



**ALGORITME GENETIK UNTUK OPTIMASI PEMBENTUKAN
FUNGSI REGRESI LINIER DALAM MENENTUKAN
KEBUTUHAN VOLUME AIR PENYIRAMAN TANAH**

SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagian persyaratan
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun oleh:

Hendra Pratama Budiarto

NIM: 125150200111113

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS BRAWIJAYA

MALANG

2017



PENGESAHAN

ALGORITME GENETIK UNTUK OPTIMASI PEMBENTUKAN FUNGSI REGRESI LINIER
DALAM MENENTUKAN KEBUTUHAN VOLUME AIR PENYIRAMAN TANAH

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi sebagian persyaratan
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun Oleh :

Hendra Pratama Budiarto
NIM: 125150200111113

Skripsi ini telah diuji dan dinyatakan lulus pada
2 Juni 2017

Telah diperiksa dan disetujui oleh:

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Budi Darma Setiawan, S.Kom., M.Cs.
NIP: 19841015 201404 1 002

Putra Pandu Adikara, S.Kom., M.Kom.
NIP: 19850725 200812 1 002

Mengetahui

Ketua Jurusan Teknik Informatika

Tri Astoto Kurniawan, S.T., M.T., Ph.D.
NIP: 19710518 200312 1 001

PERNYATAAN ORISINALITAS

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya, di dalam naskah skripsi ini tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi, dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Apabila ternyata didalam naskah skripsi ini dapat dibuktikan terdapat unsur-unsur plagiasi, saya bersedia skripsi ini digugurkan dan gelar akademik yang telah saya peroleh (sarjana) dibatalkan, serta diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku (UU No. 20 Tahun 2003, Pasal 25 ayat 2 dan Pasal 70).

Malang, 12 Juni 2017

Hendra Pratama Budiarto
NIM: 125150200111113

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



KATA PENGANTAR

Puji Syukur peneliti panjatkan atas kehadiran Allah SWT, karena hanya dengan rahmat dan hidayah-Nya peneliti dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Algoritme Genetik untuk Optimasi Pembentukan Fungsi Regresi Linier dalam Menentukan Kebutuhan Volume Air Penyiraman Tanah”.

Peneliti menyadari bahwa penyusunan skripsi ini tidak akan terwujud tanpa adanya dukungan, bantuan serta doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini peneliti menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Bapak Herry Julianto dan Ibu Sri Wulan Candra Ratih, selaku orang tua peneliti yang senantiasa membesarkan, mendidik, memberikan dukungan berupa materiil maupun Immateriil serta doa kepada peneliti.
2. Bapak Budi Darma Setiawan, S.Kom., M.Cs., selaku Dosen Pembimbing I dan Bapak Putra Pandu Adikara, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing II yang telah bersedia meluangkan waktu untuk membimbing, membagi pengetahuan serta memberikan kritik dan saran dalam pengerjaan skripsi ini.
3. Bapak Dr. Ir. Sudarmadi Purnomo, M.S., selaku pakar dari Laboratorium Benih Balai Pengkajian Teknologi Pertanian Jawa Timur yang telah bersedia meluangkan waktu untuk melakukan observasi objek penelitian.
4. Teman-teman dari Kelompok Riset Mahasiswa, yang telah meluangkan waktu untuk berdiskusi serta memberikan saran dan kritik terhadap topik skripsi ini.

Dengan segala kerendahan hati peneliti menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan, untuk itu saran dan kritik yang membangun sangat diharapkan demi memperbaiki penelitian berikutnya. Peneliti berharap skripsi ini dapat bermanfaat bagi pembaca, pihak yang berkepentingan dan peneliti sendiri.

Malang, 12 Juni 2017

Peneliti
125150200111113@mail.ub.ac.id

ABSTRAK

Laboratorium Benih Balai Pengkajian Teknologi Pertanian Jawa Timur merupakan salah satu unit kerja milik pemerintah provinsi yang ditunjuk sebagai pelaksana teknis untuk melakukan pengkajian daya tumbuh benih. Saat ini di tempat tersebut sedang dikembangkan alat siram otomatis berdasarkan sensor kelembapan tanah, namun alat itu belum bisa memprediksi kebutuhan volume air guna menjaga kelembapan media penumbuhan benih. Dengan bantuan sensor kelembapan pada alat dan pengetahuan pakar, data berupa kumpulan amatan kelembapan tanah terhadap kebutuhan volume air telah didapatkan. Penelitian ini dilakukan untuk menerapkan metode regresi linier agar alat tersebut dapat melakukan prediksi berdasarkan pola data dalam bentuk persamaan. Ketepatan hasil prediksi dengan metode ini diukur dengan koefisien determinasi. Koefisien determinasi dapat menurun akibat adanya amatan pencilan yang timbul karena ketidakakuratan hasil observasi. Dari permasalahan tersebut penelitian ini menggunakan algoritme genetik dengan kriteria informasi sebagai pembanding untuk mendeteksi amatan pencilan guna dihilangkan. Setelah menghilangkan 6 amatan pencilan yang terdeteksi oleh algoritme genetik pada penelitian ini, terdapat peningkatan koefisien determinasi dari 0.9673 menjadi 0.9935.

Kata kunci: regresi linier, amatan pencilan, algoritme genetik, kriteria informasi

ABSTRACT

Seed Laboratory BPTP East Java is one of provincial government work units that have assignment as the technical implementer to conduct a study in seed growth. Currently at this place is being developed automatic watering device based on soil humidity sensor, but the device cannot predict the volume of water needed in order to keep the moist of seed growth media. With the help of humidity sensor on device and expert's knowledge, the observations dataset of soil moisture to the needs of waters volume has been obtained. This study was conducted to apply linear regression method so that the device can perform predictions based on dataset patterns as an equation. The accuracy of prediction results with this method is measured by the coefficient of determination. The coefficient of determination can be decreasing due to the arising of observation outliers because Inaccuracy of observation results. The solution from this study is using genetic algorithm with information criteria as comparison for detecting observation outliers to eliminated. After eliminating 6 observations outliers were detected by genetic algorithms in this study, shows increase in the coefficient of determination from 0.9673 to 0.9935.

Keywords: *linear regression, observation outliers, genetic algorithm, information criteria*

DAFTAR ISI

PENGESAHAN.....	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS.....	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
ABSTRAK.....	v
ABSTRACT.....	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR KODE.....	xii
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar belakang.....	1
1.2 Rumusan masalah.....	3
1.3 Tujuan.....	3
1.3.1 Tujuan umum.....	3
1.3.2 Tujuan khusus.....	3
1.4 Manfaat.....	3
1.4.1 Bagi Peneliti.....	3
1.4.2 Bagi Instansi.....	4
1.5 Batasan masalah.....	4
1.6 Sistematika pembahasan.....	4
1.6.1 BAB I Pendahuluan.....	4
1.6.2 BAB II Landasan Pustaka.....	4
1.6.3 BAB III Metodologi.....	4
1.6.4 BAB IV Perancangan.....	4
1.6.5 BAB V Implementasi.....	5
1.6.6 BAB VI Pengujian dan Analisis.....	5
1.6.7 BAB VII Penutup.....	5
BAB 2 LANDASAN PUSTAKA.....	6
2.1 Kajian Pustaka.....	6

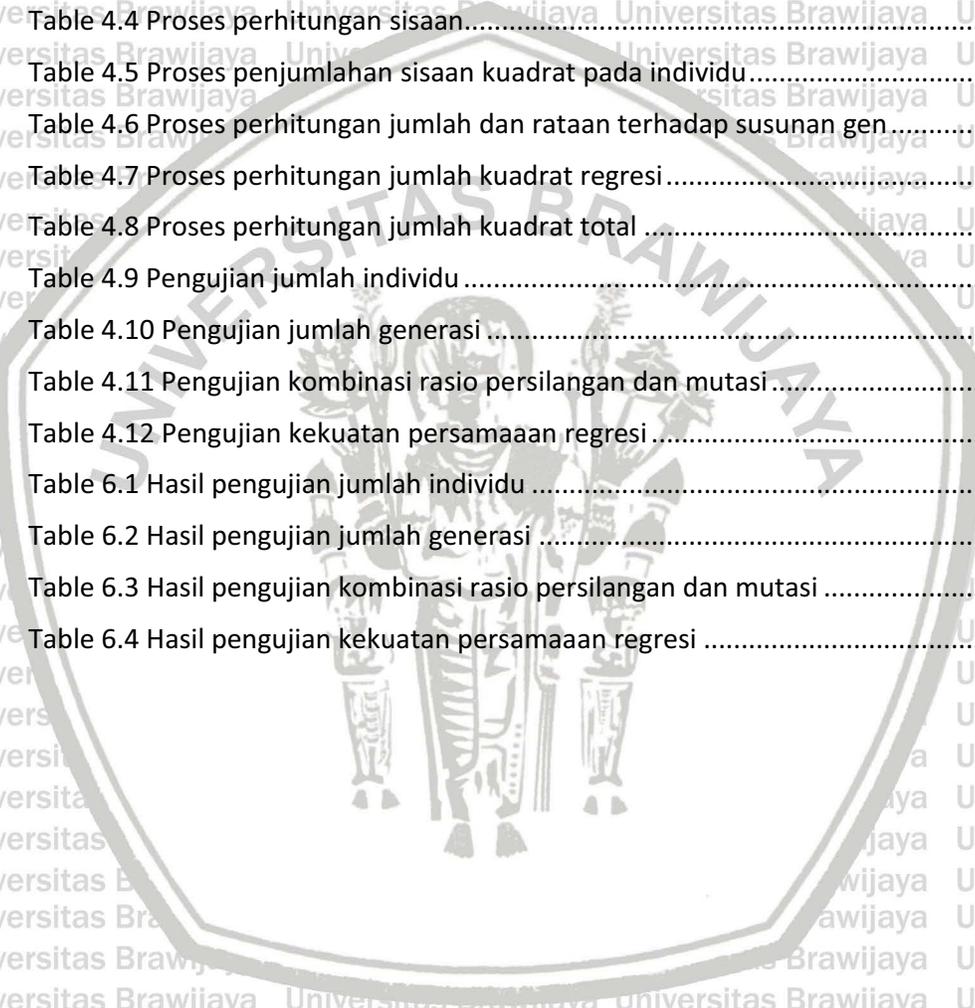
2.2 Regresi Linier.....	7
2.3 Optimasi Regresi Linier.....	8
2.3.1 Sisaan (<i>Error</i>).....	8
2.3.2 Kriteria Informasi.....	9
2.4 Algoritme Genetik.....	10
2.4.1 Inisialisasi.....	11
2.4.2 Nilai <i>Fitness</i>	11
2.4.3 Reproduksi.....	11
2.4.4 Seleksi.....	13
2.5 Pengujian Regresi Linier.....	13
BAB 3 METODOLOGI.....	14
3.1 Studi Pustaka.....	15
3.2 Pengumpulan Data.....	15
3.3 Analisis Kebutuhan.....	18
3.4 Perancangan Sistem.....	18
3.4.1 Deskripsi Umum Sistem.....	18
3.4.2 Arsitektur Sistem.....	19
3.5 Implementasi Sistem.....	19
3.6 Pengujian dan Analisis.....	19
3.7 Kesimpulan dan Saran.....	20
BAB 4 PERANCANGAN.....	21
4.1 Deskripsi Umum Sistem.....	21
4.2 Batasan Sistem.....	21
4.3 Alur Kerja Sistem.....	22
4.3.1 Komponen Regresi Linier.....	22
4.3.2 Algoritme Genetik.....	27
4.4 Perhitungan Manual.....	31
4.4.1 Proses Perhitungan Nilai Kriteria Informasi.....	33
4.4.2 Proses Perhitungan Nilai Koefisien Determinasi.....	38
4.5 Perancangan Tampilan Antarmuka.....	42
4.6 Perancangan Pengujian dan Analisis.....	44
4.6.1 Perancangan Pengujian Parameter Algoritme Genetik.....	44



4.6.2 Perancangan Pengujian Kekuatan Persamaan Regresi	46
BAB 5 IMPLEMENTASI	47
5.1 Perangkat Implementasi	47
5.2 Implementasi Proses Regresi Linier	47
5.2.1 Implementasi Pembentukan Persamaan Regresi	47
5.2.2 Implementasi Pembentukan Sisaan	49
5.2.3 Implementasi Perhitungan Nilai Kriteria Informasi	49
5.2.4 Implementasi Perhitungan Nilai Koefisien Determinasi	50
5.3 Implementasi Proses Algoritme Genetik	51
5.3.2 Implementasi Proses Inialisasi	53
5.3.3 Implementasi Proses Persilangan	53
5.3.4 Implementasi Proses Mutasi	54
5.4 Implementasi Tampilan Antarmuka	55
5.4.1 Implementasi Tampilan Antarmuka Pengolahan Data	55
5.4.2 Implementasi Tampilan Antarmuka Algoritme Genetik	56
BAB 6 PENGUJIAN DAN ANALISIS	58
6.1 Pengujian Parameter Algoritme Genetik	58
6.1.1 Pengujian Jumlah Individu	58
6.1.2 Pengujian Jumlah Generasi	59
6.1.3 Pengujian Kombinasi Rasio Persilangan dan Mutasi	60
6.2 Pengujian Kekuatan Persamaan Regresi	62
BAB 7 PENUTUP	64
7.1 Kesimpulan	64
7.2 Saran	65
DAFTAR PUSTAKA	66

DAFTAR TABEL

Table 4.1 Data	31
Table 4.2 Proses awal pengolahan data.....	32
Table 4.3 Proses penjumlahan.....	33
Table 4.4 Proses perhitungan sisaan.....	35
Table 4.5 Proses penjumlahan sisaan kuadrat pada individu.....	36
Table 4.6 Proses perhitungan jumlah dan rata-rata terhadap susunan gen.....	38
Table 4.7 Proses perhitungan jumlah kuadrat regresi.....	39
Table 4.8 Proses perhitungan jumlah kuadrat total	41
Table 4.9 Pengujian jumlah individu	44
Table 4.10 Pengujian jumlah generasi	45
Table 4.11 Pengujian kombinasi rasio persilangan dan mutasi	45
Table 4.12 Pengujian kekuatan persamaan regresi.....	46
Table 6.1 Hasil pengujian jumlah individu	58
Table 6.2 Hasil pengujian jumlah generasi	59
Table 6.3 Hasil pengujian kombinasi rasio persilangan dan mutasi	61
Table 6.4 Hasil pengujian kekuatan persamaan regresi	62



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Representasi susunan gen..... 11

Gambar 2.2 Proses persilangan 12

Gambar 2.3 Proses mutasi..... 12

Gambar 3.1 Tahap metodologi penelitian 14

Gambar 3.2 Proses observasi data..... 16

Gambar 3.3 Mengukur kelembapan awal sampel tanah..... 17

Gambar 3.4 Pakar menuangkan air kepada sampel tanah..... 17

Gambar 4.1 Komponen regresi linier 22

Gambar 4.2 Diagram alur kerja persamaan regresi linier..... 23

Gambar 4.3 Diagram alur kerja sisaan 24

Gambar 4.4 Diagram alur kerja kriteria informasi 25

Gambar 4.5 Diagram alur kerja koefisien determinasi 26

Gambar 4.6 Diagram alur kerja algoritme genetik 27

Gambar 4.7 Diagram alur kerja inisialisasi..... 29

Gambar 4.8 Diagram alur kerja persilangan 30

Gambar 4.9 Diagram alur kerja mutasi..... 31

Gambar 4.10 Rancangan tampilan antarmuka pengolahan data 42

Gambar 4.11 Rancangan tampilan antarmuka algoritme genetik..... 43

Gambar 5.1 Tampilan antarmuka pengolahan data bagian atas..... 55

Gambar 5.2 Tampilan antarmuka pengolahan data bagian tengah..... 56

Gambar 5.3 Tampilan antarmuka pengolahan data bagian bawah 56

Gambar 5.4 Tampilan antarmuka algoritme genetik bagian atas 57

Gambar 5.5 Tampilan antarmuka algoritme genetik bagian bawah..... 57

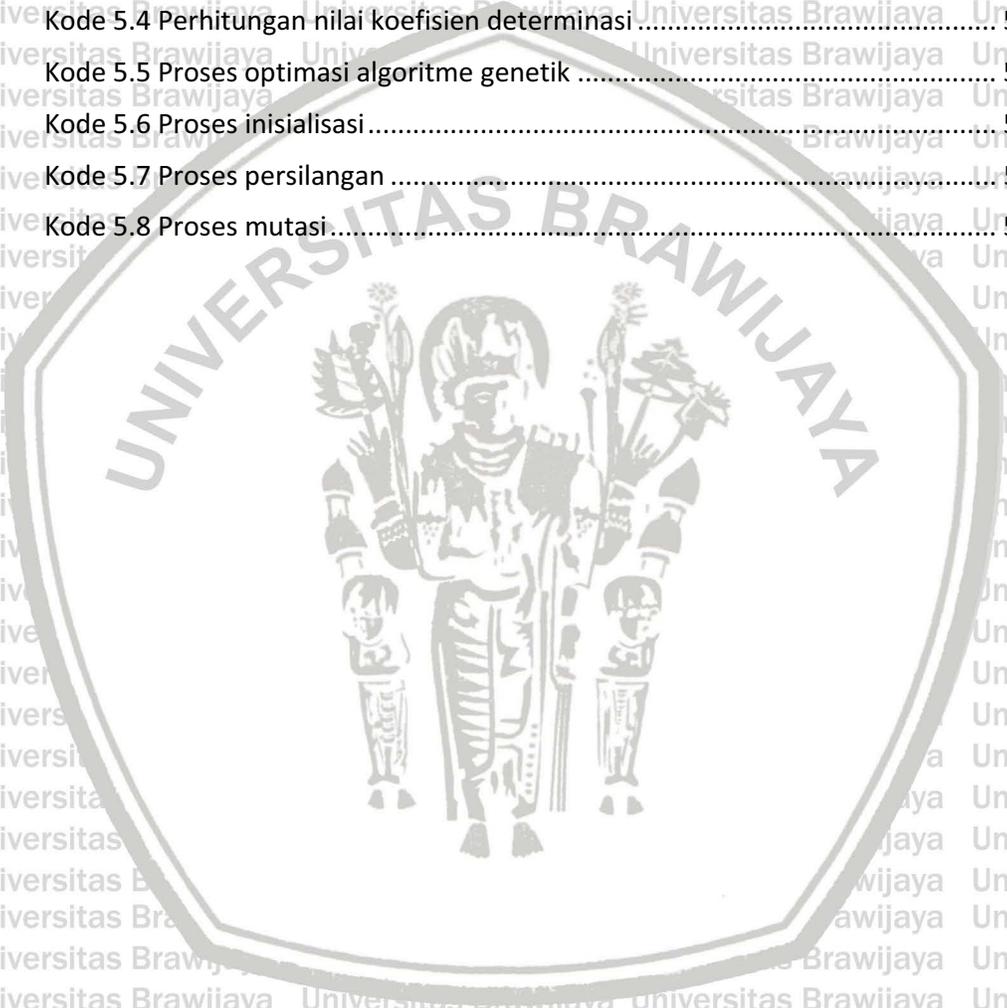
Gambar 6.1 Grafik pengujian jumlah individu 59

Gambar 6.2 Grafik pengujian jumlah generasi 60

Gambar 6.3 Grafik pengujian kombinasi rasio persilangan dan mutasi..... 61

DAFTAR KODE

Kode 5.1 Pembentukan persamaan regresi.....	48
Kode 5.2 Pembentukan sisaan.....	49
Kode 5.3 Perhitungan nilai kriteria informasi.....	50
Kode 5.4 Perhitungan nilai koefisien determinasi.....	51
Kode 5.5 Proses optimasi algoritme genetik.....	52
Kode 5.6 Proses inialisasi.....	53
Kode 5.7 Proses persilangan.....	54
Kode 5.8 Proses mutasi.....	54



BAB 1 PENDAHULUAN

Pada bab ini akan dijelaskan tentang permasalahan yang menjadi latar belakang penelitian. Pada bagian latar belakang selain membahas tentang permasalahan juga akan mengulas sedikit tentang metode yang digunakan. Bab ini juga akan membahas tentang masalah yang sudah dirumuskan dari latar belakang serta tujuan, manfaat, batasan dan sistematika pembahasan.

1.1 Latar belakang

Balai Pengkajian Teknologi Pertanian Jawa Timur yang selanjutnya disingkat BPTP Jatim merupakan unit kerja milik pemerintah provinsi yang memiliki salah satu visi yaitu menyediakan teknologi yang dapat menunjang komoditas pertanian sesuai dengan kondisi lingkungan yang dibutuhkan. Salah satu fasilitas yang dimiliki BPTP Jatim adalah Laboratorium Benih, yang ditunjuk sebagai pelaksana teknis untuk melakukan pengkajian kualitas benih. Tugas utama dari laboratorium ini adalah melayani permintaan analisis dari berbagai instansi untuk kepentingan penelitian serta melayani permintaan analisis langsung dari petani (Balai Pengkajian Teknologi Pertanian Jawa Timur, 2010).

Laboratorium Benih BPTP Jatim telah memiliki beberapa alat serta metode untuk menguji kualitas benih, namun pengujian kualitas benih harus disertai dengan pengujian daya tumbuh benih. Sampai saat ini penyiraman media penumbuhan benih di Laboratorium Benih BPTP Jatim masih menggunakan serangkaian pipa untuk menyalurkan air serta belum bekerja secara otomatis guna menghasilkan kelembapan tanah ideal. Hal ini tentu dapat mempengaruhi hasil pertumbuhan benih, dikarenakan untuk tumbuh secara optimal benih membutuhkan volume penyiraman air yang sesuai guna menjaga kelembapan tanah tetap ideal (FAO Land & Water Division, 2003). Diharapkan dengan adanya alat yang dapat menjaga kelembapan tanah secara otomatis di Laboratorium Benih BPTP Jatim hasil pengujian daya tumbuh benih lebih optimal, dikarenakan penyiraman media penumbuhan benih lebih tepat sesuai kebutuhan. Saat ini di Laboratorium Benih BPTP Jatim sedang dikembangkan alat yang dapat melakukan penyiraman secara otomatis. Alat yang sedang dikembangkan tersebut menggunakan sensor yang berfungsi sebagai penerima masukan tingkat kelembapan tanah. Hal ini bertujuan untuk menentukan volume air yang dibutuhkan dalam penyiraman, namun belum ada penghubung antara masukan dan keluaran pada alat tersebut.

