, MI.Kom.				
11:00:00		4D ; Matematika Teknik II ; Ir. Totok Mujiono, MI.Kom.			2B ; Rangkaian Logika ; Ir. Supardi, MT	
12:00:00				4B ; Konversi Tenaga Listrik II ; Ir. Soedibyo, MMT	2B ; Rangkaian Logika ; Ir. Supardi, MT	
13:00:00				4B ; Konversi Tenaga Listrik II ; Ir. Soedibyo, MMT	2B ; Rangkaian Logika ; Ir. Supardi, MT	
14:00:00			3A ; Sistem Linier ; Ir. Joko Susila, MT			
15:00:00			3A ; Sistem Linier ; Ir. Joko Susila, MT		4B ; Komunikasi Data ; Ir. Endang Widjati, M.Eng.Sc	
16:00:00			3A ; Sistem Linier ; Ir. Joko Susila, MT		4B ; Komunikasi Data ; Ir. Endang Widjati, M.Eng.Sc	

RUANG C.109

WAKTU	SEMEN	SEKIRO	ROBU	KOMIS	HIMAT	SORTU
7:00:00						
8:00:00		4B ; Sistem Pengaturan I ; Nurlita Gamayanti, ST				
9:00:00		4B ; Sistem Pengaturan I ; Nurlita Gamayanti, ST				
10:00:00		4B ; Sistem Pengaturan I ; Nurlita Gamayanti, ST				
11:00:00						
12:00:00						
13:00:00			2C ; Pengukuran Besaran Listrik ; Dimas Anton Asfani, ST., MT.	2C ; Rangkaian Logika ; Susi Jumasruti, ST., M.Eng.		
14:00:00			2C ; Pengukuran Besaran Listrik ; Dimas Anton Asfani, ST., MT.	2C ; Rangkaian Logika ; Susi Jumasruti, ST., M.Eng.		
15:00:00				2C ; Rangkaian Logika ; Susi Jumasruti, ST., M.Eng.		
16:00:00						

RUANG C.110

WAKTU	SEMEN	SEKIRO	ROBU	KOMIS	HIMAT	SORTU
7:00:00						
8:00:00					3B ; Matematika Teknik I ; Ir. Ali Fatoni, MT	
9:00:00			3A ; Konversi Tenaga Listrik I ; Dimas Anton Asfani, ST., MT.		3B ; Matematika Teknik I ; Ir. Ali Fatoni, MT	
10:00:00			3A ; Konversi Tenaga Listrik I ; Dimas Anton Asfani, ST., MT.		3B ; Matematika Teknik I ; Ir. Ali Fatoni, MT	
11:00:00						
12:00:00						
13:00:00	2A ; Rangkaian Logika ; Ir. Stevanus Hardiristanto					
14:00:00	2A ; Rangkaian Logika ; Ir. Stevanus Hardiristanto		4B ; Matematika Teknik II ; I Gusti Ngurah Satriyadi Hermanda, ST, MT			
15:00:00	2A ; Rangkaian Logika ; Ir. Stevanus Hardiristanto		4B ; Matematika Teknik II ; I Gusti Ngurah Satriyadi Hermanda, ST, MT		4A ; Konversi Tenaga Listrik II ; Ir. Teguh Yurwono	
16:00:00			4B ; Matematika Teknik II ; I Gusti Ngurah Satriyadi Hermanda, ST, MT		4A ; Konversi Tenaga Listrik II ; Ir. Teguh Yurwono	

RUANG C.111

IDM	SFIN	SFISSO	ROBU	KOMIS	UIMAT	SORTU
7:00:00						
8:00:00						
9:00:00		2D ; Probabilitas dan Statistik ; Dosen JTI				
10:00:00		2D ; Probabilitas dan Statistik ; Dosen JTI				
11:00:00						
12:00:00		2B ; Pengukuran Besaran Listrik ; Ir. Arif Musthofa, MT				
13:00:00		2B ; Pengukuran Besaran Listrik ; Ir. Arif Musthofa, MT				
14:00:00						
15:00:00						
16:00:00						