Berdasarkan permasalahan di atas, peneliti ingin menerapkan suatu persamaan pada pengembangan alat siram otomatis yang sedang dikembangkan, sehingga alat tersebut dapat memprediksi kebutuhan volume air berdasarkan kelembapan tanah. Persamaan tersebut didapat dari metode yang dapat mengenali pola hubungan kebutuhan volume air berdasarkan kelembapan tanah awal hingga mencapai ideal. Dengan bantuan sensor kelembapan pada alat yang sedang dikembangkan dan pengetahuan pakar terhadap kelembapan tanah ideal, data berupa kumpulan amatan kebutuhan volume air berdasarkan kelembapan

tanah dapat dicari. Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan kumpulan amatan yang cenderung membentuk pola garis lurus dengan asumsi semakin kecil kelembapan tanah maka semakin besar volume air yang dibutuhkan atau sebaliknya. Metode yang cocok digunakan untuk permasalahan ini adalah regresi linier. Regresi linier mempunyai persamaan yang disebut sebagai persamaan regresi. Persamaan regresi merumuskan hubungan yang lurus antara satu amatan dengan amatan lainnya. Setiap amatan mempresentasikan hubungan variabel terikat dengan satu atau lebih variabel bebas (Levin & Rubin, 1998).

Dalam regresi linier, bisa jadi persamaan yang terbentuk kurang kuat untuk menggambarkan pola hubungan antar amatan. Persamaan regresi yang kurang kuat dapat menyebabkan prediksi menjadi salah. Hal ini dikarenakan adanya amatan pencilan (*outliers*) di dalam data yang ikut membentuk persamaan regresi. Amatan pencilan merupakan amatan yang memiliki nilai terlalu jauh dari amatan lainnya. Dalam penelitian ini amatan pencilan bisa jadi ada di dalam data karena ketidakakuratan sensor dalam menentukan kelembapan tanah atau kurangnya ketelitian dalam mengamati kebutuhan volume air. Untuk mengantisipasi kesalahan prediksi, perlu adanya pendeteksian amatan pencilan sebelum membentuk persamaan regresi (Johnson & Wichern, 1996). Pendeteksian amatan pencilan bisa melalui beberapa kali proses. Hal ini bisa terjadi karena setelah amatan yang diduga sebagai pencilan dihapus persamaan regresi yang terbentuk akan berubah. Perubahan persamaan regresi membuat amatan yang tadinya bukan pencilan menjadi pencilan baru. Selain dibutuhkan proses yang berulang, satu proses pendeteksian membutuhkan beberapa tahap yang harus dilalui (Hadi & Simonoff, 1993). Banyaknya tahap yang dilalui serta proses yang berulang membuat cara ini kurang efisien sehingga perlu satu cara untuk melakukan deteksi pencilan secara serempak. Pada tahun 1992 Mills dan Prasad mengusulkan metode pendeteksian amatan pencilan secara serempak dengan rumus kriteria informasi. Amatan pencilan ditentukan dengan menghitung nilai kriteria informasi terbaik berdasarkan kombinasi amatan yang dimasukkan dalam rumus. Kelemahan dari metode ini adalah semua kombinasi harus dicoba untuk menghasilkan nilai kriteria informasi terbaik sehingga mengurangi efisiensi. Solusi yang dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan ini adalah algoritme genetik. Algoritme genetik dapat mencari nilai kriteria informasi terbaik tanpa mencoba semua kombinasi (Alma, Kurt, & Ugur, 2008).

Berdasarkan pemaparan latar belakang di atas, maka peneliti ingin meneliti Algoritme Genetik untuk Optimasi Pembentukan Fungsi Regresi Linier dalam Menentukan Kebutuhan Volume Air Penyiraman Tanah. Hasil dari penelitian ini berupa persamaan yang akan digunakan pada pengembangan alat siram otomatis di Laboratorium Benih BPTP Jatim. Dengan menerapkan hasil penelitian ini pada pengembangan alat siram otomatis tersebut, diharapkan dapat membantu Laboratorium Benih BPTP Jatim dalam menjaga kelembapan media penumbuhan benih.

1.2 Rumusan masalah

Berdasarkan paparan latar belakang tersebut, maka rumusan masalah yang dapat dikaji adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara menerapkan metode regresi linier guna membentuk persamaan regresi untuk menghitung volume air yang dibutuhkan berdasarkan kelembapan tanah?
2. Bagaimana cara menerapkan algoritme genetik untuk mengoptimasi metode regresi linier?
3. Bagaimana hasil pengujian kekuatan persamaan regresi dari metode regresi linier dengan dan tanpa optimasi menggunakan algoritme genetik untuk menentukan kebutuhan volume air berdasarkan kelembapan tanah?

1.3 Tujuan

Berdasarkan pemaparan latar belakang, penelitian ini memiliki beberapa tujuan umum dan tujuan khusus antara lain:

1.3.1 Tujuan umum

1. Menerapkan metode regresi linier guna membentuk persamaan regresi untuk menghitung volume air yang dibutuhkan berdasarkan kelembapan tanah.
2. Menerapkan algoritme genetik untuk mengoptimasi metode regresi linier.
3. Melakukan pengujian terhadap kekuatan persamaan regresi dari metode regresi linier dengan dan tanpa optimasi menggunakan algoritme genetik untuk menentukan kebutuhan volume air berdasarkan kelembapan tanah.

1.3.2 Tujuan khusus

Membantu Laboratorium Benih BPTP Jatim dalam pengembangan alat siram otomatis untuk menjaga kelembapan media penumbuhan benih.

1.4 Manfaat

Dengan adanya penelitian ini akan ada manfaat yang dirasakan oleh pihak peneliti dan instansi terkait, manfaat tersebut antara lain:

1.4.1 Bagi Peneliti

1. Sebagai media untuk menerapkan ilmu pengetahuan teknologi khususnya dibidang komputasi cerdas.
2. Mendapatkan pemahaman tentang penerapan metode regresi linier yang dioptimasi menggunakan algoritme genetik guna membentuk persamaan untuk menentukan kebutuhan volume air berdasarkan kelembapan tanah.

1.4.2 Bagi Instansi

Laboratorium Benih BPTP Jatim memiliki seperangkat alat yang dapat memprediksi kebutuhan volume air berdasarkan kelembapan tanah secara otomatis untuk menjaga kelembapan media penumbuhan benih.

1.5 Batasan masalah

Agar pembahasan penelitian ini tidak menyimpang dari apa yang telah dirumuskan dan hasilnya dapat digunakan pada alat yang sedang dikembangkan di Laboratorium Benih BPTP Jatim, maka diperlukan batasan masalah. Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Metode yang dipakai adalah regresi linier dioptimasi menggunakan algoritme genetik guna membentuk persamaan regresi yang lebih kuat untuk melakukan prediksi.
2. Kelembapan tanah ideal sebagai acuan penelitian adalah pengetahuan pakar tentang kelembapan tanah ideal untuk menumbuhkan benih.
3. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah kumpulan amatan hubungan kelembapan tanah dan kebutuhan volume air yang diperoleh dari Laboratorium Benih BPTP Jatim.

1.6 Sistematika pembahasan

Untuk mencapai tujuan yang diharapkan, maka sistematika penulisan yang disusun dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1.6.1 BAB I Pendahuluan

Pada bab ini akan dijelaskan tentang permasalahan yang menjadi latar belakang penelitian. Pada bagian latar belakang selain membahas tentang permasalahan juga akan mengulas sedikit tentang metode yang digunakan. Bab ini juga akan membahas tentang masalah yang sudah dirumuskan dari latar belakang serta tujuan, manfaat, batasan dan sistematika pembahasan.

1.6.2 BAB II Landasan Pustaka

Pada bab ini akan dibahas tentang kajian pustaka serta metode yang digunakan dalam penelitian ini. Bab ini juga akan menerangkan teknis yang digunakan untuk implementasi metode.

1.6.3 BAB III Metodologi

Pada bab ini akan dijelaskan tahapan metodologi yang dilakukan peneliti dalam melakukan rangkaian penelitian. Rangkaian penelitian tersebut dimulai dari studi pustaka hingga penarikan kesimpulan dan saran berdasarkan hasil penelitian.

1.6.4 BAB IV Perancangan

Bab ini menjelaskan tentang perancangan alur kerja sistem yang akan dibuat guna membuktikan kebenaran studi pustaka pada objek yang diangkat.

Perancangan pada penelitian ini dibuat sebagai pedoman dalam implementasi sistem, agar sistem yang nantinya dibuat tidak menyimpang dari pembahasan.

Pada bab ini akan dijelaskan lebih detail mengenai deskripsi umum sistem, batasan sistem, alur kerja sistem, perhitungan manual, perancangan tampilan antarmuka dan perancangan pengujian.

1.6.5 BAB V Implementasi

Bab ini menjelaskan tentang implementasi sistem berdasarkan metode yang digunakan pada penelitian ini. Implementasi pada penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem yang lebih dinamis sehingga dapat mengolah data sesuai dengan metode yang digunakan. Pada bab ini akan dibahas secara detail tentang sistem yang dibuat beserta tampilan antarmuka dan perangkat yang digunakan.

1.6.6 BAB VI Pengujian dan Analisis

Bab ini menjelaskan hasil pengujian dan analisis terhadap implementasi sistem untuk membuktikan kebenaran metode dari kajian pustaka yang dibahas pada bab sebelumnya. Pada penelitian ini pengujian akan dibagi menjadi 2 bagian yaitu pengujian parameter algoritme genetik serta pengujian kekuatan persamaan regresi dengan dan tanpa optimasi. Pada setiap bagian, analisis akan dilakukan untuk menarik kesimpulan hasil pengujian.

1.6.7 BAB VII Penutup

Bab ini merupakan bab terakhir yang membahas kesimpulan beserta saran untuk penelitian ini. Bab ini akan menjelaskan hasil dari penelitian yang sudah disimpulkan berdasarkan rumusan masalah. Selain hasil penelitian, bab ini juga akan membahas tentang saran untuk memperbaiki kekurangan penelitian ini guna menjadi masukan pada penelitian berikutnya.

BAB 2 LANDASAN PUSTAKA

Pada bab ini akan dibahas tentang kajian pustaka serta metode yang digunakan dalam penelitian ini. Bab ini juga akan menerangkan teknis yang digunakan untuk implementasi metode.

2.1 Kajian Pustaka

Pada bagian ini akan dibahas tentang beberapa pustaka terkait metode yang relevan dengan penelitian ini. Hal ini dilakukan agar beberapa pustaka tersebut dapat dijadikan landasan teori serta pembahasan tidak menyimpang dari rumusan masalah yaitu menerapkan metode yang digunakan terhadap objek penelitian. Dari pemaparan tersebut maka kajian pustaka ini akan membahas tentang regresi linier serta cara untuk mengoptimalkan hasil yang didapatkan dari metode tersebut. Berikut beberapa pustaka tentang metode relevan yang diperoleh dari berbagai sumber antara lain jurnal, buku dan penelitian sebelumnya.

Penelitian pertama membahas tentang regresi linier dan cara melakukan prediksi menggunakan metode tersebut. Pada penelitian tersebut regresi linier dipaparkan sebagai metode statistik yang cocok digunakan untuk menghitung pola hubungan antara variabel terikat dengan satu atau lebih variabel bebas. Pola ini dihitung untuk dijadikan sebuah persamaan matematik yang dikenal dengan persamaan regresi. Cara melakukan prediksi dengan regresi linier yaitu menggunakan persamaan tersebut untuk menghitung nilai variabel terikat prediksi berdasarkan variabel bebas yang dimasukkan (Levin & Rubin, 1998).

Penelitian kedua membahas tentang amatan pencilan (*outlier*) pada regresi linier. Keberadaan amatan pencilan pada data dapat menyebabkan persamaan regresi yang terbentuk menjadi salah. Hal ini dapat menyebabkan nilai sisaan (*error*) untuk masing-masing amatan menjadi besar sehingga persamaan regresi kurang kuat untuk mewakili pola hubungan variabel bebas dan variabel terikat. Kekuatan persamaan regresi yang terbentuk dapat dinilai dengan koefisien determinasi yang memiliki rentang antara 0 sampai 1. Nilai koefisien determinasi yang menjauhi 1 menandakan lemahnya persamaan regresi yang terbentuk dikarenakan adanya amatan pencilan di dalam data. Dari pemaparan tersebut, sebelum membentuk persamaan regresi sebaiknya amatan pencilan dihilangkan terlebih dahulu untuk memperkuat persamaan regresi yang dihasilkan (Johnson & Wichern, 1996).

Penelitian ketiga membahas tentang cara menghilangkan amatan pencilan pada regresi linier. Amatan pencilan tidak selalu bisa dideteksi secara langsung hanya dengan melihat grafik hubungan variabel bebas dan variabel terikat. Hal ini dikarenakan dalam data yang terlihat memiliki pola garis lurus bisa saja terdapat amatan pencilan, tergantung dari nilai variabel amatan lainnya. Dalam statistika, amatan berpengaruh sebagai pencilan jika memiliki nilai sisaan baku (*standardized error*) lebih dari 1.96 atau kurang dari -1.96 (Draper & Smith, 1998).

Penelitian keempat membahas prosedur dalam menghilangkan amatan pencilan dalam regresi linier. Mendeteksi amatan pencilan dengan sisaan baku bisa jadi melalui beberapa proses yang berulang. Hal ini disebabkan setelah amatan yang dinilai pencilan oleh sisaan baku dihilangkan, persamaan regresi akan berubah. Hal ini menyebabkan amatan yang sebelumnya bukan pencilan dapat menjadi pencilan baru. Dari pemaparan tersebut dapat ditarik kesimpulan bahwa pembentukan persamaan regresi serta perhitungan nilai sisaan baku masing-masing amatan harus dilakukan kembali setelah amatan yang dinilai pencilan pada proses sebelumnya dihilangkan. Proses tersebut harus terus dilakukan hingga amatan pencilan tidak terdeteksi lagi (Hadi & Simonoff, 1993).

Penelitian kelima membahas metode yang lebih efisien untuk mendeteksi amatan pencilan dalam regresi linier. Metode ini dikembangkan dari rumus *bayesian information criterion* (Schwarz, 1978) untuk disesuaikan dengan regresi linier. Hasil pengujian penelitian tersebut terhadap beberapa data menunjukkan bahwa kriteria informasi akan memberikan nilai yang baik apabila amatan berpotensi sebagai pencilan dihilangkan serta menyisakan amatan yang bukan pencilan sebanyak mungkin. Kesimpulan dari penelitian tersebut kriteria informasi yang telah disesuaikan untuk regresi linier dapat mendeteksi pencilan tanpa perlu menghitung sisaan baku, namun dibutuhkan metode optimasi untuk mencari nilai kriteria informasi terbaik (Tolvi, 2004).

Penelitian terakhir menerapkan metode optimasi algoritme genetik untuk mencari kombinasi yang memiliki nilai kriteria informasi terbaik dengan cepat. Pada penelitian tersebut dipaparkan bahwa jumlah kemungkinan yang harus dicoba untuk mencari nilai kriteria informasi sebanyak $2^n - 1$ dimana n merupakan jumlah amatan pada data. Dari pemaparan tersebut penelitian tersebut menggunakan algoritme genetik untuk mencari solusi terbaik dengan nilai kriteria informasi sebagai *fitness* sehingga tidak perlu mencoba seluruh solusi. Kesimpulan dari penelitian tersebut bahwa algoritme genetik lebih efisien untuk digunakan dalam mendeteksi amatan pencilan, dikarenakan prosesnya dilalui tanpa perlu menghitung sisaan baku (Alma, Kurt, & Ugur, 2008).

2.2 Regresi Linier

Regresi linier adalah metode statistik yang cocok digunakan untuk menghitung pola hubungan variabel terikat dengan satu atau lebih variabel bebas pada masing-masing amatan. Regresi linier mampu melakukan pendekatan pola dalam bentuk persamaan melalui terbentuknya suatu hubungan yang bersifat numerik. Regresi linier juga dapat digunakan untuk melakukan prediksi pada variabel terikat, dengan cara memasukkan variabel bebas yang ingin dicari nilai variabel terikatnya ke dalam persamaan tersebut. Variabel bebas adalah variabel pengaruh, sedangkan variabel terikat merupakan variabel yang dipengaruhi (Levin & Rubin, 1998).

Namun yang perlu diingat, saat melakukan prediksi menggunakan persamaan regresi variabel bebas yang dimasukkan harus berada pada rentang data yang digunakan. Misalnya, persamaan regresi diperoleh menggunakan data dengan

variabel bebas 1 sampai 100, maka variabel bebas yang kita gunakan untuk melakukan prediksi hanya boleh antara 1 sampai 100. Konsep ini disebut sebagai interpolasi (R Development Core Team, 2008).

Untuk melakukan prediksi menggunakan regresi linier, terlebih dahulu harus dicari persamaan regresinya (Kenney & Keeping, 1962). Rumus persamaan regresi linier untuk satu variabel bebas ditunjukkan pada Persamaan 2.1.

$$\hat{Y} = a + bX \quad (2.1)$$

$$a = \frac{(\sum Y)(\sum X^2) - (\sum X)(\sum XY)}{n(\sum X^2) - (\sum X)^2} \quad (2.2)$$

$$b = \frac{n(\sum XY) - (\sum X)(\sum Y)}{n(\sum X^2) - (\sum X)^2} \quad (2.3)$$

Dimana \hat{Y} =variabel terikat hasil prediksi yang didapatkan dengan memasukkan variabel bebas (X) pada persamaan regresi, X =variabel bebas, Y =variabel terikat, a =konstanta, b =koefisien regresi (kemiringan) dan n =jumlah amatan.

2.3 Optimasi Regresi Linier

Dalam regresi linier, bisa jadi persamaan yang terbentuk kurang kuat untuk menggambarkan pola hubungan antar amatan. Persamaan regresi yang kurang kuat dapat menyebabkan prediksi menjadi salah. Hal ini dikarenakan di dalam data terdapat beberapa amatan pencilan yang ikut membentuk persamaan regresi. Amatan pencilan (*outlier*) merupakan amatan yang memiliki nilai terlalu jauh dari amatan lainnya. Dari pemaparan di atas, diperlukan optimasi untuk memperkuat persamaan regresi dengan cara mendeteksi amatan pencilan guna dihilangkan sebelum membentuk persamaan tersebut (Johnson & Wichern, 1996).

Cara yang biasa dilakukan untuk mendeteksi amatan pencilan yaitu membandingkan sisaan pada setiap amatan, namun cara ini kurang efisien karena bisa jadi membutuhkan proses berulang. Pada penelitian ini amatan pencilan dideteksi menggunakan algoritme genetik dengan kriteria informasi sebagai *fitness*, dikarenakan cara ini lebih efisien daripada membandingkan nilai sisaan baku (Alma, Kurt, & Ugur, 2008).

2.3.1 Sisaan (Error)

Amatan pencilan tidak selalu bisa dideteksi secara langsung hanya dengan melihat grafik hubungan variabel bebas dan variabel terikat. Hal ini dikarenakan dalam data yang terlihat memiliki pola garis lurus bisa saja terdapat amatan pencilan, tergantung dari nilai variabel amatan lainnya. Cara yang paling sering dilakukan untuk mendeteksi amatan pencilan adalah dengan membandingkan nilai sisaan dari masing-masing amatan. Sisaan (*error*) merupakan selisih antara variabel terikat pada data amatan ke- i dengan prediksi variabel terikat menggunakan variabel bebas pada amatan yang sama. Semakin besar nilai sisaan menunjukkan bahwa penyimpangan amatan ke- i juga semakin besar. Dalam

statistika, amatan dikatakan pencilan jika memiliki nilai sisaan baku (*standardized error*) lebih dari 1.96 atau kurang dari -1.96 (Draper & Smith, 1998).

Dalam suatu data bisa jadi terdapat lebih dari satu amatan pencilan. Ketika amatan pencilan dihilangkan akan terbentuk persamaan regresi baru, hal ini dapat menyebabkan amatan yang tadinya bukan pencilan menjadi pencilan baru. Pendeteksian pencilan dengan metode ini bisa jadi membutuhkan proses berulang, yang mana satu proses membutuhkan beberapa tahap antara lain mencari persamaan regresi, sisaan dan sisaan baku (Hadi & Simonoff, 1993). Hal ini menyebabkan pendeteksian pencilan menjadi kurang efisien, maka perlu sebuah metode yang dapat mendeteksi pencilan secara bersamaan.

2.3.2 Kriteria Informasi

Kriteria informasi (*KI*) dapat mendeteksi amatan pencilan secara bersamaan dengan cara menghitung kualitas suatu data yang dihasilkan setelah satu atau beberapa amatan tidak disertakan dalam perhitungan. Nilai kriteria informasi akan semakin kecil jika semua amatan berpotensi sebagai pencilan tidak disertakan dan menyertakan amatan yang tergolong bukan pencilan sebanyak mungkin, artinya nilai kriteria informasi terbaik adalah nilai kriteria informasi paling kecil. Kriteria informasi juga dapat digunakan untuk mendeteksi amatan pencilan pada regresi linier dengan menggunakan konsep sisaan (Mills & Prasad, 1992). Rumus kriteria informasi ditunjukkan pada Persamaan 2.4.

$$KI = \log \hat{\sigma}^2 + (1 + p + m_d) \frac{\log n}{n} \quad (2.4)$$

Dimana KI =nilai kriteria informasi, $\hat{\sigma}^2$ =penduga ragam model regresi dari semua amatan yang dianggap bukan pencilan, p =jumlah variabel bebas, m_d =jumlah amatan yang dianggap pencilan dan n =jumlah amatan.

Nilai kriteria informasi di atas mampu menentukan amatan mana saja yang merupakan pencilan guna menghasilkan persamaan regresi terkuat yang mungkin dicapai. Hal ini merupakan kelemahan yang membuat amatan bukan pencilan terlalu sedikit. Kelemahan ini harus diatasi guna memperoleh keseimbangan antara mencari memperkuat persamaan regresi namun menyisakan amatan yang bukan pencilan sebanyak mungkin. Dari pemaparan tersebut maka rumus kriteria informasi ini diperbaiki dengan menambahkan nilai penalti sebagai titik berat dalam mendeteksi amatan pencilan. Nilai penalti yang semakin kecil akan menitikberatkan seleksi untuk memperkuat persamaan regresi, namun nilai penalti terkecil dibatasi lebih dari 1. Sebaliknya semakin besar nilai penalti akan menitikberatkan banyaknya jumlah amatan dianggap bukan pencilan dalam seleksi (Tolvi, 2004). Dalam penelitian ini nilai penalti yang digunakan adalah 1.5 dengan hasil seleksi yang dijabarkan pada subbab pengujian. Hal ini dilakukan untuk membuat pendeteksian amatan pencilan menggunakan kriteria informasi memiliki hasil yang sama dengan menggunakan sisaan baku. Rumus kriteria informasi yang telah diperbaiki dengan menambahkan nilai penalti ditunjukkan pada Persamaan 2.5.

$$KI = \log \hat{\sigma}^2 + (1 + p) \frac{\log n}{n} + Km_d \frac{\log n}{n} \quad (2.5)$$

Dimana KI =nilai kriteria informasi, $\hat{\sigma}^2$ =penduga ragam model regresi dari semua amatan yang dianggap bukan pencilan, K =nilai penalti, p =jumlah variabel bebas, m_d =jumlah amatan yang dianggap pencilan dan n =jumlah amatan.

Kriteria informasi untuk regresi linier membutuhkan penduga ragam model regresi. Penduga ragam model regresi ini diperoleh dari sisaan menggunakan persamaan regresi dengan menyertakan seluruh amatan, namun hanya dijumlahkan yang dianggap bukan pencilan saja. Hal ini dilakukan untuk menghindari hasil perhitungan penduga ragam model regresi memiliki nilai 0, yang berakibat kriteria informasi tidak dapat menyisakan amatan bukan pencilan sebanyak mungkin. Hal ini terjadi jika pola data lurus sempurna apabila amatan pencilan dihilangkan. Rumus untuk menghitung penduga ragam model regresi guna mencari nilai kriteria informasi ditunjukkan pada Persamaan 2.6.

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n-m_d} (e_i^2)}{n - m_d} \quad (2.6)$$

Dimana $\hat{\sigma}^2$ = penduga ragam model regresi dari semua amatan yang dianggap bukan pencilan, n =jumlah amatan bukan pencilan, m_d =jumlah amatan pencilan dan e_i =sisaan amatan ke- i .

Untuk mendapatkan nilai kriteria informasi terbaik, semua kemungkinan kombinasi amatan mana saja yang dianggap pencilan dan bukan harus dicoba. Pada penelitian ini kemungkinan tersebut selanjutnya akan disebut sebagai solusi. Agar penggunaan kriteria informasi ini lebih efisien maka diperlukan metode yang dapat mencari solusi terbaik dengan cepat menggunakan nilai kriteria informasi sebagai pembanding (Alma, Kurt, & Ugur, 2008).

2.4 Algoritme Genetik

Dalam mencari solusi terbaik akan sulit dilakukan jika jumlah amatan yang digunakan cukup banyak. Dengan menggunakan model matematis solusi terbaik dapat diperoleh dengan waktu dan proses yang relatif panjang. Algoritme genetik merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mencari solusi mendekati terbaik dengan waktu relatif cepat. Algoritme genetik bekerja dengan cara membandingkan solusi terbaik dari beberapa solusi yang ada (Mahmudy, 2013).

Konsep algoritme genetik diangkat dari teori evolusi, dimana solusi-solusi ini direpresentasikan menjadi kumpulan individu dalam populasi. Di dalam teori evolusi pada tiap generasi individu yang baik akan bertahan menyesuaikan jumlah populasi yang mampu ditampung kemudian menghasilkan keturunan. Keturunan ini dihasilkan dari individu yang dapat bertahan, sehingga kemungkinan besar keturunan tersebut juga mampu bertahan dan menghasilkan keturunan yang lebih baik. Dengan konsep ini setiap bertambahnya generasi, populasi akan berisi

kumpulan individu yang semakin baik. Pada penelitian ini generasi merupakan istilah yang digunakan untuk menyatakan proses iterasi (Mahmudy, 2013).

2.4.1 Inisialisasi

Inisialisasi merupakan proses untuk membentuk kumpulan individu dalam populasi. Satu individu dalam populasi memiliki susunan gen yang merepresentasikan seluruh amatan. Dalam penelitian ini masing-masing gen dalam satu individu menyatakan amatan tersebut digunakan atau tidak. Proses inisialisasi dilakukan sebelum generasi pertama, dengan cara membuat kumpulan individu yang memiliki susunan gen secara acak. Begitu juga dengan jumlah individu dalam populasi awal yang harus ditentukan sebelum generasi pertama dimulai. Hal ini disebabkan jumlah populasi dalam algoritme genetik harus selalu sama tiap generasi (Mahmudy, 2013). Representasi susunan gen pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2.1.

Amatan ke	1	2	3	4	5	6
Gen	1	0	1	0	0	1

Gambar 2.1 Representasi susunan gen

Gambar 2.1 merupakan susunan gen dalam satu individu dengan jumlah gen 6. Banyaknya gen dalam satu individu sama dengan jumlah amatan, baik yang diduga pencilan maupun bukan. Representasi susunan gen yang dihasilkan berupa susunan bilangan biner yang bernilai 1 jika amatan digunakan dan 0 jika amatan tidak digunakan atau dianggap pencilan.

2.4.2 Nilai *Fitness*

Nilai *fitness* menyatakan seberapa baik suatu individu. Dalam algoritme genetik nilai *fitness* dapat dicari menggunakan berbagai cara, tergantung dari masalah yang sedang diselesaikan (Mahmudy, 2013). Dalam penelitian ini *fitness* yang baik dinilai dari seberapa kecil nilai kriteria informasi yang dihasilkan berdasarkan susunan gennya. Susunan gen pada penelitian ini menyatakan amatan digunakan dan tidak, maka susunan ini yang nantinya akan dimasukkan ke dalam rumus kriteria informasi.

2.4.3 Reproduksi

Di dalam teori evolusi individu yang mampu bertahan akan menghasilkan keturunan. Proses ini juga terjadi pada algoritme genetik yaitu kumpulan individu yang ada pada populasi membentuk keturunan berupa individu baru dengan jumlah gen yang sama namun susunannya berbeda. Individu baru tersebut kemudian akan diletakkan dalam himpunan keturunan. Di dalam algoritme genetik ada 2 proses untuk menghasilkan keturunan yaitu persilangan dan mutasi. Individu-individu yang digunakan pada proses persilangan dan mutasi dipilih secara acak dari populasi. Selanjutnya pada penelitian ini individu yang terpilih akan disebut sebagai induk (Mahmudy, 2013).

2.4.3.1 Persilangan

Persilangan merupakan proses untuk menukar sebagian gen dari 2 induk terpilih. Dalam proses ini dibutuhkan rasio persilangan untuk menentukan jumlah keturunan hasil persilangan. Jumlah keturunan dari proses ini didapat dari mengalikan rasio persilangan dengan jumlah individu dalam populasi. Tiap kali persilangan dilakukan akan didapat 2 keturunan, maka proses ini akan dilakukan sebanyak jumlah keturunan dibagi 2 (Mahmudy, 2013). Pada penelitian ini jika jumlah keturunan ganjil, maka jumlah proses persilangan akan dibulatkan ke bawah. Hal ini dilakukan agar jumlah keturunan tidak melebihi jumlah keturunan yang sudah ditentukan pada rasio persilangan. Contoh proses persilangan ditunjukkan pada Gambar 2.2.

Induk 1	0	1	1	1	0	0
Induk 2	1	1	1	0	0	1
Keturunan 1	0	1	1	0	0	1
Keturunan 2	1	1	1	1	0	0

Gambar 2.2 Proses persilangan

Gambar 2.2 merupakan proses persilangan pada satu titik potong yang dipilih secara acak. Satu keturunan mendapatkan susunan gen yang sama dari induk pertama mulai awal hingga titik potong dan susunan gen yang sama dari induk kedua untuk sisanya. Proses persilangan dengan cara ini disebut dengan *one cut point* (Mahmudy, 2013).

2.4.3.2 Mutasi

Mutasi merupakan proses mengubah nilai salah satu gen pada induk terpilih. Dikarenakan gen pada penelitian ini merupakan bilangan biner, maka proses mutasi hanya membalik 0 menjadi 1 dan sebaliknya untuk gen yang dipilih secara acak. Tujuan dari mutasi adalah menghindari optimum lokal, yang artinya susunan gen seluruh individu dalam populasi sama namun belum menemukan *fitness* yang benar-benar terbaik. Akibatnya proses persilangan hanya akan menghasilkan keturunan sama persis dengan induknya, sehingga tidak ada eksplorasi untuk solusi-solusi lain yang mungkin belum ditemukan (Gen & Cheng, 1997). Contoh proses persilangan ditunjukkan pada Gambar 2.3.

Induk	0	1	1	1	0	0
Keturunan	0	1	1	1	1	0

Gambar 2.3 Proses mutasi



Gambar 2.3 merupakan proses mutasi pada satu gen yang dipilih secara acak. Keturunan mendapatkan susunan gen yang sama dengan induknya namun satu gennya berubah.

2.4.4 Seleksi

Seleksi dilakukan untuk memilih individu yang akan bertahan pada generasi berikutnya. Pada penelitian ini seleksi dilakukan dengan cara memilih individu yang memiliki *fitness* terbaik dari himpunan induk dan keturunan. Jumlah individu yang disisihkan akan sama dengan jumlah keturunan yang dihasilkan, dikarenakan jumlah populasi harus selalu sama pada tiap generasi. Seleksi dengan cara ini disebut dengan *elitism* (Mahmudy, 2013).

2.5 Pengujian Regresi Linier

Pengujian kekuatan persamaan regresi dilakukan untuk membuktikan kebenaran kriteria informasi dalam menilai seberapa kuat persamaan regresi yang terbentuk dari susunan gen suatu individu dengan nilai kriteria informasi terbaik. Dari pernyataan di atas, dibutuhkan suatu persamaan yang dapat menghitung nilai kekuatan persamaan regresi yang terbentuk dengan dan tanpa optimasi untuk dibandingkan. Ada beberapa cara untuk menghitung nilai kekuatan persamaan regresi antara lain *mean square error*, koefisien korelasi (R) dan koefisien determinasi (R²).

Pada penelitian ini pengujian kekuatan persamaan regresi akan dilakukan dengan membandingkan nilai koefisien determinasi (R²) karena memiliki rentang nilai 0 sampai 1. Selain untuk membandingkan, koefisien determinasi dipilih untuk menilai seberapa baik persamaan regresi yang terbentuk dengan dan tanpa optimasi. Nilai koefisien determinasi yang mendekati 1 menunjukkan bahwa persamaan regresi sangat kuat untuk melakukan prediksi, begitu juga sebaliknya. Nilai koefisien determinasi yang menjauhi 1 disebabkan adanya amatan pencilan di dalam data (Johnson & Wichern, 1996). Rumus koefisien determinasi ditunjukkan pada Persamaan 2.7.

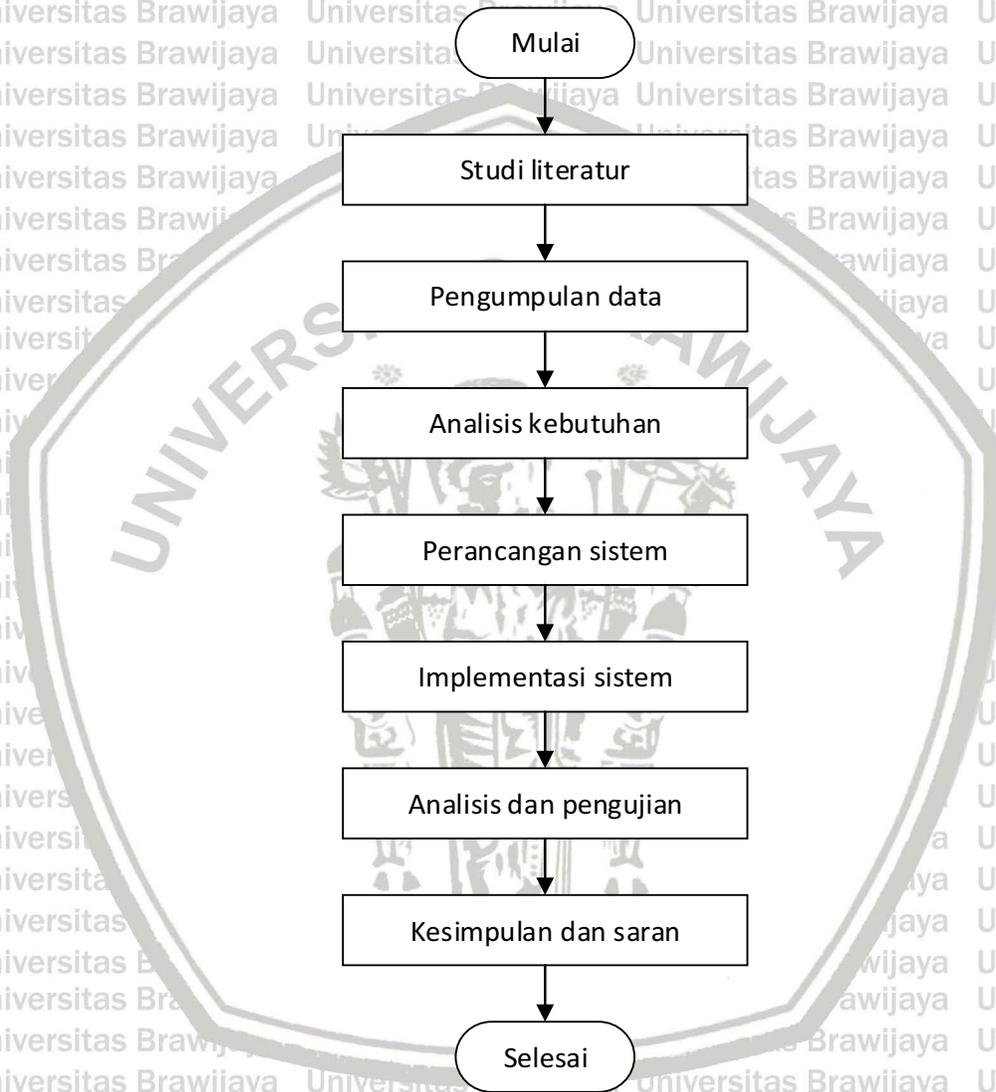
$$R^2 = \frac{\sum KR}{\sum KT} = \frac{\sum(\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum(Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2.7)$$

Dimana R²=koefisien determinasi, $\sum KR$ =jumlah kuadrat regresi, $\sum KT$ =jumlah kuadrat total, Y_i =variabel terikat pada amatan ke- i , \bar{Y} =rata-rata variabel terikat dan \hat{Y}_i =variabel terikat prediksi menggunakan variabel bebas pada amatan ke- i .

Selain koefisien determinasi, pada bagian pengujian dan analisis juga akan disertakan rata-rata nilai absolut sisaan. Hal ini dilakukan untuk membuktikan kebenaran peningkatan koefisien determinasi mendekati 1 jika amatan yang dinilai sebagai pencilan oleh susunan gen dengan nilai kriteria informasi terbaik sudah dihilangkan.

BAB 3 METODOLOGI

Pada bab ini akan dijelaskan tahapan metodologi yang dilakukan peneliti dalam melakukan rangkaian penelitian. Rangkaian penelitian tersebut dimulai dari studi pustaka hingga penarikan kesimpulan dan saran berdasarkan hasil penelitian. Tahapan metodologi penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Tahap metodologi penelitian

Gambar 3.1 merupakan tahapan yang dilakukan oleh peneliti dalam mengimplementasikan Algoritme Genetik untuk Optimasi Pembentukan Fungsi Regresi Linier dalam Menentukan Kebutuhan Volume Air Penyiraman Tanah. Tahapan tersebut dimulai dari studi literatur hingga penarikan kesimpulan dan saran berdasarkan hasil penelitian.



3.1 Studi Pustaka

Subbab ini menerangkan pustaka yang dipelajari atau dipakai dari beberapa konsentrasi ilmu pada berbagai sumber. Berikut pustaka yang digunakan dalam penelitian ini.

- a. Regresi linier sederhana dan cara melakukan prediksi dengan regresi linier.
- b. Amatan pencilan pada regresi linier dan cara menentukan kekuatan persamaan regresi.
- c. Kriteria informasi untuk mendeteksi amatan pencilan pada regresi linier.
- d. Algoritme genetik menggunakan kriteria informasi sebagai *fitness* untuk menentukan amatan mana saja yang berpotensi sebagai pencilan.

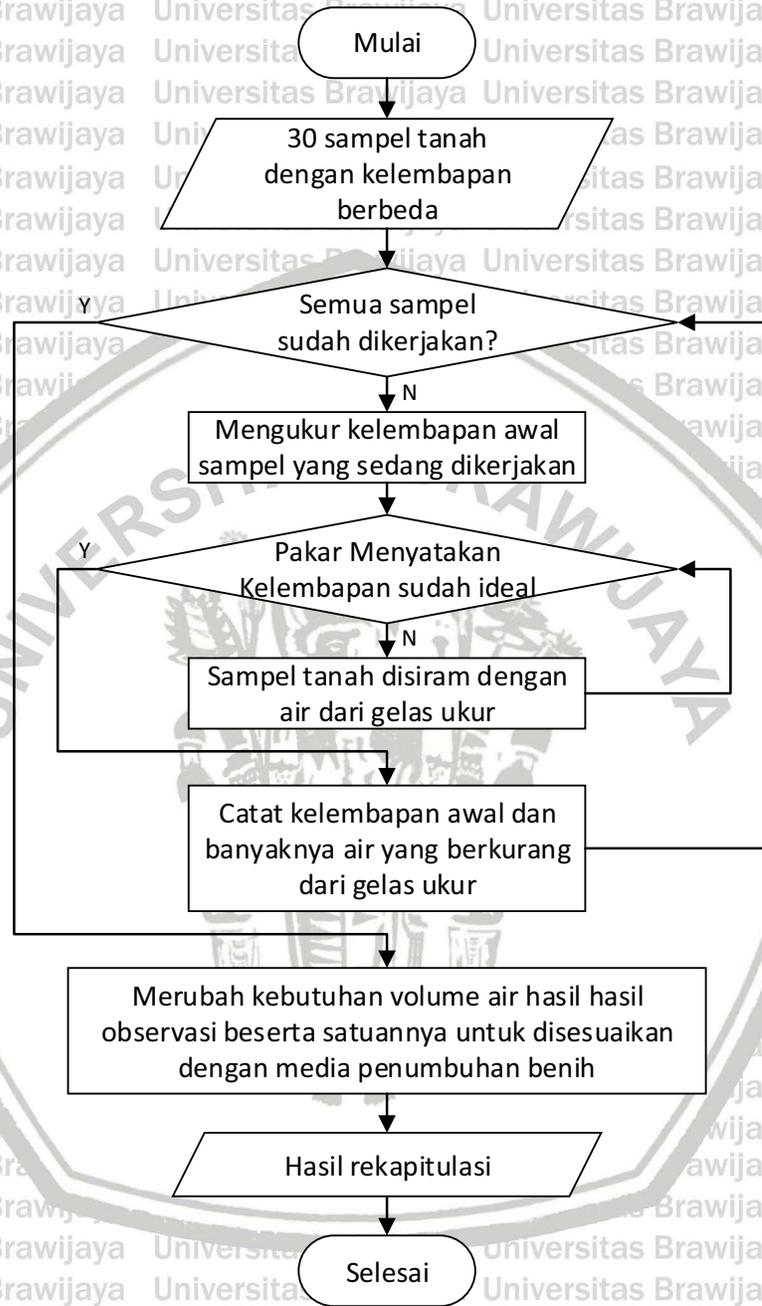
Pustaka di atas berasal dari berbagai sumber antara lain jurnal, buku dan penelitian sebelumnya dengan metode relevan. Pustaka ini merupakan dasar dari metode yang diangkat pada penelitian ini.

3.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data hubungan pengaruh kelembapan tanah awal terhadap kebutuhan volume air untuk mencapai kelembapan tanah ideal. Variabel bebas pada data ini adalah kelembapan tanah awal, sedangkan variabel terikatnya adalah volume air yang dibutuhkan. Data ini diperoleh dari observasi bersama pakar di Laboratorium Benih BPTP Jatim menggunakan alat siram otomatis yang sedang dikembangkan untuk dimanfaatkan sensornya guna mendapatkan kelembapan awal. Untuk meminimalkan ketidakakuratan hasil observasi maka observasi ini dilakukan terhadap 30 sampel tanah. Sampel tanah yang digunakan untuk observasi yaitu sampel tanah dalam keadaan kering hingga paling lembap pada kondisi sebelum penyiraman rutin. Sampel yang telah dikumpulkan tersebut kemudian diukur nilai kelembapan tanahnya menggunakan sensor kelembapan dalam satuan volt. Setelah itu masing-masing sampel tanah akan disiram air dalam gelas ukur oleh pakar hingga mencapai tingkat kelembapan ideal.