RUANG T.C

IDM	SFIN	SFISSO	ROBU	KOMIS	UIMAT	SORTU
7:00:00		4B ; Rangkaian Elektronika ; Dr. Mochammad Rivai, ST, MT				
8:00:00		4B ; Rangkaian Elektronika ; Dr. Mochammad Rivai, ST, MT				
9:00:00		4B ; Rangkaian Elektronika ; Dr. Mochammad Rivai, ST, MT				
10:00:00						
11:00:00		3B ; Sistem Linier ; Mochammad Sahal, ST			4A ; Rangkaian Elektronika ; Ir. Karyadi, M.Sc.	
12:00:00		3B ; Sistem Linier ; Mochammad Sahal, ST			4A ; Rangkaian Elektronika ; Ir. Karyadi, M.Sc.	
13:00:00		3B ; Sistem Linier ; Mochammad Sahal, ST			4A ; Rangkaian Elektronika ; Ir. Karyadi, M.Sc.	
14:00:00						
15:00:00						
16:00:00						

## Lampiran 4

### Contoh Hasil Jadwal (Data FTK UNDIKSHA)

#### R KULIAH FTK1

WAKTU	SENIN	SELASA	RABU	KAMIS	JUMAT	SABTU
7:30:00			3A ; Kimia Terapan Tekstil ; Dr.Rer. nat I Wayan kariasa, M.Sc.	1A ; Pendidikan Pancasila ; Drs. I Gede Inten KDH, M.Pd.		
8:30:00		5A ; Pengaman Sistem Tenaga Listrik ; Gede Indrawan, ST.	3A ; Kimia Terapan Tekstil ; Dr.Rer. nat I Wayan kariasa, M.Sc.	1A ; Pendidikan Pancasila ; Drs. I Gede Inten KDH, M.Pd.	1A ; Komponen Listrik dan Elektronika ; I Gede Nurhayata, ST.	
9:30:00	1A ; Bahasa Indoesia ; Dra. Ida Ayu Putu Astini, M.Hum.	5A ; Pengaman Sistem Tenaga Listrik ; Gede Indrawan, ST.			1A ; Komponen Listrik dan Elektronika ; I Gede Nurhayata, ST.	1A ; Gizi dan Kesehatan ; Dra. Damiaty, M.Kes
10:30:00	1A ; Bahasa Indoesia ; Dra. Ida Ayu Putu Astini, M.Hum.	5A ; Pengaman Sistem Tenaga Listrik ; Gede Indrawan, ST.			1A ; Komponen Listrik dan Elektronika ; I Gede Nurhayata, ST.	1A ; Gizi dan Kesehatan ; Dra. Damiaty, M.Kes
11:30:00			5A ; Profesi Kependidikan ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati S.Pd, M.Pd			
12:30:00			5A ; Profesi Kependidikan ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati S.Pd, M.Pd			
13:30:00						1A ; Pengantar Pendidikan ; Dra. Desak Putu Parmiti, M.Pd.
14:30:00	1C ; Pendidikan Pancasila ; Ngurah Suastika, S.Pd.			3A ; Telaah Kurikulum ; Cok Istri Raka Marsiti, S.Pd.		1A ; Pengantar Pendidikan ; Dra. Desak Putu Parmiti, M.Pd.
15:30:00	1C ; Pendidikan Pancasila ; Ngurah Suastika, S.Pd.			1A ; Bahasa Indonesia ; Dra. Ida Ayu Putu Astini, M.Hum.		
16:30:00				1A ; Bahasa Indonesia ; Dra. Ida Ayu Putu Astini, M.Hum.		