Setelah semua proses selesai dilakukan, kelembapan tanah awal dan kebutuhan air pada masing-masing sampel tanah akan direkapitulasi. Berdasarkan luasnya media penumbuhan benih yang akan mempersulit observasi untuk 30 sampel tanah, maka observasi dilakukan pada sampel tanah dengan volume 64 cm^3 untuk masing-masing sampel. Menurut pakar hal ini dapat dilakukan karena perbandingan volume tanah dan kebutuhan air baik dengan volume tanah 64 cm^3 maupun media penumbuhan benih yang memiliki volume tanah 125 kali lebih banyak yaitu 8000 cm^3 akan sama. Dari pernyataan tersebut maka volume air yang dibutuhkan untuk membuat media penumbuhan benih mencapai kelembapan ideal cukup mengalikan kebutuhan volume air hasil observasi 125 kali lebih banyak. Untuk mempermudah pembacaan data maka volume air yang dibutuhkan akan dirumah satuannya dari mililiter ke dalam satuan liter. Perubahan volume air dan satuannya untuk disesuaikan dengan media penumbuhan benih akan

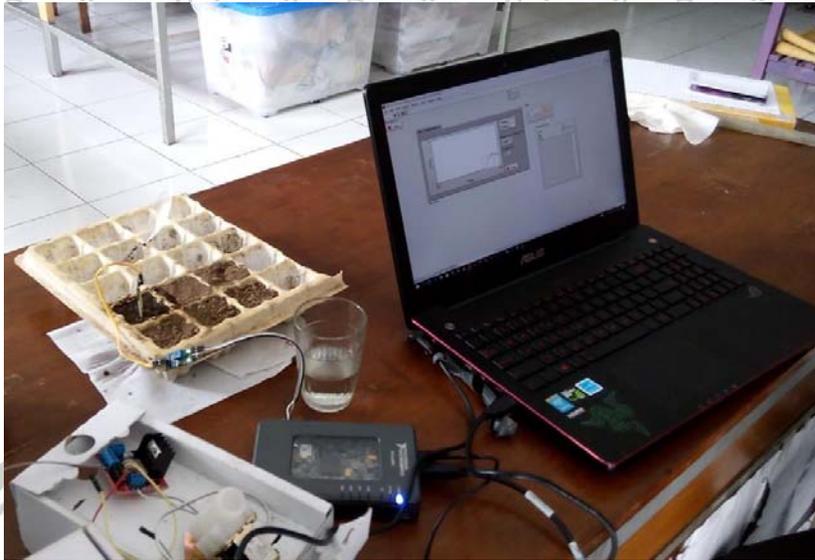
dilakukan sebelum rekapitulasi data. Diagram untuk menggambarkan proses yang dilalui guna mendapatkan hasil rekapitulasi data ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Proses observasi data

Gambar 3.2 merupakan proses dalam melakukan observasi guna memperoleh data. Pada proses di atas setelah sampel tanah diukur kelembapan awalnya maka pakar akan menyiram sampel tersebut dari gelas ukur. Volume air yang berkurang dari gelas ukur merupakan kebutuhan volume air untuk sampel tersebut. Berikut

beberapa dokumentasi proses obeservasi guna memperoleh data yang ditunjukkan pada gambar 3.3 dan 3.4.



Gambar 3.3 Mengukur kelembapan awal sampel tanah

Gambar 3.3 merupakan dokumentasi proses dalam mengukur kelembapan awal sampel tanah. Sampel tanah diukur menggunakan sensor kelembapan dalam satuan volt. Berikut dokumentasi dalam menentukan volume air yang dibutuhkan untuk membuat kelembapan sampel tanah yang sudah diukur menjadi ideal.



Gambar 3.4 Pakar menuangkan air kepada sampel tanah

Gambar 3.4 merupakan dokumentasi proses ketika pakar menuangkan air dari gelas ukur pada sampel tanah untuk membuat sampel tersebut mencapai kelembapan ideal. Volume air yang berkurang dari gelas ukur akan menyatakan volume air yang dibutuhkan sampel tanah untuk mencapai kelembapan ideal.

3.3 Analisis Kebutuhan

Analisis kebutuhan pada penelitian ini dilakukan untuk menerangkan perangkat yang digunakan dalam perhitungan manual serta implementasi sistem.

Daftar perangkat yang digunakan antara lain:

1. Perangkat keras
 - a. Laptop
 - Intel(R) Core(TM) i5-5200U CPU @ 2.20GHz (4CPUs)
 - RAM 4 GB
 - Harddisk kapasitas 500 GB
 - Monitor 14 inch
 - b. Printer
2. Perangkat lunak
 - a. XAMPP
 - b. Apache
 - c. Sublime Text
 - d. Google Chrome
 - e. Microsoft Excel 2013

Berikut perangkat yang digunakan untuk perhitungan manual dan implementasi sistem pada penelitian ini. Selain perhitungan manual serta implementasi perangkat di atas juga digunakan oleh peneliti untuk melakukan analisis dan pengujian.

3.4 Perancangan Sistem

Subbab ini membahas rangkaian perancangan yang digunakan sebagai acuan langkah kerja pada proses implementasi. Perancangan yang digunakan antara lain mengenai deskripsi umum sistem, batasan sistem, alur kerja sistem, perhitungan manual, perancangan tampilan antarmuka dan perancangan pengujian.

3.4.1 Deskripsi Umum Sistem

Sistem yang dibangun mengimplementasikan algoritme genetik untuk mengoptimasi regresi linier guna mencari persamaan regresi terbaik dengan jumlah amatan terbanyak pada data. Hasil keluaran sistem merupakan komponen pembentuk persamaan regresi, yaitu konstanta dan kemiringan. Kemudian selain menampilkan komponen tersebut sistem juga akan menampilkan seberapa kuat persamaan regresi yang dibentuk dalam ukuran nilai koefisien determinasi. Di dalam penelitian ini juga digunakan metode optimasi, sehingga sistem juga akan menghasilkan keluaran berupa komponen pembentuk persamaan regresi dan nilai koefisien determinasi setelah optimasi. Sebelum sistem mengeluarkan hasil optimasi, sistem akan memberikan beberapa pilihan komponen-komponen optimasi pada algoritme genetik seperti jumlah individu dalam populasi, rasio mutasi, rasio persilangan dan jumlah generasi.

3.4.2 Arsitektur Sistem

Secara terstruktur sistem yang dibangun pada penelitian ini akan dibagi menjadi 3 bagian yaitu tampilan, proses dan penyimpanan. Pada bagian tampilan akan memuat hasil keluaran dan masukan yang dibutuhkan oleh sistem. Bagian proses akan mengolah masukan menggunakan rumus serta data yang digunakan untuk menghasilkan keluaran. Selanjutnya bagian penyimpanan akan mengatur penyimpanan data dan hasil proses perhitungan metode.

3.5 Implementasi Sistem

Pada bagian implementasi sistem akan dibahas bagaimana tahapan membangun suatu sistem yang mengacu pada perancangan sistem yang sudah dibuat sebelumnya. Tahapan yang ada dalam implementasi antara lain:

1. Implementasi tampilan menggunakan bahasa pemrograman HTML, CSS dan Javascript yang akan diolah menggunakan Sublime Text dan dijalankan pada Google Chrome.
2. Implementasi penyimpanan menggunakan *session* berupa *array* dan *integer* yang diolah dalam bahasa pemrograman PHP.
3. Implementasi perhitungan regresi linier dioptimasi menggunakan algoritme genetik menggunakan bahasa pemrograman PHP yang akan dijalankan dengan Apache pada *server localhost* dari perangkat lunak XAMPP.

3.6 Pengujian dan Analisis

Bagian ini membahas tentang pengujian dan analisis yang dilakukan terhadap sistem yang dibuat pada penelitian ini. Pengujian pada penelitian ini akan dilakukan terhadap parameter algoritme genetik serta akurasi persamaan regresi yang terbentuk dengan dan tanpa optimasi. Berdasarkan pemaparan tersebut maka pengujian dan analisis yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Pengujian dan analisis parameter algoritme genetik paling efektif dan efisien untuk mendapatkan *fitness* terbaik.
2. Pengujian dan analisis kekuatan persamaan regresi yang terbentuk dengan dan tanpa optimasi.

Hasil *fitness* terbaik yang tercatat dari pengujian parameter algoritme genetik akan digunakan sebagai hasil optimasi pada pengujian kekuatan persamaan regresi. Pada pengujian kekuatan persamaan regresi, selain nilai koefisien determinasi sebagai pembanding juga akan digunakan rata-rata absolut sisaan dari persamaan regresi sebelum dan sesudah optimasi. Hal tersebut dilakukan untuk membuktikan bahwa koefisien determinasi dapat digunakan sebagai pembanding dengan bukti bahwa rata-rata absolut sisaan akan menurun apabila koefisien determinasi meningkat.

3.7 Kesimpulan dan Saran

Pengambilan kesimpulan akan dilaksanakan ketika semua tahapan perancangan, implementasi, dan pengujian sistem telah selesai dilakukan. Kesimpulan diambil untuk menjawab rumusan masalah yang telah ditetapkan berdasarkan hasil pengujian. Tahap terakhir dari penelitian ini adalah muncul saran berkenaan dengan hasil yang telah dicapai untuk memperbaiki kesalahan pada penelitian ini. Saran ini juga bertujuan untuk memberikan pertimbangan pada pengembangan penelitian lebih lanjut.



BAB 4 PERANCANGAN

Bab ini menjelaskan tentang perancangan alur kerja sistem yang akan dibuat guna membuktikan kebenaran studi pustaka pada objek yang diangkat.

Perancangan pada penelitian ini dibuat sebagai pedoman dalam implementasi sistem, agar sistem yang nantinya dibuat tidak menyimpang dari pembahasan.

Pada bab ini akan dijelaskan lebih detail mengenai deskripsi umum sistem, batasan sistem, alur kerja sistem, perhitungan manual, perancangan tampilan antarmuka dan perancangan pengujian.

4.1 Deskripsi Umum Sistem

Sistem yang dibangun mengimplementasikan algoritme genetik untuk mengoptimasi regresi linier guna mencari persamaan regresi terbaik dengan jumlah amatan terbanyak pada data. Hasil keluaran sistem merupakan komponen pembentuk persamaan regresi, yaitu konstanta dan kemiringan. Kemudian selain menampilkan komponen tersebut sistem juga akan menampilkan seberapa kuat persamaan regresi yang dibentuk dalam ukuran nilai koefisien determinasi. Di dalam penelitian ini juga digunakan metode optimasi, sehingga sistem juga akan menghasilkan keluaran berupa komponen pembentuk persamaan regresi dan nilai koefisien determinasi setelah optimasi. Sebelum sistem mengeluarkan hasil optimasi, sistem akan memberikan beberapa pilihan komponen-komponen optimasi pada algoritme genetik seperti jumlah individu dalam populasi, rasio mutasi, rasio persilangan dan jumlah generasi.

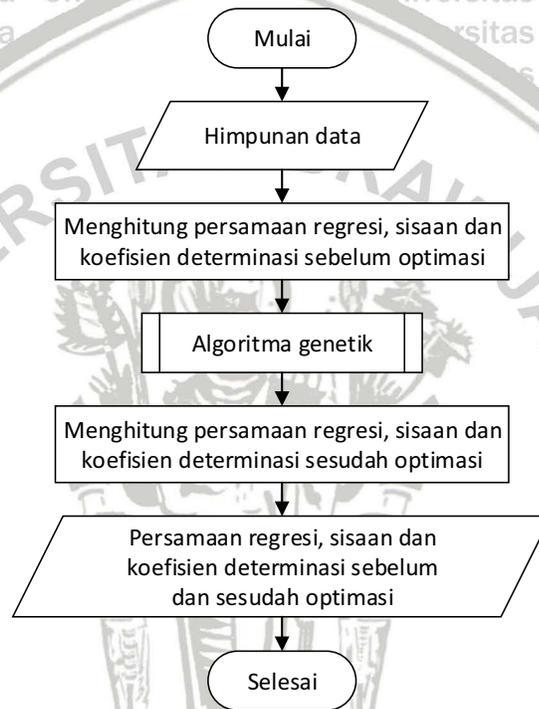
4.2 Batasan Sistem

Agar pembahasan penelitian ini lebih mengarah pada permasalahan yang diangkat, maka implementasi sistem harus dibatasi. Batasan dalam implementasi sistem pada penelitian ini antara lain:

1. Data yang telah disimpan akan diolah untuk menghasilkan keluaran berupa konstanta, kemiringan, koefisien determinasi serta grafik sebaran amatan dan garis persamaan regresinya.
2. Pada bagian optimasi ada parameter yang harus dimasukkan secara manual untuk membentuk populasi yaitu jumlah individu dalam populasi.
3. Keluaran dari pembentukan populasi berupa kumpulan individu yang masing-masing memiliki nilai *fitness*, koefisien determinasi, konstanta dan kemiringan.
4. Untuk menjalankan optimasi harus dimasukkan jumlah generasi, rasio persilangan dan rasio mutasi.
5. Keluaran terakhir dari sistem ini berupa kumpulan individu setelah optimasi dengan grafik yang diambil dari individu terbaik.
6. Sistem yang akan dibangun tidak memberikan batasan maksimal jumlah amatan pada data yang digunakan, namun setidaknya terdapat 5 amatan.
7. Sistem yang akan dibangun memiliki ketentuan jumlah variabel untuk setiap amatan yang terdiri dari 1 variabel bebas dan 1 variabel terikat.

4.3 Alur Kerja Sistem

Alur kerja sistem dibuat sebagai pedoman dalam implementasi agar sistem yang nantinya dibuat tidak menyimpang dari pembahasan. Tujuan lain dari alur kerja sistem yaitu menjelaskan tahapan sistem dalam menjalankan metode yang digunakan serta mempermudah implementasi. Pada subbab ini alur kerja sistem akan dijelaskan menggunakan diagram alur kerja beserta deskripsinya. Diagram alur kerja merupakan tahapan sistem dalam menjalankan metode yang digambarkan menggunakan simbol sebagai langkah alur kerja dan tanda panah sebagai urutan langkahnya (Software and Systems Engineering Vocabulary, 2008). Diagram alur kerja sistem secara umum ditunjukkan pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Komponen regresi linier

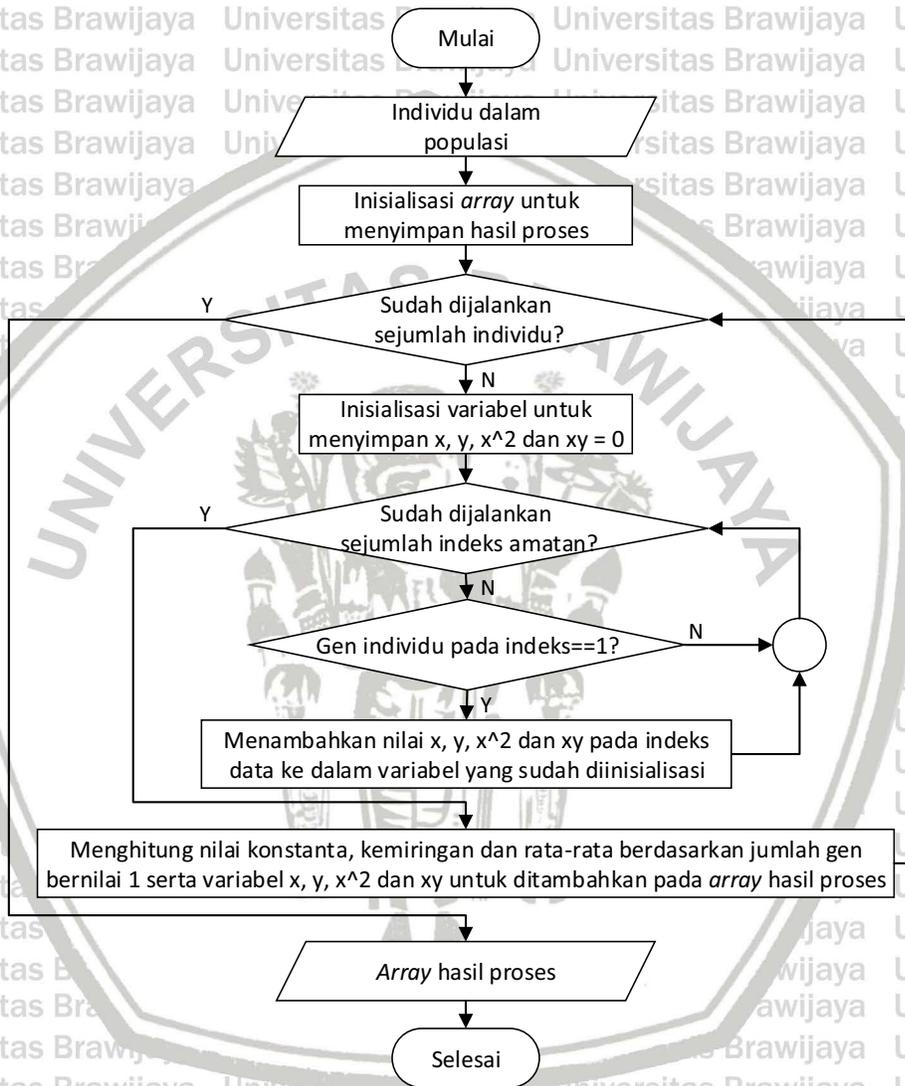
Alur kerja pada Gambar 4.1 dimulai dari mengolah data guna memperoleh komponen regresi linier tanpa optimasi. Setelah proses tersebut data akan dioptimasi menggunakan algoritme genetik guna mencari amatan mana yang merupakan pencilan. Proses ini akan menghasilkan persamaan regresi beserta nilai kekuatannya dengan dan tanpa optimasi.

4.3.1 Komponen Regresi Linier

Pada sistem ini komponen pada regresi linier akan dibagi menjadi 4 bagian antara lain persamaan regresi, koefisien determinasi, sisaan serta kriteria informasi. Berikut diagram alur kerja pembahasan tentang 4 komponen regresi linier untuk mengolah hasil analisis yang dikelompokkan berdasarkan fungsinya.

4.3.1.1 Proses Pembentukan Persamaan Regresi Linier

Proses ini merupakan proses yang pertama kali dilakukan untuk mencari seluruh komponen regresi linier pada sistem ini. Proses ini dilakukan pertama kali karena persamaan regresi dibutuhkan dalam mencari koefisien determinasi, sisaan dan nilai kriteria informasi. Diagram alur kerja untuk membentuk persamaan regresi linier ditunjukkan pada Gambar 4.2.



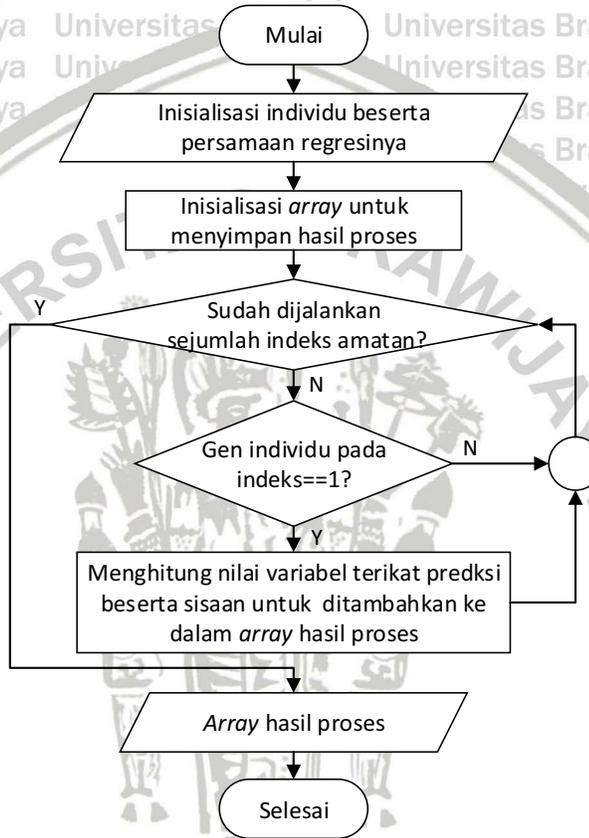
Gambar 4.2 Diagram alur kerja persamaan regresi linier

Alur kerja pada Gambar 4.2 merupakan proses pembentukan persamaan regresi berdasarkan susunan gen masing-masing individu. Untuk melakukan proses ini tanpa optimasi, parameter yang dimasukkan berupa populasi dengan 1 individu yang memiliki susunan gen keseluruhan bernilai 1. Selain persamaan regresi proses ini juga akan menghasilkan nilai rata-rata variabel terikat pada data, yang mana dibutuhkan untuk mencari nilai koefisien determinasi.



4.3.1.2 Proses Pembentukan Sisaan

Tujuan utama dari proses ini adalah membentuk sisaan untuk digunakan dalam proses pembentukan kriteria informasi. Tujuan lain dari proses ini yaitu untuk menampilkan sisaan dan variabel terikat prediksi dari masing-masing amatan dengan dan tanpa optimasi, sehingga proses ini dipisahkan dengan proses pembentukan kriteria informasi. Diagram alur kerja untuk membentuk sisaan dan variabel terikat prediksi pada masing-masing amatan ditunjukkan pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Diagram alur kerja sisaan

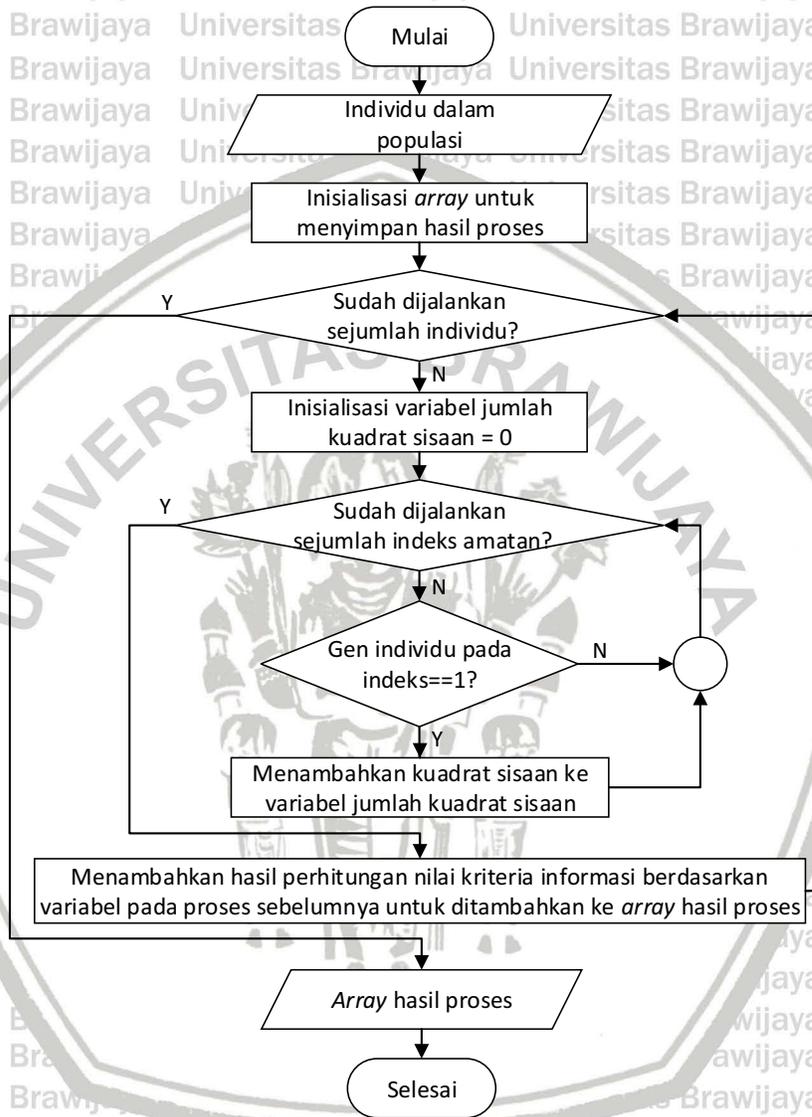
Alur kerja pada Gambar 4.3 menjelaskan proses dalam mencari nilai sisaan untuk masing-masing amatan. Proses ini membutuhkan persamaan regresi yang dibentuk dari proses sebelumnya untuk dimasukkan ke dalam rumus bersama dengan variabel bebas dan terikat untuk setiap amatan. Sisaan dan variabel terikat prediksi yang dihasilkan pada proses ini hanya untuk gen bernilai 1, sehingga jumlah sisaan yang dihasilkan juga sejumlah gen bernilai 1 saja.

4.3.1.3 Proses Pembentukan Kriteria Informasi

Proses ini bertujuan untuk menghasilkan nilai kriteria informasi pada masing-masing individu dalam populasi yang akan digunakan sebagai *fitness* pada algoritme genetik. Proses ini membutuhkan nilai sisaan pada proses sebelumnya dengan individu yang memiliki gen keseluruhan bernilai 1 saja. Meskipun sisaan



untuk setiap individu pada proses ini sama yaitu dari susunan gen keseluruhan bernilai 1, individu pada proses ini dibutuhkan untuk menentukan jumlah gen bernilai 1 serta sisaan mana yang akan digunakan untuk menghitung nilai kriteria informasi pada individu tersebut. Diagram alur kerja untuk menghitung nilai kriteria informasi untuk masing-masing individu ditunjukkan pada Gambar 4.4.



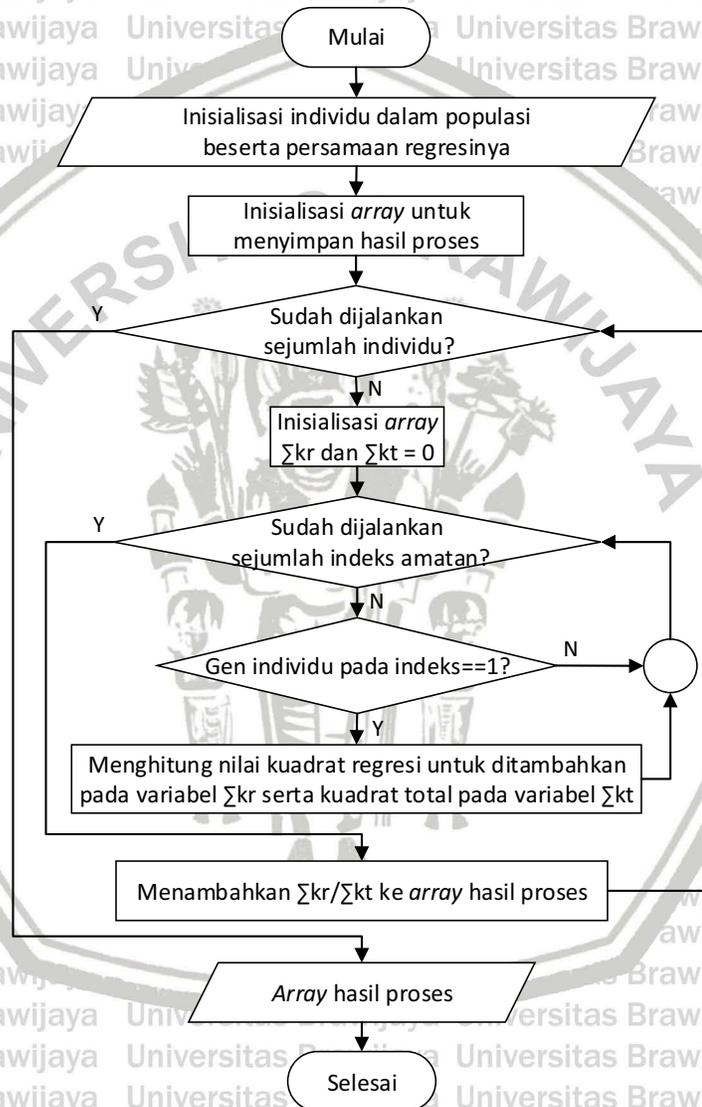
Gambar 4.4 Diagram alur kerja kriteria informasi

Alur kerja pada Gambar 4.4 menjelaskan proses dalam mencari nilai kriteria informasi pada masing-masing individu dalam populasi. Individu dalam proses ini dibutuhkan untuk menentukan jumlah gen bernilai 1 serta sisaan dari amatan mana saja yang akan digunakan dalam perhitungan kriteria informasi.



4.3.1.4 Proses Pembentukan Koefisien Determinasi

Proses ini bertujuan untuk menghitung nilai koefisien determinasi untuk masing-masing individu dalam populasi. Nilai ini yang akan digunakan sebagai pembandingan keberhasilan algoritme genetik dengan *fitness* kriteria informasi dalam menghilangkan amatan pencilan. Berdasarkan tujuan tersebut, maka setiap proses dalam mencari nilai koefisien determinasi dihitung hanya menggunakan amatan dengan gen bernilai 1 saja. Diagram alur kerja untuk mencari nilai koefisien determinasi pada masing-masing individu ditunjukkan pada Gambar 4.5.



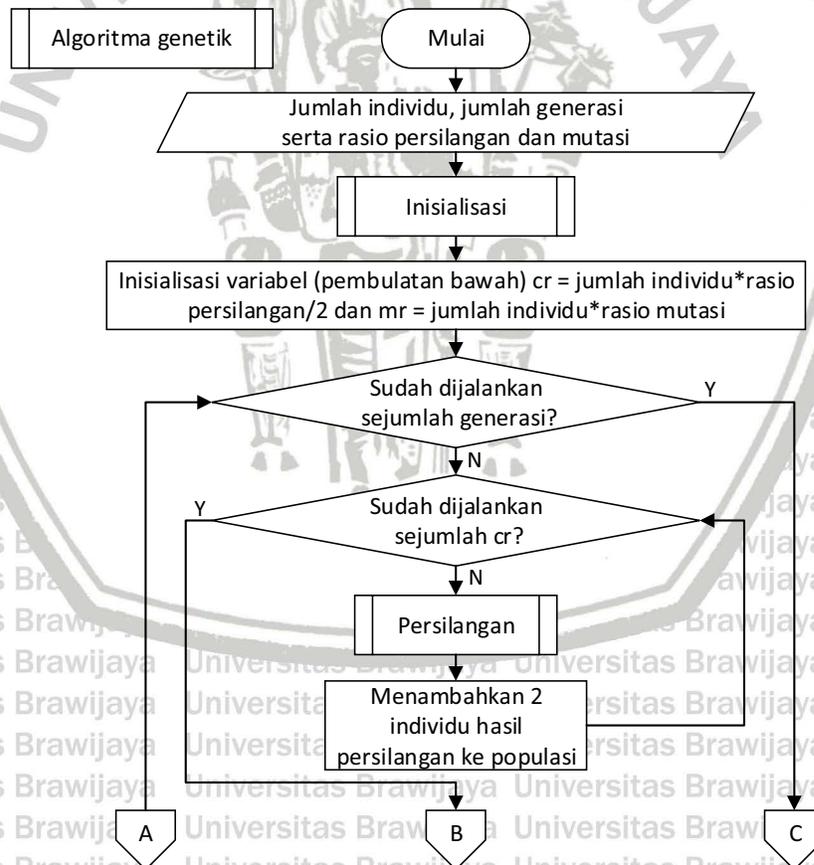
Gambar 4.5 Diagram alur kerja koefisien determinasi

Alur kerja pada Gambar 4.5 menjelaskan proses dalam mencari nilai koefisien determinasi untuk masing-masing individu dalam populasi. Hasil dari proses ini akan digunakan sebagai pembandingan keberhasilan optimasi, maka untuk mencari nilai koefisien determinasi sebelum optimasi guna dibandingkan parameter yang

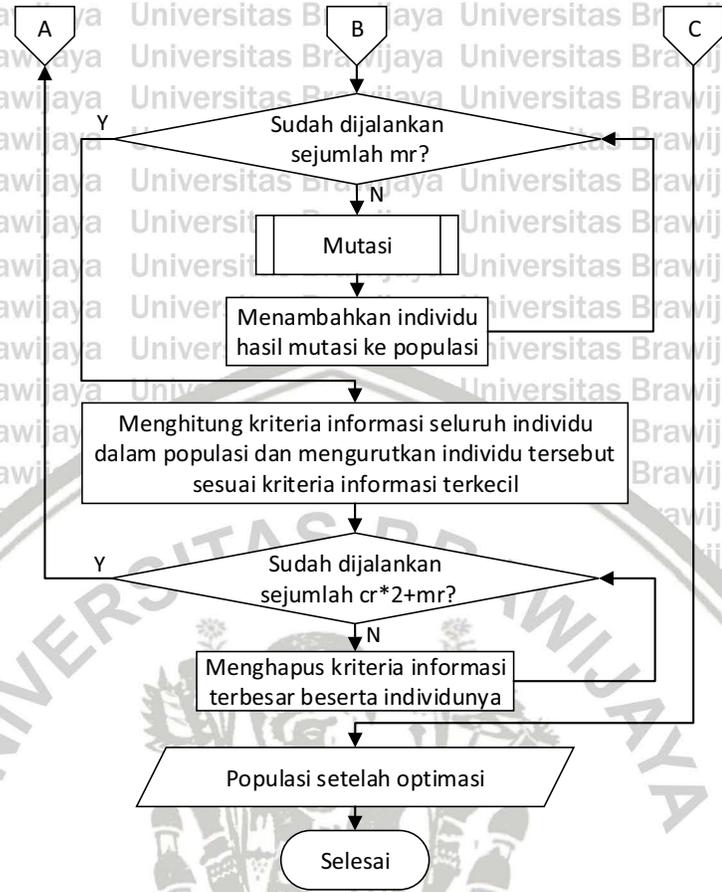
dimasukkan berupa populasi dengan 1 individu yang memiliki susunan gen keseluruhan bernilai 1. Proses ini membutuhkan persamaan regresi dan rata-rata variabel terikat yang dibentuk dari proses sebelumnya berdasarkan susunan gen dari masing-masing individu. Susunan gen pada setiap individu dalam populasi juga dibutuhkan dalam proses ini untuk menentukan variabel terikat serta variabel bebas mana saja yang akan digunakan dalam mencari variabel terikat prediksi guna menghitung nilai koefisien determinasi.

4.3.2 Algoritme Genetik

Proses ini bertujuan untuk melakukan serangkaian proses dalam menjalankan optimasi dengan algoritme genetik. Serangkaian proses tersebut antara lain persilangan, mutasi dan seleksi. Semua proses di atas akan dilakukan sebanyak parameter yang dimasukkan guna merubah susunan individu dalam populasi. Susunan individu dalam populasi dirubah agar menghasilkan susunan individu dengan *fitness* lebih baik, namun seberapa baik *fitness* yang dihasilkan akan tergantung dari parameter yang dimasukkan. Diagram alur kerja algoritme genetik dalam menjalankan proses optimasi untuk merubah susunan individu dalam populasi ditunjukkan pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Diagram alur kerja algoritme genetik



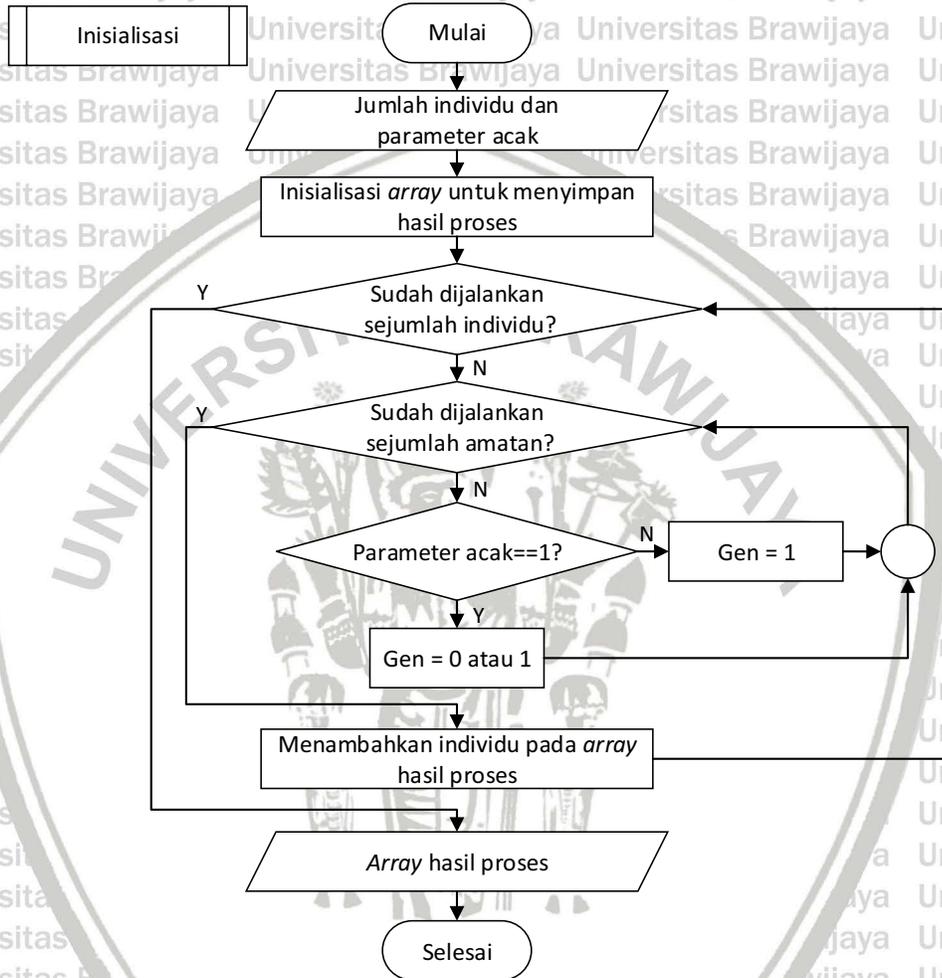
Gambar 4.6 Diagram alur kerja algoritme genetik (lanjutan)

Alur kerja pada Gambar 4.6 menjelaskan proses pada algoritme genetik seperti persilangan, mutasi dan seleksi yang diulang sebanyak generasi sesuai dengan parameter. Dalam satu generasi proses persilangan dan mutasi yang dilakukan akan tergantung dari rasio persilangan serta mutasi yang dimasukkan. Setelah proses persilangan dan mutasi maka individu lama serta individu baru akan diurutkan berdasarkan *fitness*. Setelah semua individu urut berdasarkan *fitness*, maka seleksi akan dilakukan pada individu dengan *fitness* terburuk dengan cara menghapus individu tersebut sebanyak jumlah individu baru dari proses persilangan dan mutasi. Hasil akhir dari proses ini merupakan susunan individu dalam populasi dengan *fitness* terbaik sesuai hasil proses sebelumnya sejumlah banyaknya individu dalam populasi yang sudah ditentukan.

4.3.2.1 Inisialisasi

Proses ini dilakukan untuk membentuk individu beserta susunan gen masing-masing individu tersebut guna mengisi populasi. Banyaknya jumlah individu pada proses tersebut akan sama dengan jumlah individu yang dimasukkan dalam parameter. Individu dalam populasi ini yang akan diolah menggunakan algoritme genetik. Selain menghasilkan populasi guna diolah menggunakan algoritme genetik, proses ini juga berfungsi sebagai penghasil individu dengan susunan gen

keseluruhan 1 guna diolah dalam komponen regresi linier untuk mencari hasil analisis sebelum optimasi. Berdasarkan tujuan tersebut maka proses ini dipisahkan dengan proses algoritme genetik serta ditambahkan parameter untuk menentukan susunan gen individu yang akan dibentuk acak atau keseluruhan 1. Diagram alur kerja inialisasi untuk membentuk individu dalam populasi ditunjukkan pada Gambar 4.7.



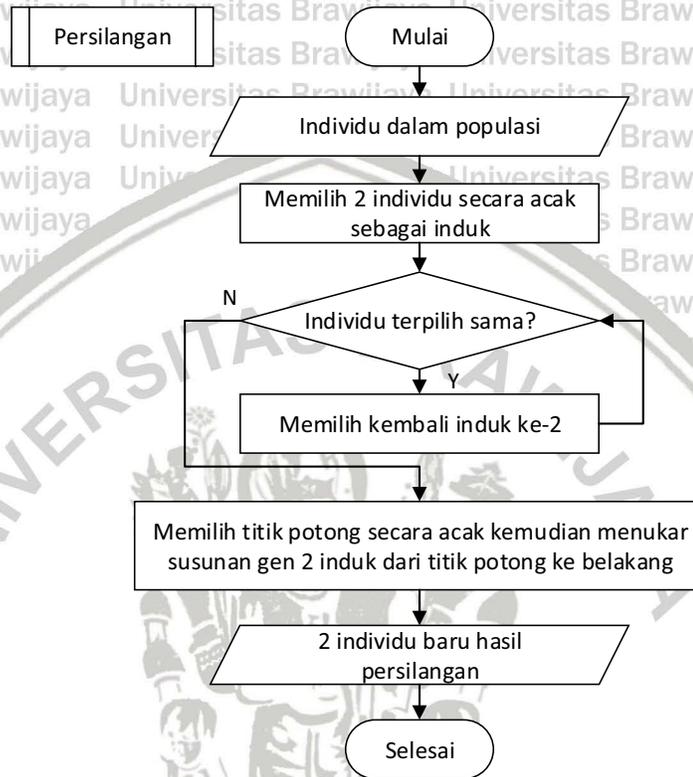
Gambar 4.7 Diagram alur kerja inialisasi

Alur kerja pada Gambar 4.7 menjelaskan proses inialisasi untuk membentuk individu beserta susunan gen masing-masing individu dalam populasi. Proses ini memiliki parameter untuk menentukan susunan gen individu yang sedang dibuat acak apabila parameter tersebut bernilai 1 atau keseluruhan 1 apabila bernilai lain. Proses pembuatan individu akan dilakukan sejumlah banyaknya individu dalam populasi yang sudah ditentukan. Setiap individu selesai dibuat, individu tersebut akan disimpan dalam variabel populasi. Hasil akhir dari proses ini merupakan variabel populasi yang berisi individu-individu yang telah dibuat pada proses ini.



4.3.2.2 Persilangan

Proses ini bertujuan saling menukar susunan gen 2 induk terpilih untuk menjadi 2 individu baru. Proses ini akan dijalankan pada proses algoritme genetik guna membentuk individu baru untuk menghasilkan nilai *fitness* baru. Diagram alur kerja untuk melakukan proses persilangan ditunjukkan pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Diagram alur kerja persilangan

Alur kerja pada Gambar 4.8 menjelaskan proses persilangan dimana individu dipilih secara acak untuk menjadi induk, jika induk yang sama terpilih dalam proses yang sama maka akan dilakukan pemilihan kembali. Pemilihan titik potong pada sistem ini dilakukan secara acak mulai dari titik nomor 2 dari depan dan belakang. Setelah proses tersebut selesai akan dilakukan proses pemotongan dan pertukaran susunan gen dari titik potong hingga ujung belakang gen induk untuk menghasilkan 2 individu baru. Hasil dari proses ini merupakan 2 individu baru hasil persilangan untuk ditambahkan dalam populasi.

4.3.2.3 Mutasi

Proses ini bertujuan untuk mengubah salah satu gen dari individu terpilih untuk menjadi individu baru. Tujuan dari proses ini agar susunan gen tidak terpecah pada susunan gen dalam inialisasi awal untuk dilakukan persilangan saja, namun juga melakukan eksplorasi diluar susunan gen tersebut guna menemukan *fitness* lebih baik yang belum ditemukan. Diagram alur kerja dalam melakukan proses mutasi ditunjukkan pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Diagram alur kerja mutasi

Alur kerja pada Gambar 4.9 menjelaskan proses mutasi dimana individu serta salah satu gennya dipilih secara acak untuk dirubah nilainya dari 0 menjadi 1 dan sebaliknya. Hasil akhir dari proses ini merupakan 1 individu baru hasil mutasi dari individu terpilih untuk ditambahkan dalam populasi.

4.4 Perhitungan Manual

Pada penelitian ini perhitungan manual digunakan sebagai pedoman dalam merancang alur kerja dari metode yang digunakan. Perhitungan manual dimulai dari pengolahan data guna membentuk persamaan regresi hingga menghasilkan nilai koefisien determinasi dan kriteria informasi untuk masing-masing individu. Berikut data pada penelitian ini dengan kolom kelembapan tanah sebagai variabel bebas dan kolom volume air aktual sebagai variabel terikat yang ditunjukkan pada Tabel 4.1.