R KULIAH FTK10

WAKTU	SEMESTER	MATA KULIAH	DOKTERAN	KOMISI	INSTRUKTOR	SARJANA
7:30:00						3A ; Program Linier ; Ketut Agustini, S.Si, M.Si.
8:30:00	5A ; Profesi Kependidikan ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati, S.Pd, M.Pd					3A ; Program Linier ; Ketut Agustini, S.Si, M.Si.
9:30:00	5A ; Profesi Kependidikan ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati, S.Pd, M.Pd	1A ; Struktur Data ; Putu Hendra Suputra, S.Kom			1A ; Bahasa Indonesia ; Dra. Ida Ayu Putu Astini, M.Hum.	3A ; Program Linier ; Ketut Agustini, S.Si, M.Si.
10:30:00		1A ; Struktur Data ; Putu Hendra Suputra, S.Kom			1A ; Bahasa Indonesia ; Dra. Ida Ayu Putu Astini, M.Hum.	5A ; Manajemen Busana Industri ; Dra.Tati Satiawati
11:30:00		1A ; Struktur Data ; Putu Hendra Suputra, S.Kom				5A ; Manajemen Busana Industri ; Dra.Tati Satiawati
12:30:00		5A ; Kapita Selekta Pendidikan Ketrampilan ; Ni Made Suriani, S.Pd				5A ; Manajemen Busana Industri ; Dra.Tati Satiawati
13:30:00		5A ; Kapita Selekta Pendidikan Ketrampilan ; Ni Made Suriani, S.Pd		1A ; Dasar Seni Dan Desain ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati, S.Pd, M.Pd	3A ; Kewirausahaan ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati, S.Pd, M.Pd	
14:30:00	1A ; Dasar Tata Boga ; Dra. Risa Pantj Ariani, M.Psi.	5A ; Kapita Selekta Pendidikan Ketrampilan ; Ni Made Suriani, S.Pd		1A ; Dasar Seni Dan Desain ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati, S.Pd, M.Pd	3A ; Kewirausahaan ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati, S.Pd, M.Pd	
15:30:00	1A ; Dasar Tata Boga ; Dra. Risa Pantj Ariani, M.Psi.	1C ; Pendidikan Agama ; Drs. Tjok. Rai Partajava, M.Erg.				3A ; Bahasa Inggris Profesi I ; Dra. Luh Putu Artini, M.A. Ph.D.
16:30:00		1C ; Pendidikan Agama ; Drs. Tjok. Rai Partajava, M.Erg.				3A ; Bahasa Inggris Profesi I ; Dra. Luh Putu Artini, M.A. Ph.D.

R KULIAH FTK2

JAM	SENIN	SELASA	RABU	KAMIS	JUMAT	SABTU
7:30:00						
8:30:00					3A ; Kesehatan dan Keselamatan Kerja ; I Gede Ratnaya, ST.	1A ; Pengantar Pendidikan ; Dra. Desak Putu Parmiti, M.Pd.
9:30:00					3A ; Kesehatan dan Keselamatan Kerja ; I Gede Ratnaya, ST.	1A ; Pengantar Pendidikan ; Dra. Desak Putu Parmiti, M.Pd.
10:30:00						5A ; Profesi Kependidikan ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati, S.Pd, M.Pd
11:30:00			1A ; Dasar-Dasar Instalasi Listrik ; I Gede Ratnaya, ST.			5A ; Profesi Kependidikan ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati, S.Pd, M.Pd
12:30:00		1A ; Pendidikan Pancasila ; Drs. Wayan Landrawan, M.Si	1A ; Dasar-Dasar Instalasi Listrik ; I Gede Ratnaya, ST.			
13:30:00		1B ; Struktur Data ; Putu Hendra Suputra, S.Kom	1A ; Dasar-Dasar Instalasi Listrik ; I Gede Ratnaya, ST.	3A ; Pengetahuan Minuman ; Dra. Risa Panti Ariani, M.Psi.		
14:30:00		1B ; Struktur Data ; Putu Hendra Suputra, S.Kom		3A ; Pengetahuan Minuman ; Dra. Risa Panti Ariani, M.Psi.		
15:30:00		1B ; Struktur Data ; Putu Hendra Suputra, S.Kom		3A ; Pengetahuan Minuman ; Dra. Risa Panti Ariani, M.Psi.		3A ; Telaah Kurikulum ; Cok Istri Raka Marsiti, S.Pd
16:30:00				1B ; Struktur Data ; Putu Hendra Suputra, S.Kom		3A ; Telaah Kurikulum ; Cok Istri Raka Marsiti, S.Pd