Table 4.1 Data

No	Kelembapan	Volume air aktual
1	3.75	1.325
2	4.87	2.1
3	4.16	1.4125
4	1.97	0.325
5	1.54	0.1625
6	1.47	0.1
7	3.98	1.65
8	3.47	1.2625
9	2.52	0.4625
10	3.87	1.3625
11	4.43	1.7



Table 4.1 Data (lanjutan)

No	Kelembapan	Volume air aktual
12	3.28	1.1625
13	2.11	0.5125
14	3.51	1.3
15	2.94	0.9875
16	1.79	0.1875
17	2.27	0.5625
18	1.67	0.1875
19	2.03	0.425
20	3.34	1.4375
21	3.02	1.2625
22	1.83	0.2125
23	2.41	0.675
24	4.85	2.075
25	2.67	0.7875
26	4.69	1.9
27	4.56	1.8
28	1.72	0.225
29	4.31	1.5125
30	2.86	0.85

Perbedaan dalam perhitungan nilai koefisien determinasi dan kriteria informasi adalah nilai koefisien determinasi didapat dengan menghitung sisaan (*error*) yang terbentuk dari amatan yang bukan pencilan saja, sebaliknya kriteria informasi membutuhkan seluruh amatan. Dari penjelasan di atas meskipun terdapat perbedaan cara memperoleh persamaan namun persamaan yang dibutuhkan tetap sama, sehingga proses awal untuk mengolah data juga sama. Proses awal untuk mengolah data guna memperoleh persamaan regresi ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Table 4.2 Proses awal pengolahan data

No	Kelembapan	Volume air aktual	Kelembapan ²	Kelembapan*volume air aktual
1	3.75	1.325	14.0625	4.96875
2	4.87	2.1	23.7169	10.227
3	4.16	1.4125	17.3056	5.876
4	1.97	0.325	3.8809	0.64025
5	1.54	0.1625	2.3716	0.25025
6	1.47	0.1	2.1609	0.147
7	3.98	1.65	15.8404	6.567
8	3.47	1.2625	12.0409	4.380875
9	2.52	0.4625	6.3504	1.1655
10	3.87	1.3625	14.9769	5.272875

Table 4.2 Proses awal pengolahan data (lanjutan)

No	Kelembapan	Volume air aktual	Kelembapan ²	Kelembapan*volume air aktual
11	4.43	1.7	19.6249	7.531
12	3.28	1.1625	10.7584	3.813
13	2.11	0.5125	4.4521	1.081375
14	3.51	1.3	12.3201	4.563
15	2.94	0.9875	8.6436	2.90325
16	1.79	0.1875	3.2041	0.335625
17	2.27	0.5625	5.1529	1.276875
18	1.67	0.1875	2.7889	0.313125
19	2.03	0.425	4.1209	0.86275
20	3.34	1.4375	11.1556	4.80125
21	3.02	1.2625	9.1204	3.81275
22	1.83	0.2125	3.3489	0.388875
23	2.41	0.675	5.8081	1.62675
24	4.85	2.075	23.5225	10.06375
25	2.67	0.7875	7.1289	2.102625
26	4.69	1.9	21.9961	8.911
27	4.56	1.8	20.7936	8.208
28	1.72	0.225	2.9584	0.387
29	4.31	1.5125	18.5761	6.518875
30	2.86	0.85	8.1796	2.431

Tabel 4.2 merupakan proses perhitungan yang harus dilalui untuk mendapatkan persamaan regresi. Proses tersebut membutuhkan jumlah dari masing-masing kolom pada tabel di atas.

4.4.1 Proses Perhitungan Nilai Kriteria Informasi

Proses perhitungan nilai kriteria informasi dimulai dari membentuk persamaan regresi guna mencari sisaan (*error*) untuk masing-masing amatan. Sisaan ini nantinya akan digunakan untuk menghitung penduga ragam model regresi yang dibutuhkan dalam mencari nilai kriteria informasi. Proses untuk mencari nilai kriteria informasi untuk satu individu ditunjukkan pada Tabel 4.3.

Table 4.3 Proses penjumlahan

No	Kelembapan	Volume air aktual	Kelembapan ²	Kelembapan*volume air aktual
1	3.75	1.325	14.0625	4.96875
2	4.87	2.1	23.7169	10.227
3	4.16	1.4125	17.3056	5.876
4	1.97	0.325	3.8809	0.64025
5	1.54	0.1625	2.3716	0.25025
6	1.47	0.1	2.1609	0.147



Table 4.3 Proses penjumlahan (lanjutan)

No	Kelembapan	Volume air aktual	Kelembapan ²	Kelembapan*volume air aktual
7	3.98	1.65	15.8404	6.567
8	3.47	1.2625	12.0409	4.380875
9	2.52	0.4625	6.3504	1.1655
10	3.87	1.3625	14.9769	5.272875
11	4.43	1.7	19.6249	7.531
12	3.28	1.1625	10.7584	3.813
13	2.11	0.5125	4.4521	1.081375
14	3.51	1.3	12.3201	4.563
15	2.94	0.9875	8.6436	2.90325
16	1.79	0.1875	3.2041	0.335625
17	2.27	0.5625	5.1529	1.276875
18	1.67	0.1875	2.7889	0.313125
19	2.03	0.425	4.1209	0.86275
20	3.34	1.4375	11.1556	4.80125
21	3.02	1.2625	9.1204	3.81275
22	1.83	0.2125	3.3489	0.388875
23	2.41	0.675	5.8081	1.62675
24	4.85	2.075	23.5225	10.06375
25	2.67	0.7875	7.1289	2.102625
26	4.69	1.9	21.9961	8.911
27	4.56	1.8	20.7936	8.208
28	1.72	0.225	2.9584	0.387
29	4.31	1.5125	18.5761	6.518875
30	2.86	0.85	8.1796	2.431
Jumlah	91.89	29.925	316.3611	111.427375

Seperti yang sudah dijelaskan kriteria informasi membutuhkan persamaan regresi dari seluruh amatan sehingga tidak perlu memperhitungkan susunan kromosom dalam menjumlahkan kolom pada tabel di atas. Setelah masing-masing kolom pada tabel di atas dijumlahkan maka proses selanjutnya adalah persamaan regresi yang terdiri dari konstanta dan kemiringan. Berikut cara untuk menghitung persamaan regresi.

1. Hitung nilai konstanta (a).

$$a = \frac{(\sum Y)(\sum X^2) - (\sum X)(\sum XY)}{n(\sum X^2) - (\sum X)^2}$$

$$a = \frac{(29.925)(316.3611) - (91.89)(111.427375)}{30(316.3611) - (91.89)^2}$$

$$a = -0.737259477$$



2. Hitung nilai kemiringan (b).

$$b = \frac{n(\sum XY) - (\sum X)(\sum Y)}{n(\sum X^2) - (\sum X)^2}$$

$$b = \frac{30(111.427375) - (91.89)(29.925)}{30(316.3611) - (91.89)^2}$$

$$b = 0.566359607$$

Setelah konstanta dan kemiringan didapatkan maka proses selanjutnya adalah menghitung variabel terikat prediksi. Variabel terikat prediksi didapat dengan memasukkan variabel bebas pada persamaan regresi. Proses perhitungan penduga ragam model regresi membutuhkan nilai sisaan dari selisih antara variabel terikat pada tabel dengan variabel terikat prediksi. Proses untuk mendapatkan nilai sisaan untuk masing-masing amatan ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Table 4.4 Proses perhitungan sisaan

No	Kelembapan	Volume air aktual	Volume air prediksi	Sisaan (error)
1	3.75	1.325	1.386589	-0.06159
2	4.87	2.1	2.020912	0.079088
3	4.16	1.4125	1.618796	-0.2063
4	1.97	0.325	0.378469	-0.05347
5	1.54	0.1625	0.134934	0.027566
6	1.47	0.1	0.095289	0.004711
7	3.98	1.65	1.516852	0.133148
8	3.47	1.2625	1.228008	0.034492
9	2.52	0.4625	0.689967	-0.22747
10	3.87	1.3625	1.454552	-0.09205
11	4.43	1.7	1.771714	-0.07171
12	3.28	1.1625	1.1204	0.0421
13	2.11	0.5125	0.457759	0.054741
14	3.51	1.3	1.250663	0.049337
15	2.94	0.9875	0.927838	0.059662
16	1.79	0.1875	0.276524	-0.08902
17	2.27	0.5625	0.548377	0.014123
18	1.67	0.1875	0.208561	-0.02106
19	2.03	0.425	0.412451	0.012549
20	3.34	1.4375	1.154382	0.283118
21	3.02	1.2625	0.973147	0.289353
22	1.83	0.2125	0.299179	-0.08668
23	2.41	0.675	0.627667	0.047333
24	4.85	2.075	2.009585	0.065415
25	2.67	0.7875	0.774921	0.012579
26	4.69	1.9	1.918967	-0.01897

Table 4.4 Proses perhitungan sisaan (lanjutan)

No	Kelembapan	Volume air aktual	Volume air prediksi	Sisaan (<i>error</i>)
27	4.56	1.8	1.84534	-0.04534
28	1.72	0.225	0.236879	-0.01188
29	4.31	1.5125	1.70375	-0.19125
30	2.86	0.85	0.882529	-0.03253

Tabel 4.4 merupakan variabel terikat prediksi dan sisaan untuk setiap amatan. Berikut cara menghitung variabel terikat prediksi dan sisaan dengan contoh amatan ke-1 menggunakan persamaan regresi dari proses sebelumnya.

1. Menghitung variabel terikat prediksi.

$$\hat{Y} = a + bX$$

$$\hat{Y} = -0.737259477 + 0.566359607 * 3.75$$

$$\hat{Y} = 1.386589$$

2. Menghitung sisaan.

$$e = Y - \hat{Y}$$

$$e = 1.325 - 1.386589$$

$$e = -0.06159$$

Untuk menghitung penduga ragam model regresi, hanya nilai sisaan dari amatan dengan gen bernilai 1 saja yang digunakan. Hal ini dilakukan karena amatan bernilai 0 dianggap pencilan sehingga tidak diikutsertakan dalam perhitungan. Selain alasan tersebut penduga ragam model regresi akan digunakan untuk menghitung nilai kriteria informasi, yang mana digunakan sebagai *fitness* pada algoritme genetik. Proses perhitungan penduga ragam model regresi ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Table 4.5 Proses penjumlahan sisaan kuadrat pada individu

No	Individu	Sisaan (<i>error</i>)	Sisaan ² (<i>error</i> ²)
1	1	-0.06159	0.003793
2	1	0.079088	0.006255
3	0	-	-
4	1	-0.05347	0.002859
5	1	0.027566	0.00076
6	1	0.004711	2.22E-05
7	0	-	-
8	1	0.034492	0.00119
9	0	-	-
10	1	-0.09205	0.008474
11	1	-0.07171	0.005143
12	1	0.0421	0.001772
13	1	0.054741	0.002997



Table 4.5 Proses penjumlahan sisaan kuadrat pada individu (lanjutan)

No	Individu	Sisaan (error)	Sisaan ² (error ²)
14	1	0.049337	0.002434
15	1	0.059662	0.00356
16	1	-0.08902	0.007925
17	1	0.014123	0.000199
18	1	-0.02106	0.000444
19	1	0.012549	0.000157
20	0	-	-
21	0	-	-
22	1	-0.08668	0.007513
23	1	0.047333	0.00224
24	1	0.065415	0.004279
25	1	0.012579	0.000158
26	1	-0.01897	0.00036
27	1	-0.04534	0.002056
28	1	-0.01188	0.000141
29	0	-	-
30	1	-0.03253	0.001058
		Jumlah	0.06579

Tabel 4.5 merupakan proses untuk mencari jumlah sisaan kuadrat guna mencari penduga ragam model regresi. Kolom individu merupakan contoh susunan gen yang akan dihitung nilai kriteria informasinya. Sisaan kuadrat yang dijumlahkan hanya untuk amatan dengan gen bernilai 1 saja. Setelah mendapatkan jumlah sisaan kuadrat untuk individu dengan susunan gen pada tabel di atas maka proses selanjutnya adalah menghitung penduga ragam model regresi untuk mendapatkan nilai kriteria informasi. Berikut proses untuk menghitung penduga ragam model regresi dan nilai kriteria informasi.

1. Menghitung penduga ragam model regresi dengan pembagi jumlah gen yang bernilai 1.

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n-m_d} (e_i^2)}{n - m_d}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{0.06579}{30 - 6}$$

$$\hat{\sigma}^2 = 0.00274123$$

2. Menghitung kriteria informasi.

$$KI = \log \hat{\sigma}^2 + (1 + p) \frac{\log n}{n} + Km_d \frac{\log n}{n}$$

$$KI = \log 0.00274123 + (1 + 1) \frac{\log 30}{30} + 1.5 * 6 \frac{\log 30}{30}$$

$$KI = -2.020443374$$

Proses di atas merupakan hasil akhir dari perhitungan nilai kriteria informasi. Berdasarkan proses di atas, nilai kriteria informasi akan berbeda untuk setiap susunan gen pada suatu individu meskipun dalam proses pencarian persamaan regresinya tanpa melibatkan susunan gen.

4.4.2 Proses Perhitungan Nilai Koefisien Determinasi

Proses perhitungan nilai koefisien determinasi dimulai dari membentuk persamaan regresi dengan menyisihkan amatan yang dianggap sebagai pencilan sesuai dengan susunan gen individu seperti perhitungan nilai kriteria informasi. Proses untuk memperoleh persamaan regresi tanpa menyertakan amatan yang dianggap pencilan ditunjukkan pada Tabel 4.6.

Table 4.6 Proses perhitungan jumlah dan rata-rata terhadap susunan gen

No	Individu	Kelembapan	Volume air aktual	Kelembapan ²	Kelembapan* volume air aktual
1	1	3.75	1.325	14.0625	4.96875
2	1	4.87	2.1	23.7169	10.227
3	0	-	-	-	-
4	1	1.97	0.325	3.8809	0.64025
5	1	1.54	0.1625	2.3716	0.25025
6	1	1.47	0.1	2.1609	0.147
7	0	-	-	-	-
8	1	3.47	1.2625	12.0409	4.380875
9	0	-	-	-	-
10	1	3.87	1.3625	14.9769	5.272875
11	1	4.43	1.7	19.6249	7.531
12	1	3.28	1.1625	10.7584	3.813
13	1	2.11	0.5125	4.4521	1.081375
14	1	3.51	1.3	12.3201	4.563
15	1	2.94	0.9875	8.6436	2.90325
16	1	1.79	0.1875	3.2041	0.335625
17	1	2.27	0.5625	5.1529	1.276875
18	1	1.67	0.1875	2.7889	0.313125
19	1	2.03	0.425	4.1209	0.86275
20	0	-	-	-	-
21	0	-	-	-	-
22	1	1.83	0.2125	3.3489	0.388875
23	1	2.41	0.675	5.8081	1.62675
24	1	4.85	2.075	23.5225	10.06375
25	1	2.67	0.7875	7.1289	2.102625



Table 4.6 Proses perhitungan jumlah dan rata-rata terhadap susunan gen (lanjutan)

No	Individu	Kelembapan	Volume air aktual	Kelembapan ²	Kelembapan* volume air aktual
26	1	4.69	1.9	21.9961	8.911
27	1	4.56	1.8	20.7936	8.208
28	1	1.72	0.225	2.9584	0.387
29	0	-	-	-	-
30	1	2.86	0.85	8.1796	2.431
	Jumlah	70.56	22.1875	238.0126	82.686
	Rata-rata	-	0.924479	-	-

Tabel 4.6 merupakan proses perhitungan jumlah dan rata-rata untuk mencari nilai koefisien determinasi, yang mana jumlah kolom pada tabel didapat hanya dari amatan bernilai 1. Dalam mencari koefisien determinasi, selain jumlah juga dibutuhkan rata-rata variabel terikat, rata-rata ini juga diambil dari individu bernilai 1 saja. Sebelum mendapatkan koefisien determinasi, proses berikutnya yaitu membentuk persamaan regresi dari jumlah kolom pada tabel di atas. Berikut cara menghitung persamaan regresi berdasarkan tabel di atas.

1. Hitung nilai konstanta (*a*).

$$a = \frac{(\sum Y)(\sum X^2) - (\sum X)(\sum XY)}{n(\sum X^2) - (\sum X)^2}$$

$$a = \frac{(22.1875)(238.0126) - (70.56)(82.686)}{24(238.0126) - (70.56)^2}$$

$$a = -0.754400282$$

2. Hitung nilai kemiringan (*b*).

$$b = \frac{n(\sum XY) - (\sum X)(\sum Y)}{n(\sum X^2) - (\sum X)^2}$$

$$b = \frac{24(82.686) - (70.56)(22.1875)}{24(238.0126) - (70.56)^2}$$

$$b = 0.571047431$$

Setelah mendapatkan persamaan regresi dari amatan dengan gen bernilai 1, proses berikutnya adalah mencari jumlah kuadrat regresi. Proses untuk mendapatkan jumlah kuadrat regresi ditunjukkan pada Tabel 4.7.

Table 4.7 Proses perhitungan jumlah kuadrat regresi

No	Individu	Kelembapan	Volume air prediksi	Kuadrat regresi
1	1	3.75	1.387028	0.213951
2	1	4.87	2.026601	1.214672
3	0	-	-	-
4	1	1.97	0.370563	0.306823

Table 4.7 Proses perhitungan jumlah kuadrat regresi (lanjutan)

No	Individu	Kelembapan	Volume air prediksi	Kuadrat regresi
5	1	1.54	0.125013	0.639147
6	1	1.47	0.085039	0.704659
7	0	-	-	-
8	1	3.47	1.227134	0.0916
9	0	-	-	-
10	1	3.87	1.455553	0.28204
11	1	4.43	1.77534	0.723964
12	1	3.28	1.118635	0.037697
13	1	2.11	0.45051	0.224647
14	1	3.51	1.249976	0.105948
15	1	2.94	0.924479	2.08E-30
16	1	1.79	0.267775	0.431261
17	1	2.27	0.541877	0.146384
18	1	1.67	0.199249	0.525959
19	1	2.03	0.404826	0.270039
20	0	-	-	-
21	0	-	-	-
22	1	1.83	0.290617	0.401782
23	1	2.41	0.621824	0.0916
24	1	4.85	2.01518	1.189628
25	1	2.67	0.770296	0.023772
26	1	4.69	1.923812	0.998666
27	1	4.56	1.849576	0.855804
28	1	1.72	0.227801	0.48536
29	0	-	-	-
30	1	2.86	0.878795	0.002087
			Jumlah	9.96749

Tabel 4.7 merupakan proses untuk mendapatkan jumlah kuadrat regresi, nilai ini merupakan jumlah dari kuadrat regresi dengan gen bernilai 1. Berikut cara mendapatkan kuadrat regresi berdasarkan tabel di atas.

1. Menghitung variabel terikat prediksi.

$$\hat{Y} = a + bX$$

$$\hat{Y} = -0.754400282 + 0.571047431 * 3.75$$

$$\hat{Y} = 1.387028$$

2. Menghitung kuadrat regresi dengan contoh amatan ke-1 menggunakan rata-rata pada proses sebelumnya.

$$KR = (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$$

$$KR = (1.387028 - 0.924479)^2$$



$$KR = 0.213951$$

Dengan melakukan cara yang sama untuk masing-masing amatan dengan gen bernilai 1 kemudian dijumlahkan, maka akan didapatkan jumlah kuadrat regresi.

Setelah proses tersebut proses selanjutnya adalah mencari jumlah kuadrat total.

Proses untuk mencari jumlah kuadrat total ditunjukkan pada Tabel 4.8.

Table 4.8 Proses perhitungan jumlah kuadrat total

No	Individu	Volume air aktual	Kuadrat total
1	1	1.325	0.160417
2	1	2.1	1.381849
3	0	-	-
4	1	0.325	0.359375
5	1	0.1625	0.580612
6	1	0.1	0.679766
7	0	-	-
8	1	1.2625	0.114258
9	0	-	-
10	1	1.3625	0.191862
11	1	1.7	0.601433
12	1	1.1625	0.056654
13	1	0.5125	0.169727
14	1	1.3	0.141016
15	1	0.9875	0.003972
16	1	0.1875	0.543138
17	1	0.5625	0.131029
18	1	0.1875	0.543138
19	1	0.425	0.249479
20	0	-	-
21	0	-	-
22	1	0.2125	0.506914
23	1	0.675	0.06224
24	1	2.075	1.323698
25	1	0.7875	0.018763
26	1	1.9	0.951641
27	1	1.8	0.766537
28	1	0.225	0.489271
29	0	-	-
30	1	0.85	0.005547
		Jumlah	10.03234

Tabel 4.8 merupakan proses untuk mendapatkan jumlah kuadrat total, nilai ini merupakan jumlah dari kuadrat total dengan gen bernilai 1. Berikut cara mendapatkan kuadrat kuadrat total dengan contoh amatan ke-1 menggunakan rata-rata pada proses sebelumnya berdasarkan tabel di atas.



$$KT = (\sum (Y_i - \bar{Y})^2)$$

$$KT = (1.325 - 0.924479)^2$$

$$KT = 0.160417$$

Dengan melakukan cara yang sama untuk masing-masing amatan dengan gen bernilai 1 kemudian dijumlahkan, maka akan didapatkan jumlah kuadrat total. Setelah jumlah kuadrat regresi dan jumlah kuadrat total didapatkan, berikut proses terakhir untuk menghitung nilai koefisien determinasi.

$$R^2 = \frac{\sum KR}{\sum KT}$$

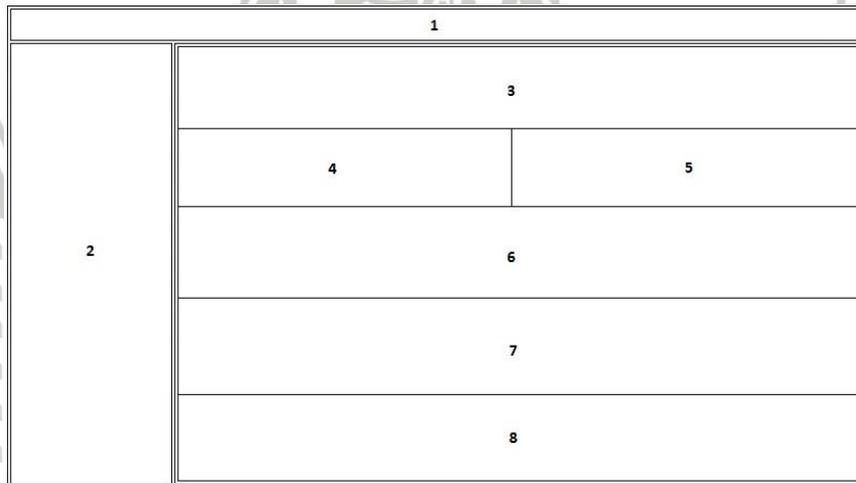
$$R^2 = \frac{9.96749}{10.03234}$$

$$R^2 = 0.993536194$$

Proses di atas merupakan proses akhir untuk mendapatkan nilai koefisien determinasi. Nilai ini akan digunakan untuk menguji kriteria informasi dalam meningkatkan kekuatan persamaan regresi.

4.5 Perancangan Tampilan Antarmuka

Perancangan tampilan antarmuka dibuat sebagai pedoman dalam implementasi tampilan antarmuka pada sistem yang nantinya akan dibuat. Perancangan tampilan antarmuka terdiri dari 2 bagian yaitu bagian pengolahan data untuk membentuk persamaan regresi dan bagian algoritme genetik. Gambar rancangan antarmuka sistem ditunjukkan pada Gambar 4.10 dan 4.11.



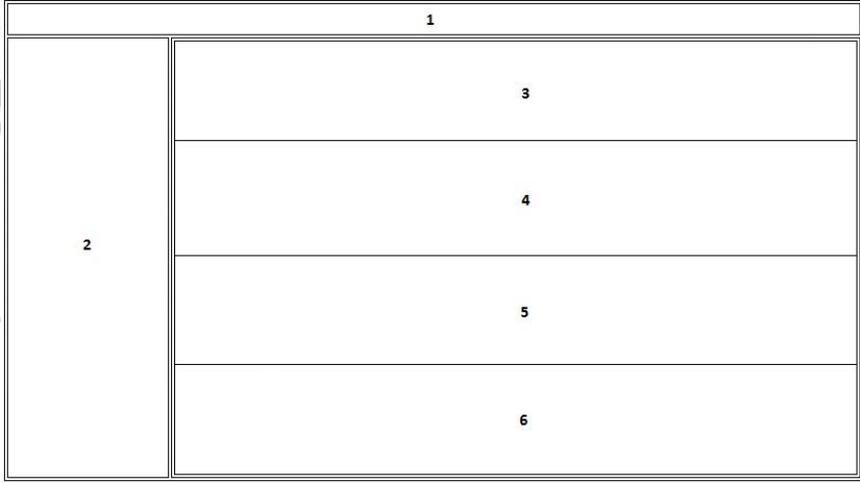
Gambar 4.10 Rancangan tampilan antarmuka pengolahan data

Gambar 4.10 merupakan rancangan tampilan antarmuka bagian pengolahan data. Berikut penjelasan untuk setiap bagian dari antarmuka pengolahan data.

1. Bagian nomor 1 merupakan kepala yang memuat nama sistem serta tombol untuk mengosongkan data beserta proses yang sudah dilakukan.



2. Bagian nomor 2 berfungsi untuk memindah antarmuka ke bagian algoritme genetik dan sebaliknya.
3. Bagian nomor 3 memuat kolom untuk memasukkan data.
4. Bagian nomor 4 merupakan kolom untuk menampilkan persamaan regresi dan koefisien determinasi sebelum optimasi.
5. Bagian nomor 5 merupakan kolom untuk menampilkan persamaan regresi dan koefisien determinasi sesudah optimasi, bagian ini hanya akan ditampilkan setelah algoritme genetik dijalankan.
6. Bagian nomor 6 memuat grafik persamaan regresi seluruh amatan.
7. Bagian nomor 7 memuat grafik persamaan regresi terhadap amatan bukan pencilan, bagian ini juga akan ditampilkan sesudah algoritme genetik dijalankan.
8. Bagian nomor 8 memuat tabel data yang sudah dimasukkan.



Gambar 4.11 Rancangan tampilan antarmuka algoritme genetik

Gambar 4.11 merupakan rancangan tampilan antarmuka bagian pengolahan data. Berikut penjelasan untuk setiap bagian dari antarmuka pengolahan data.

1. Bagian nomor 1 merupakan kepala yang memuat tombol untuk mengosongkan data beserta proses yang sudah dilakukan.
2. Bagian nomor 2 berfungsi untuk memindah antarmuka ke bagian pengolahan data dan sebaliknya.
3. Bagian nomor 3 memuat kolom untuk memasukkan parameter guna membentuk populasi.
4. Bagian nomor 4 memuat tabel yang berisi populasi awal sebelum algoritme genetik dijalankan.
5. Bagian nomor 5 memuat kolom untuk memasukkan parameter algoritme genetik.
6. Bagian nomor 6 memuat tabel yang berisi populasi setelah algoritme genetik dijalankan.



4.6 Perancangan Pengujian dan Analisis

Perancangan pengujian dan analisis dibuat sebagai pedoman dalam melakukan pengujian. Pada penelitian ini pengujian akan dibagi menjadi 2 bagian yaitu pengujian parameter algoritme genetik serta pengujian kekuatan persamaan regresi dengan dan tanpa optimasi. Pada setiap bagian, analisis akan dilakukan untuk menarik kesimpulan hasil pengujian.

4.6.1 Perancangan Pengujian Parameter Algoritme Genetik

Pengujian parameter algoritme genetik dilakukan untuk mencari parameter yang dapat menghasilkan *fitness* terbaik secara efektif dan efisien. Pengujian parameter algoritme genetik dilakukan dengan mengambil nilai *fitness* terbaik yang didapat dari variasi jumlah individu, jumlah generasi serta kombinasi antara rasio persilangan dan mutasi. Pengujian parameter algoritme genetik dilakukan masing-masing 10 kali kemudian diambil rata-ratanya, hal ini dilakukan karena hasil yang diberikan algoritme genetik akan berbeda tiap kali dijalankan.

4.6.1.1 Perancangan Pengujian Jumlah Individu

Pengujian jumlah individu bertujuan mencari jumlah individu yang dapat menghasilkan *fitness* terbaik secara efektif dan efisien. Pengujian jumlah individu pada penelitian ini dilakukan mulai 10 hingga 100 dengan kelipatan 10. Parameter lain yang digunakan pada Pengujian ini yaitu jumlah generasi 10, rasio persilangan 0.5 dan rasio mutasi 0.5.

Table 4.9 Pengujian jumlah individu

jumlah individu	nilai <i>fitness</i> percobaan ke-										rata-rata <i>fitness</i>
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
10											
20											
30											
40											
50											
60											
70											
80											
90											
100											

Tabel 4.9 merupakan tabel yang akan digunakan untuk mencatat *fitness* terbaik pada masing-masing percobaan. Dari tabel di atas, dapat dibuat grafik berdasarkan rata-rata *fitness* yang berguna untuk mempermudah dalam membaca hasil pengujian. Jika hasil pengujian menunjukkan nilai rata-rata *fitness* yang konstan maka jumlah individu terkecil dengan nilai konstan tersebut akan digunakan sebagai hasil. Hal tersebut dilakukan dengan tujuan efisiensi, karena proses persilangan dan mutasi yang harus dikerjakan akan semakin banyak seiring dengan bertambahnya jumlah populasi.

4.6.1.2 Perancangan Pengujian Jumlah Generasi

Pengujian jumlah generasi bertujuan mencari jumlah generasi yang dapat menghasilkan *fitness* terbaik secara efektif dan efisien. Pengujian jumlah generasi



pada penelitian ini dilakukan mulai 10 hingga 100 dengan kelipatan 10. Parameter lain yang digunakan pada Pengujian ini yaitu jumlah individu terbaik pada Pengujian sebelumnya, rasio persilangan 0.5 dan rasio mutasi 0.5.

Table 4.10 Pengujian jumlah generasi

jumlah generasi	nilai <i>fitness</i> percobaan ke-										rata-rata <i>fitness</i>
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
10											
20											
30											
40											
50											
60											
70											
80											
90											
100											

Tabel 4.10 merupakan tabel yang akan digunakan untuk mencatat *fitness* terbaik pada masing-masing percobaan. Dari tabel di atas, dapat dibuat grafik berdasarkan rata-rata *fitness* yang berguna untuk mempermudah dalam membaca hasil pengujian. Jika hasil pengujian menunjukkan nilai rata-rata *fitness* yang konstan maka jumlah generasi terkecil dengan nilai konstan tersebut akan digunakan sebagai hasil. Hal tersebut dilakukan dengan tujuan efisiensi, karena proses yang harus dikerjakan akan semakin banyak seiring dengan bertambahnya jumlah generasi.

4.6.1.3 Perancangan Pengujian Kombinasi Rasio Persilangan dan Mutasi

Pengujian ini bertujuan mencari nilai rasio persilangan serta rasio mutasi yang dapat menghasilkan *fitness* terbaik secara efektif dan efisien. Pengujian kombinasi rasio persilangan dan rasio mutasi pada penelitian ini dilakukan mulai rasio persilangan 0-1 serta rasio mutasi 1-0 dengan kelipatan masing-masing 0.1. Parameter lain yang digunakan pada pengujian ini yaitu jumlah individu dan jumlah generasi terbaik pada pengujian sebelumnya.

Table 4.11 Pengujian kombinasi rasio persilangan dan mutasi

rasio persilangan	rasio mutasi	nilai <i>fitness</i> percobaan ke-										rata-rata <i>fitness</i>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0	1											
0.1	0.9											
0.2	0.8											
0.3	0.7											
0.4	0.6											
0.5	0.5											
0.6	0.4											
0.7	0.3											
0.8	0.2											
0.9	0.1											
1	0											

Tabel 4.11 merupakan tabel yang akan digunakan untuk mencatat *fitness* terbaik pada masing-masing percobaan. Dari tabel di atas, dapat dibuat grafik berdasarkan rata-rata *fitness* yang berguna untuk mempermudah dalam membaca hasil pengujian.



4.6.2 Perancangan Pengujian Kekuatan Persamaan Regresi

Pengujian kekuatan persamaan regresi dilakukan untuk membuktikan kebenaran kriteria informasi dalam menilai seberapa kuat persamaan regresi yang terbentuk dari susunan gen suatu individu dengan nilai kriteria informasi terbaik. Hal ini dilakukan untuk menguji kebenaran metode dari kajian pustaka yang diangkat pada bab sebelumnya. Pengujian pada subbab ini akan dilakukan dengan membandingkan nilai koefisien determinasi serta rata-rata nilai absolut sisaan dari persamaan regresi yang terbentuk dengan dan tanpa optimasi. Persamaan regresi dengan optimasi akan diambil berdasarkan persamaan regresi yang terbentuk dari individu dengan nilai kriteria informasi terbaik pada pengujian sebelumnya. Tabel 4.12 akan digunakan untuk mencatat hasil pengujian kekuatan persamaan regresi dengan dan tanpa optimasi.

Table 4.12 Pengujian kekuatan persamaan regresi

No	Kelembapan	Volume air		Absolut sisaan		
		Nilai aktual	Prediksi tanpa optimasi	Prediksi dengan optimasi	Tanpa optimasi	Dengan optimasi
1						
2						
3						
4						
5						
...						
...						
30						
				Rata-rata		
				Determinasi		

Tabel 4.12 akan digunakan untuk mencatat hasil perhitungan variabel terikat prediksi menggunakan persamaan regresi yang diperoleh dengan dan tanpa optimasi. Variabel terikat prediksi pada kolom dengan optimasi hanya akan dicari jika gen pada individu dengan nilai kriteria informasi yang digunakan bernilai 1. Hal ini dilakukan karena optimasi yang dilakukan adalah menghilangkan amatan yang dinilai sebagai pencilan oleh algoritme genetik. Setelah proses tersebut selesai dilakukan maka proses berikutnya adalah mencari nilai absolut sisaan untuk masing-masing amatan. Nilai absolut sisaan pada kolom tanpa optimasi merupakan selisih dari variabel terikat prediksi tanpa optimasi dengan variabel terikat pada tabel, begitu juga untuk nilai absolut sisaan pada kolom dengan optimasi. Setelah masing-masing nilai absolut sisaan telah didapatkan, proses berikutnya adalah mencari rata-rata masing-masing kolom absolut sisaan dan nilai koefisien determinasi.



BAB 5 IMPLEMENTASI

Bab ini menjelaskan tentang implementasi sistem berdasarkan metode yang digunakan pada penelitian ini. Implementasi pada penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem yang lebih dinamis sehingga dapat mengolah data sesuai dengan metode yang digunakan. Pada bab ini akan dibahas secara detail tentang sistem yang dibuat beserta tampilan antarmuka dan perangkat yang digunakan.

5.1 Perangkat Implementasi

Analisis kebutuhan pada penelitian ini dilakukan untuk menerangkan perangkat yang digunakan dalam perhitungan manual serta implementasi sistem. Daftar perangkat yang digunakan antara lain:

1. Perangkat keras
 - a. Laptop
 - Intel(R) Core(TM) i5-5200U CPU @ 2.20GHz (4CPUs)
 - RAM 4 GB
 - Harddisk kapasitas 500 GB
 - Monitor 14 inch
 - b. Printer
2. Perangkat lunak
 - a. XAMPP
 - b. Apache
 - c. Sublime Text
 - d. Google Chrome
 - e. Microsoft Excel 2013

Berikut perangkat yang digunakan untuk perhitungan manual dan implementasi sistem pada penelitian ini. Selain perhitungan manual serta implementasi perangkat di atas juga digunakan oleh peneliti untuk melakukan analisis dan pengujian.

5.2 Implementasi Proses Regresi Linier

Implementasi regresi linier akan membahas secara detail seluruh proses yang berkaitan dengan metode regresi linier. Implementasi regresi linier akan dibagi menjadi 4 bagian: pembentukan persamaan regresi, pembentukan sisaan, perhitungan kriteria informasi dan perhitungan koefisien determinasi.

5.2.1 Implementasi Pembentukan Persamaan Regresi

Secara umum proses ini akan membentuk persamaan regresi dari data berdasarkan susunan gen masing-masing individu dalam populasi. Untuk mencari nilai kriteria informasi yang membutuhkan persamaan regresi tanpa terikat susunan gen akan dimasukkan 1 individu dalam populasi dengan susunan gen keseluruhan 1 sehingga menghasilkan persamaan regresi dengan seluruh amatan.

Hasil akhir dari proses ini merupakan nilai konstanta dan kemiringan dalam bentuk *array* sebanyak individu.

```

1 function regresi($populasi){
2     $array_regresi = [];
3     foreach($populasi as $individu){
4         $sigma_x = $sigma_y = $sigma_x2 = $sigma_xy = 0;
5         foreach($_SESSION['data'] as $index => $nilai){
6             if($individu[$index]==1){
7                 $sigma_x += $nilai['x'];
8                 $sigma_y += $nilai['y'];
9                 $sigma_x2 += pow($nilai['x'], 2);
10                $sigma_xy += $nilai['x']*$nilai['y'];
11            }
12        }
13        $jumlah_1 = array_count_values($individu)['1'];
14        $pembagi = $jumlah_1*$sigma_x2-pow($sigma_x, 2);
15        $regresi['a'] = ($sigma_y*$sigma_x2-
16        $sigma_x*$sigma_xy)/$pembagi;
17        $regresi['b'] = ($jumlah_1*$sigma_xy-
18        $sigma_x*$sigma_y)/$pembagi;
19        $regresi['rataan'] = $sigma_y/$jumlah_1;
20        array_push($array_regresi, $regresi);
21    }
22    return $array_regresi;
23 }

```

Kode 5.1 Pembentukan persamaan regresi

Kode 5.1 merupakan proses untuk mencari persamaan regresi. Berikut penjelasan langkah-langkah untuk kode tersebut.

1. Baris nomor 1 terdapat kepala *method* dengan parameter berupa populasi yang akan dicari persamaan regresi dan rata-rata variabel terikatnya untuk masing-masing individu.
2. Baris nomor 2 terdapat inisialisasi *array* yang berfungsi untuk menampung hasil proses masing-masing individu.
3. Baris nomor 3 terdapat kondisi untuk mengulang proses pada tiap individu.
4. Baris nomor 4 terdapat proses inisialisasi variabel untuk menampung jumlah variabel terikat (x), variabel bebas (y), x kuadrat dan xy pada data.
5. Baris nomor 5-12 terdapat kondisi untuk menjumlahkan variabel yang sudah diinisialisasi pada baris nomor 4 untuk gen bernilai 1 dari setiap amatan.
6. Baris nomor 13-17 terdapat proses untuk membentuk persamaan regresi dan rata-rata variabel terikat dari variabel yang sudah diproses pada baris nomor 4-12.

7. Baris nomor 18 terdapat proses untuk memasukkan hasil proses pada baris nomor 15-17 dari individu yang sedang diproses ke dalam *array* di baris nomor 2.
8. Baris nomor 20 terdapat pengembalian nilai berupa *array* yang menampung hasil proses untuk setiap individu.

5.2.2 Implementasi Pembentukan Sisaan

Proses ini bertujuan untuk mencari sisaan pada masing-masing amatan guna mencari nilai kriteria informasi. Proses ini dibedakan dengan proses untuk mencari hasil akhir kriteria informasi dikarenakan sisaan akan ditampilkan terlebih dahulu sebelum diolah. Hasil akhir dari proses ini berupa nilai sisaan dalam bentuk *array* sejumlah amatan.

```

1 function sisaan($regresi, $individu){
2     $array_sisaan = [];
3     foreach($_SESSION['data'] as $index => $nilai){
4         if ($individu[$index]==1){
5             $sisaan['yr'] =
6                 $regresi['a']+$regresi['b']*$nilai['x'];
7             $sisaan['e'] = abs($sisaan['yr']-$nilai['y']);
8             array_push($array_sisaan, $sisaan);
9         }
10    }
11    return $array_sisaan;

```

Kode 5.2 Pembentukan sisaan

Kode 5.2 merupakan proses untuk membentuk *array* sisaan. Berikut penjelasan langkah-langkah untuk kode tersebut.

1. Baris nomor 1 terdapat kepala *method* dengan parameter berupa hasil proses persamaan regresi serta individu yang akan dicari nilai sisaan untuk masing-masing amatan sesuai gen bernilai 1 pada individu tersebut.
2. Baris nomor 2 terdapat inisialisasi *array* untuk menampung hasil proses.
3. Baris nomor 3-9 terdapat kondisi untuk menghasilkan nilai variabel terikat prediksi beserta sisaan pada setiap amatan dengan gen bernilai 1 sesuai individu di parameter.
4. Baris nomor 10 terdapat pengembalian nilai berupa variabel yang diproses pada baris nomor 3-9 untuk setiap amatan.

5.2.3 Implementasi Perhitungan Nilai Kriteria Informasi

Proses ini bertujuan untuk menghitung penduga ragam model regresi dan kriteria informasi berdasarkan sisaan yang sudah didapatkan dan susunan gen masing-masing individu dalam populasi. Setiap individu dalam populasi yang diolah dalam proses ini akan memiliki nilai kriteria informasi, sehingga hasil dari proses ini akan berupa *array* sebanyak individu.



```

1 function ki($populasi){
2     $array_ki = [];
3     foreach($populasi as $individu){
4         $jke = 0;
5         foreach($SESSION['sisaan'] as $index => $nilai){
6             if($individu[$index]==1) $jke += pow($nilai['e'],
7                 2);
8             $jumlah_1 = (isset(array_count_values($individu)['1'])?
9                 array_count_values($individu)['1']: 0);
10            $jumlah_0 = $SESSION['jumlah_amatan']-$jumlah_1;
11            array_push($array_ki, log10($jke/$jumlah_1)+
12                2*log10($SESSION['jumlah_amatan'])/
13                $SESSION['jumlah_amatan']+
14                1.5*$jumlah_0*log10($SESSION['jumlah_amatan'])/
15                $SESSION['jumlah_amatan']);
16        }
17    }
18    return $array_ki;
19 }

```

Kode 5.3 Perhitungan nilai kriteria informasi

Kode 5.3 merupakan proses untuk mendapatkan nilai kriteria informasi untuk setiap individu dalam populasi. Berikut penjelasan langkah-langkah untuk kode tersebut.

1. Baris nomor 1 terdapat kepala *method* dengan parameter berupa populasi yang akan dicari nilai kriteria informasinya untuk masing-masing individu.
2. Baris nomor 2 terdapat inisialisasi *array* yang berfungsi untuk menampung hasil proses masing-masing individu.
3. Baris nomor 3 terdapat kondisi untuk mengulangi proses pada tiap individu dalam populasi.
4. Baris 5-7 terdapat kondisi untuk menghitung jumlah sisaan kuadrat amatan pada gen bernilai 1 saja.
5. Baris nomor 8 terdapat proses untuk menghitung jumlah amatan dengan gen 1 dan memasukkannya pada variabel *jumlah_1*, jika pada individu yang sedang diproses tidak terdapat gen bernilai 1 maka variabel tersebut akan bernilai 0.
6. Baris nomor 9 terdapat proses untuk menghitung jumlah amatan dengan gen 0 dan memasukkannya pada variabel *jumlah_0* berdasarkan jumlah amatan keseluruhan dikurangi variabel *jumlah_1*.
7. Baris nomor 10 terdapat proses untuk mendapatkan nilai kriteria informasi beserta memasukkan nilai tersebut ke dalam *array* pada baris nomor 2.
8. Baris nomor 12 terdapat pengembalian nilai berupa *array* berisi kriteria informasi untuk masing-masing individu.

5.2.4 Implementasi Perhitungan Nilai Koefisien Determinasi

Proses ini bertujuan untuk menghitung koefisien determinasi berdasarkan persamaan regresi yang sudah didapatkan pada masing-masing individu dalam



populasi. Dari pemaparan tersebut, setiap individu akan memiliki nilai koefisien determinasi berbeda sehingga hasil dari proses ini akan berupa *array* sebanyak individu.

```

1 function determinasi($regresi_populasi, $populasi) {
2     $array_determinasi = [];
3     foreach($regresi_populasi as $individu => $regresi){
4         $jkr = $jkt = 0;
5         foreach($_SESSION['data'] as $index => $nilai){
6             if($populasi[$individu][$index]==1){
7                 $jkr +=
8                 pow(($regresi['a']+$regresi['b']*$nilai['x'])-
9                 $regresi['rataaan'], 2);
10                $jkt += pow($nilai['y']-$regresi['rataaan'], 2);
11            }
12        }
13        array_push($array_determinasi, $jkr/$jkt);
14    }
15    return $array_determinasi;
16 }

```

Kode 5.4 Perhitungan nilai koefisien determinasi

Kode 5.4 merupakan proses untuk mendapatkan nilai koefisien determinasi untuk setiap individu dalam populasi. Berikut penjelasan langkah-langkah untuk kode tersebut.