R KULIAH FTK3

WAKTU	SENIN	SELASA	RABU	KAMIS	JUMAT	SABTU
7:30:00		3A ; Bahasa Inggris Profesi I ; Dra. Luh Putu Artini, M.A., Ph.D.				
8:30:00		3A ; Bahasa Inggris Profesi I ; Dra. Luh Putu Artini, M.A., Ph.D.	5A ; Manajemen Busana Industri ; Dra.Tati Satiawati	1C ; Pengenalan Komputer ; Ni Wayan Marti, S.kom. M.kom		
9:30:00			5A ; Manajemen Busana Industri ; Dra.Tati Satiawati	1C ; Pengenalan Komputer ; Ni Wayan Marti, S.kom. M.kom	1C ; Struktur Data ; Putu Hendra Suputra, S.Kom	1A ; Matematika Teknik ; Luh Krisnawati, ST.,MT
10:30:00			5A ; Manajemen Busana Industri ; Dra.Tati Satiawati	1C ; Pengenalan Komputer ; Ni Wayan Marti, S.kom. M.kom	1C ; Struktur Data ; Putu Hendra Suputra, S.Kom	1A ; Matematika Teknik ; Luh Krisnawati, ST.,MT
11:30:00					1C ; Struktur Data ; Putu Hendra Suputra, S.Kom	1A ; Matematika Teknik ; Luh Krisnawati, ST.,MT
12:30:00		3A ; Pengetahuan Minuman ; Dra. Risa Panti Ariani, M.Psi.			5A ; Kapita Selekta Pendidikan Ketrampilan ; Ni Made Suriani, S.Pd	
13:30:00		3A ; Pengetahuan Minuman ; Dra. Risa Panti Ariani, M.Psi.			5A ; Kapita Selekta Pendidikan Ketrampilan ; Ni Made Suriani, S.Pd	
14:30:00		3A ; Pengetahuan Minuman ; Dra. Risa Panti Ariani, M.Psi.			3A ; Matematika Diskrit ; Drs. Putu Wisna Ariawan, M.Si.	
15:30:00				3A ; Pendidikan Agama ; Drs. Tjok. Rai Partajaya, M.Erg.	3A ; Matematika Diskrit ; Drs. Putu Wisna Ariawan, M.Si.	
16:30:00				3A ; Pendidikan Agama ; Drs. Tjok. Rai Partajaya, M.Erg.	3A ; Matematika Diskrit ; Drs. Putu Wisna Ariawan, M.Si.	

R KULIAH FTK4

JAM	SENIN	SELASA	BARA	KAMIS	JUMAT	SABTU
7:30:00	5A ; Profesi Kependidikan ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati, S.Pd, M.Pd	1A ; Pendidikan Pancasila ; Ngurah Suastika, S.Pd.				
8:30:00	5A ; Profesi Kependidikan ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati, S.Pd, M.Pd	1A ; Pendidikan Pancasila ; Ngurah Suastika, S.Pd.			3A ; Kewirausahaan ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati, S.Pd, M.Pd	
9:30:00		1A ; Pengantar Pendidikan ; Dra. Desak Putu Pamiti, M.Pd.			3A ; Kewirausahaan ; Ni Dsk. Md. Sri Adnyawati, S.Pd, M.Pd	
10:30:00		1A ; Pengantar Pendidikan ; Dra. Desak Putu Pamiti, M.Pd.	5A ; Penilaian Hasil elajar ; Dra. Nazrina Zuryani, MA			
11:30:00	3A ; Pendidikan Agama ; Drs. Tjok. Rai Partajaya, M.Erg.	1A ; Pengantar Pendidikan ; Dra. Desak Putu Pamiti, M.Pd.	3A ; Pendidikan Kewarga Negara ; Drs. Ketut Sudiatmaka, M.Si.			1A ; Gizi dan Kesehatan ; Dra. Damiani, M.Kes
12:30:00	3A ; Pendidikan Agama ; Drs. Tjok. Rai Partajaya, M.Erg.		3A ; Pendidikan Kewarga Negara ; Drs. Ketut Sudiatmaka, M.Si.			1A ; Gizi dan Kesehatan ; Dra. Damiani, M.Kes
13:30:00	1A ; Pendidikan Pancasila ; Drs. Wayan Landrawan, M.Si.					
14:30:00			1B ; Pendidikan Agama ; Drs. Tjok. Rai Partajaya, M.Erg.		1B ; Pengenalan Komputer ; Ni Wayan Marti, S.kom. M.kom	
15:30:00	1A ; Tata Tulis Karya Ilmiah ; Nym. Santiyadnya, S.SIMT.		1B ; Pendidikan Agama ; Drs. Tjok. Rai Partajaya, M.Erg.		1B ; Pengenalan Komputer ; Ni Wayan Marti, S.kom. M.kom	
16:30:00	1A ; Tata Tulis Karya Ilmiah ; Nym. Santiyadnya, S.SIMT.		1C ; Struktur Data ; Putu Hendra Suputra, S.Kom		1B ; Pengenalan Komputer ; Ni Wayan Marti, S.kom. M.kom	



## BIOGRAFI

- N a m a** : **Komang Setemen**  
**NRP** : 2205205004  
**Alamat** : Fakultas Teknik dan Kejuruan, UNDIKSHA Singaraja,  
Jl. Udayana (Kampus Tengah) Singaraja, Bali 81116.  
Telp. 0362-32634, Fax. 0362-25735.  
HP : 08123683577, E-mail : km\_setemen@yahoo.com
- Tempat/Tanggal Lahir** : Unggahan, 15 Maret 1976  
**Agama** : Hindu  
**Jenis Kelamin** : Laki-laki  
**Kebangsaan** : Indonesia  
**Status** : Kawin  
**Jabatan/Golongan** : Asisten Ahli / IIIb  
**Pendidikan** : - SD N I Unggahan (1988)  
- SMP N I Seririt (1991)  
- SMA PGRI Seririt (1994)  
- S1 Universitas Padjadjaran, Bandung (2000)  
- S2 ITS, Surabaya (2008)
- Pelatihan** : Penataran Dosen Muda Pola 90 Jam (2002)  
**Pengalaman Kerja** : a. Dosen Tetap Jurusan Manajemen Informatika,  
Fakultas Teknik dan Kejuruan, UNDIKSHA  
Singaraja, Bali dari tahun 2002 sampai sekarang.  
b. Sekretaris merangkap Ketua Lab. Jurusan Manajemen  
Informatika, FTK UNDIKSHA Singaraja, dari tahun  
2003 – 2005.
- Pengalaman Penelitian** : a. Pengkajian Workshop untuk Menunjang Pembelajaran  
Keterampilan Mahasiswa di Jurusan Teknik Elektro dan  
Manajemen Informatika IKIP Negeri Singaraja (sebagai  
anggota). Tahun 2003  
b. Pembuatan Media Pembelajaran Pengetahuan Alat dapur  
Berbasis Multimedia pada Jurusan Boga Perhotelan  
(sebagai ketua). Tahun 2004  
c. Studi Kelayakan Pembukaan Jurusan S-1 Teknik  
Informatika FPTK IKIP Negeri Singaraja (sebagai  
Anggota). Tahun 2004  
d. Evaluasi Variabel Prediktor dan Pembobotan Sekolah  
Asal Pada Sistem Penerimaan Mahasiswa Baru IKIP  
Negeri Singaraja Melalui Penelusuran Minat (Sebagai  
Ketua). Tahun 2005  
e. Studi Kelayakan Pembukaan Program Diploma III  
Teknologi Informasi UNDIKSHA Singaraja. (sebagai  
Ketua). Tahun 2007