1. Baris nomor 1 terdapat kepala *method* dengan parameter berupa hasil proses persamaan regresi serta populasi yang akan dicari nilai koefisien determinasinya untuk masing-masing individu.
2. Baris nomor 2 terdapat inisialisasi *array* yang berfungsi untuk menampung hasil proses masing-masing individu.
3. Baris nomor 3 terdapat kondisi untuk mengulangi proses pada tiap individu.
4. Baris nomor 5 terdapat proses untuk menghitung jumlah kuadrat regresi dan jumlah kuadrat total untuk gen yang bernilai 1 saja dengan persamaan regresi yang dimiliki individu.
5. Baris nomor 11 terdapat proses untuk memasukkan hasil proses pada baris nomor 4-10 ke dalam *array* pada baris nomor 2.
6. Baris nomor 13 terdapat pengembalian nilai berupa *array* pada proses baris nomor 11.

5.3 Implementasi Proses Algoritme Genetik

Secara umum proses ini dilakukan untuk merubah susunan populasi yang sudah ada agar terbentuk solusi-solusi baru. Susunan populasi ini akan dirubah melalui proses persilangan dan mutasi kemudian diseleksi. Hasil akhir dari proses ini adalah susunan populasi baru yang telah dirubah sesuai dengan parameter yang dimasukkan.

```

1 function algen($populasi, $scr, $mr, $generasi) {
2     $cr = floor(ceil($SESSION['jumlah_individu']*$scr)/2);
3     $mr = ceil($SESSION['jumlah_individu']*$mr);
4     for (; $generasi>0; $generasi--) {
5         for ($c=0; $c<$cr; $c++){
6             $persilangan = persilangan($populasi);
7             array_push($populasi, $persilangan[0]);
8             array_push($populasi, $persilangan[1]);
9         }
10        for ($m=0; $m<$mr; $m++) array_push($populasi,
11        mutasi($populasi));
12        $ki = ki($populasi);
13        array_multisort($ki, $populasi);
14        for ($pop=0; $pop<$cr*2+$mr; $pop++) {
15            array_pop($ki);
16            array_pop($populasi);
17        }
18        return $populasi;
19    }

```

Kode 5.5 Proses optimasi algoritme genetik

Kode 5.5 merupakan proses untuk merubah susunan individu dalam populasi. Berikut penjelasan langkah-langkah untuk kode tersebut.

1. Baris nomor 1 terdapat kepala *method* dengan parameter berupa populasi yang akan diproses, rasio persilangan, rasio mutasi dan jumlah generasi.
2. Baris nomor 2 terdapat proses untuk menghitung jumlah proses persilangan untuk dilakukan, yang akan dimasukkan dalam variabel *cr*.
3. Baris nomor 3 terdapat proses untuk menghitung jumlah proses mutasi untuk dilakukan, yang akan dimasukkan dalam variabel *mr*.
4. Baris nomor 4 terdapat kondisi untuk mengulang proses algoritme genetik sebanyak jumlah generasi pada parameter.
5. Baris nomor 5-9 terdapat kondisi untuk melakukan persilangan sebanyak variabel *cr*, hasil persilangan berupa 2 individu baru yang dimasukkan ke dalam populasi.
6. Baris nomor 10 terdapat kondisi untuk melakukan mutasi sebanyak variabel *mr*, hasil mutasi berupa individu baru yang dimasukkan ke dalam populasi.
7. Baris nomor 11 terdapat proses untuk mencari nilai *fitness* untuk tiap individu dalam populasi yang dimasukkan dalam variabel *ki* berupa *array*.
8. Baris nomor 12 terdapat proses untuk mengurutkan individu dalam populasi beserta nilai *fitness* masing-masing individu pada *array* *ki* berdasarkan nilai *fitness*.

9. Baris nomor 13-16 terdapat kondisi untuk menghapus individu beserta nilai *fitness* masing-masing individu berdasarkan nilai *fitness* paling buruk sejumlah proses mutasi dan persilangan yang sudah dilakukan.
10. Baris nomor 18 terdapat pengembalian nilai berupa populasi yang sudah melalui proses algoritme genetik.

5.3.2 Implementasi Proses Inisialisasi

Proses ini bertujuan membentuk populasi sesuai dengan parameter yang dimasukkan untuk diolah menggunakan algoritme genetik. Proses ini dijalankan sebelum algoritme genetik dengan hasil berupa *array* 2 dimensi yang memuat susunan gen tiap individu dalam populasi.

```

1 function entri_individu($jumlah_populasi, $acak) {
2     $populasi = [];
3     for (; $jumlah_populasi>0; $jumlah_populasi--) {
4         for($index=0; $index<$_SESSION['jumlah_amatan']; $index++)
5             $individu[$index] = ($acak==1? rand(0, 1): 1);
6         array_push($populasi, $individu);
7     }
8     return $populasi;

```

Kode 5.6 Proses inisialisasi

Kode 5.6 bertujuan untuk membentuk populasi yang terdiri dari beberapa individu. Berikut penjelasan langkah-langkah untuk kode tersebut.

1. Baris nomor 1 terdapat kepala *method* dengan parameter berupa jumlah populasi serta variabel yang menentukan susunan gen acak atau tidak pada individu yang akan dibuat.
2. Baris nomor 2 terdapat inisialisasi *array* populasi sebagai tempat penampungan populasi yang telah dibuat.
3. Baris nomor 3 terdapat kondisi untuk mengulang proses pembentukan individu sebanyak parameter.
4. Baris nomor 4 terdapat kondisi untuk membuat susunan gen secara acak atau keseluruhan 1 sesuai nilai parameter yang dilakukan sebanyak jumlah data untuk setiap individu.
5. Baris nomor 5 terdapat proses untuk menggabungkan individu baru ke dalam populasi.
6. Baris nomor 7 terdapat pengembalian nilai berupa populasi dengan individu yang telah dibuat pada baris nomor 3-6.

5.3.3 Implementasi Proses Persilangan

Proses ini bertujuan untuk saling menukar susunan gen induk terpilih untuk menghasilkan 2 individu baru. Hasil akhir dari proses ini merupakan 2 individu baru hasil persilangan yang akan ditambahkan dalam *array* populasi.

```

1 function persilangan($populasi){
2     $induk1 = $induk2 = rand(0,$SESSION['jumlah_individu']-1);
3     while ($induk1==$induk2){
4         $induk2 = rand(0,$SESSION['jumlah_individu']-1);
5     }
6     $potong = rand(1, count($populasi[$induk1])-1);
7     $temp1 = array_slice($populasi[$induk1], $potong);
8     $temp2 = array_slice($populasi[$induk2], $potong);
9     array_splice($populasi[$induk1], $potong, count($temp2),
10    $temp2);
11    array_splice($populasi[$induk2], $potong, count($temp1),
12    $temp1);
13    return array($populasi[$induk1], $populasi[$induk2]);
14 }

```

Kode 5.7 Proses persilangan

Kode 5.7 bertujuan untuk saling menukar susunan gen pada induk terpilih. Berikut penjelasan langkah-langkah untuk kode tersebut.

1. Baris nomor 1 terdapat kepala *method* dengan parameter berupa populasi yang akan digunakan dalam proses persilangan.
2. Baris nomor 2 terdapat proses untuk memilih 2 individu dalam populasi untuk dijadikan induk.
3. Baris nomor 3-5 terdapat kondisi, apabila 2 induk merupakan individu yang sama maka pemilihan induk ke-2 akan diulangi.
4. Baris nomor 6 terdapat proses untuk memilih titik potong.
5. Baris nomor 7-10 terdapat proses untuk saling menukar susunan gen 2 induk terpilih pada titik potong yang sudah dipilih pada proses nomor 6.
6. Baris nomor 11 terdapat pengembalian nilai berupa 2 individu baru hasil persilangan.

5.3.4 Implementasi Proses Mutasi

Proses ini bertujuan untuk menghasilkan individu baru yang mirip dengan induk terpilih tapi berbeda satu gen. Hasil akhir dari proses ini akan ditambahkan dalam *array* populasi.

```

1 function mutasi($populasi){
2     $induk = rand(0, $SESSION['jumlah_individu']-1);
3     $potong = rand(0, count($populasi[$induk])-1);
4     $populasi[$induk][$potong] = ($populasi[$induk][$potong]==1?
5     0:1);
6     return $populasi[$induk];
7 }

```

Kode 5.8 Proses mutasi

Kode 5.8 merupakan proses untuk menghasilkan individu baru dari proses mutasi. Berikut penjelasan langkah-langkah untuk kode tersebut.



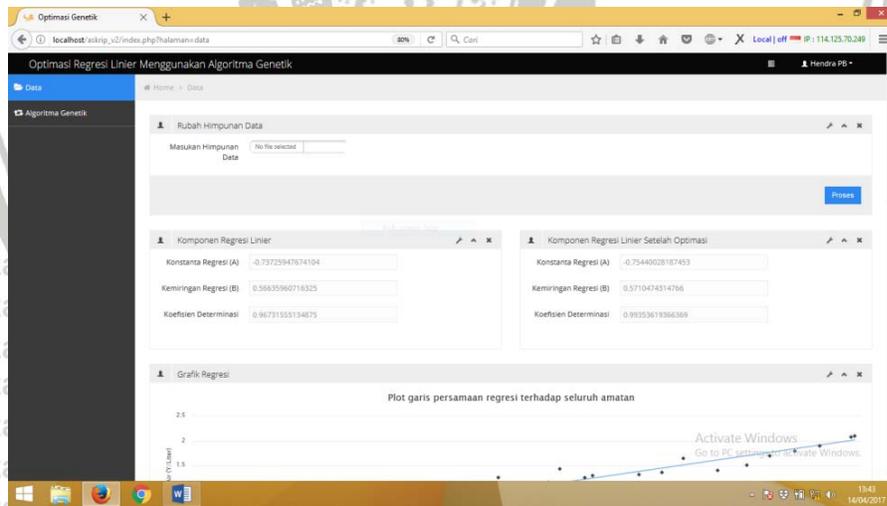
1. Baris nomor 1 terdapat kepala *method* dengan parameter berupa populasi yang akan digunakan dalam proses mutasi.
2. Baris nomor 2 terdapat proses untuk memilih individu dalam populasi.
3. Baris nomor 3 terdapat proses untuk memilih titik potong mutasi.
4. Baris nomor 4 terdapat proses untuk merubah nilai gen pada titik yang terpilih diproses nomor 3.
5. Baris nomor 5 terdapat pengembalian nilai berupa individu baru hasil mutasi.

5.4 Implementasi Tampilan Antarmuka

Subbab ini membahas tampilan antarmuka sistem beserta fungsinya. Secara garis besar antarmuka sistem pada penelitian ini dibagi menjadi 2 bagian, yaitu antarmuka pengolahan data untuk memperoleh persamaan regresi dengan dan tanpa optimasi serta antarmuka algoritme genetik untuk menjalankan proses optimasi.

5.4.1 Implementasi Tampilan Antarmuka Pengolahan Data

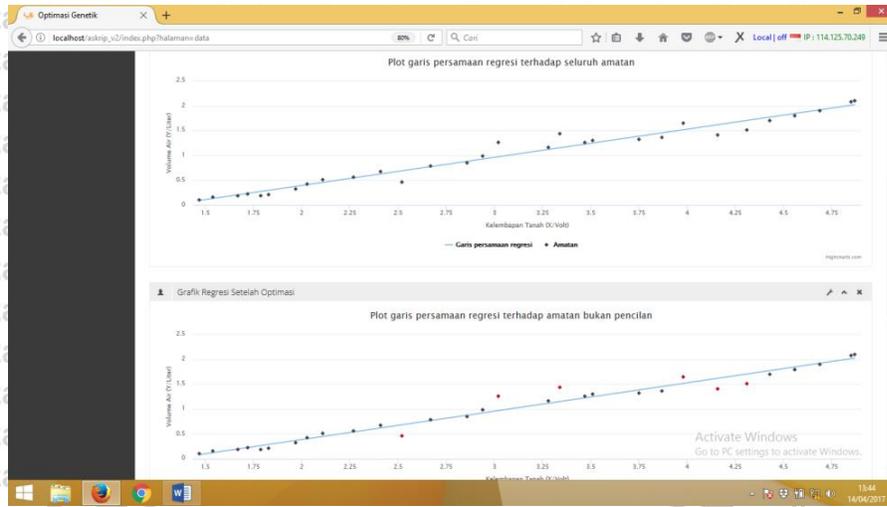
Pada bagian ini akan dijelaskan tentang antarmuka bagian pengolahan data. Antarmuka bagian data akan memuat persamaan regresi dan koefisien determinasi serta grafik persamaan regresi terhadap amatan sebelum dan sesudah optimasi. Selain bagian dari regresi linier tampilan pengolahan data juga memuat tabel data yang sudah dimasukkan. Tampilan antarmuka bagian pengolahan data ditunjukkan pada Gambar 5.1, 5.2 dan 5.3.



Gambar 5.1 Tampilan antarmuka pengolahan data bagian atas

Gambar 5.1 merupakan tampilan antarmuka pengolahan data bagian atas. Bagian atas dari tampilan ini memuat kolom untuk memasukkan data serta persamaan regresi beserta koefisien determinasi sebelum dan sesudah optimasi.





Gambar 5.2 Tampilan antarmuka pengolahan data bagian tengah

Gambar 5.2 merupakan tampilan antarmuka pengolahan data bagian tengah. Bagian tengah dari tampilan ini memuat grafik garis persamaan regresi terhadap amatan sebelum dan sesudah optimasi.

No	Kelembapan Tanah (K/Vol)	Volume Air (V/Liter)	Volume Air Regresi	Sisaan	Volume Air Regresi Setelah Optimasi	Sisaan Setelah Optimasi
1	3.75	1.325	1.386590501212	0.061589050121154	1.3870275861627	0.062027586162709
2	4.87	2.1	2.02091810144	0.079088189856006	2.0266007094165	0.073399290583502
3	4.16	1.6125	1.6187964890581	0.206229648905809	-	-
4	1.97	0.325	0.37846894937057	0.053468949370567	0.37056315813437	0.045563158134386
5	1.54	0.1625	0.1349431829037	0.02756568170963	0.12501276259943	0.03748723740057
6	1.47	0.1	0.095289145788942	0.0047108542110578	0.085039442396068	0.014960557603932
7	3.98	1.65	1.5168517597687	0.1331482402313	-	-
8	3.47	1.2625	1.2280083601154	0.034891639884556	1.2271343053493	0.0353565694650738
9	2.52	0.4625	0.68896673331036	0.22746673331036	-	-
10	3.87	1.3625	1.454520220298077	0.092052202980744	1.4555532779399	0.093053277939901

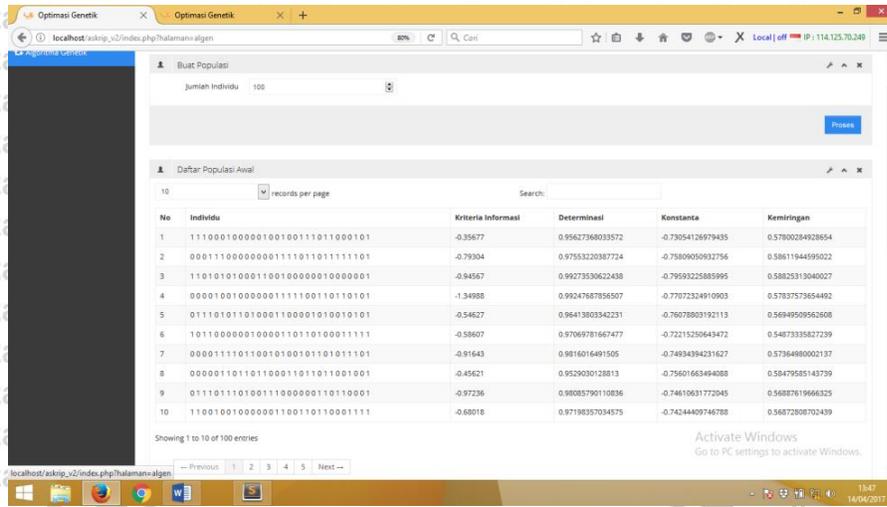
Gambar 5.3 Tampilan antarmuka pengolahan data bagian bawah

Gambar 5.3 merupakan tampilan antarmuka pengolahan data bagian bawah. Bagian bawah dari tampilan ini memuat tabel data beserta variabel terikat prediksi dan sisaannya sebelum dan sesudah optimasi.

5.4.2 Implementasi Tampilan Antarmuka Algoritme Genetik

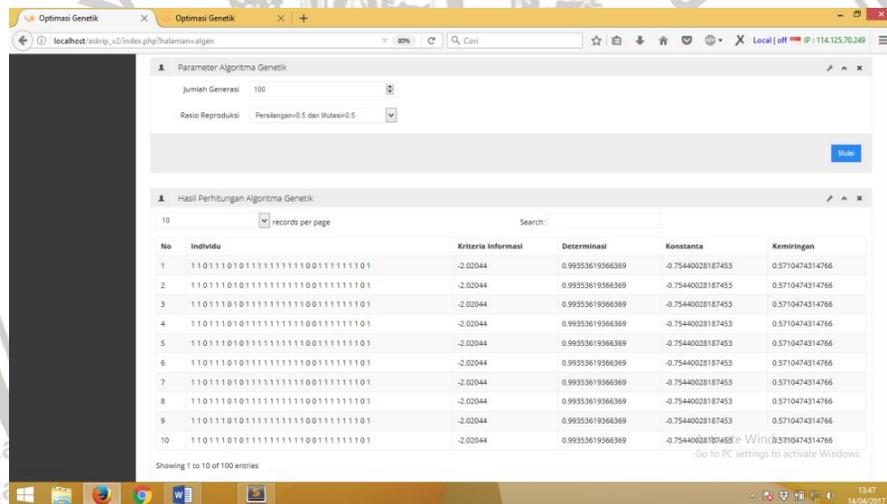
Pada bagian ini akan dijelaskan tentang tampilan antarmuka halaman algoritme genetik. Halaman ini akan dibagi menjadi 2 bagian yaitu bagian inialisasi untuk membentuk populasi dan bagian proses algoritme genetik. Tampilan antarmuka halaman algoritme genetik ditunjukkan pada Gambar 5.4 dan 5.5.





Gambar 5.4 Tampilan antarmuka algoritme genetik bagian atas

Gambar 5.4 merupakan tampilan algoritme genetik bagian atas. Bagian atas dari tampilan ini memuat parameter inialisasi populasi dan tabel populasi awal sebelum algoritme genetik dijalankan.



Gambar 5.5 Tampilan antarmuka algoritme genetik bagian bawah

Gambar 5.5 merupakan tampilan algoritme genetik bagian bawah. Bagian bawah dari tampilan ini memuat parameter untuk menjalankan algoritme genetik dan tabel populasi setelah algoritme genetik dijalankan.



BAB 6 PENGUJIAN DAN ANALISIS

Bab ini menjelaskan hasil pengujian dan analisis terhadap implementasi sistem untuk membuktikan kebenaran metode dari kajian pustaka yang dibahas pada bab sebelumnya. Pada penelitian ini pengujian akan dibagi menjadi 2 bagian yaitu pengujian parameter algoritme genetik serta pengujian kekuatan persamaan regresi dengan dan tanpa optimasi. Pada setiap bagian, analisis akan dilakukan untuk menarik kesimpulan hasil pengujian.

6.1 Pengujian Parameter Algoritme Genetik

Pengujian parameter algoritme genetik dilakukan untuk mencari parameter yang dapat menghasilkan *fitness* terbaik secara efektif dan efisien. Pengujian parameter algoritme genetik dilakukan dengan mengambil nilai *fitness* terbaik secara berurutan dimulai dari variasi jumlah individu, jumlah generasi serta kombinasi antara rasio persilangan dan mutasi. Pengujian parameter algoritme genetik dilakukan masing-masing 10 kali kemudian diambil rata-ratanya, hal ini dilakukan karena hasil yang diberikan algoritme genetik akan berbeda tiap kali dijalankan.

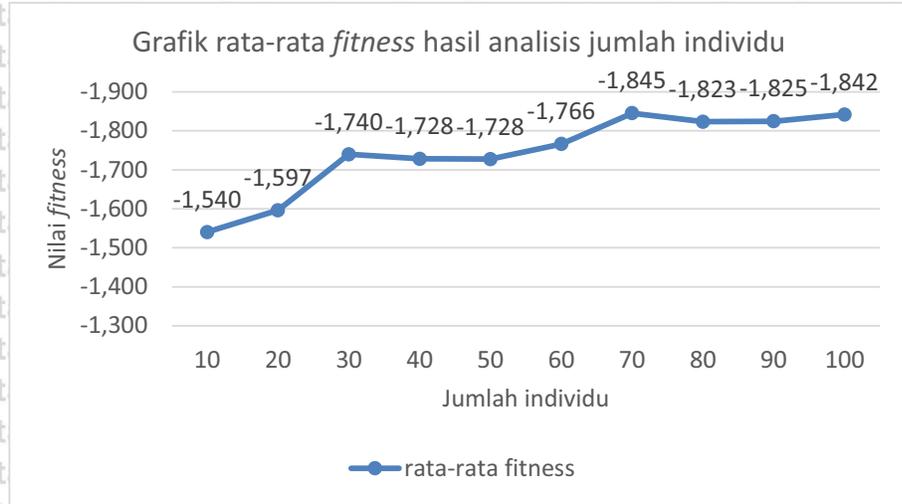
6.1.1 Pengujian Jumlah Individu

Pengujian ini bertujuan mencari jumlah individu yang dapat menghasilkan *fitness* terbaik secara efektif dan efisien. Pengujian ini dilakukan pada jumlah individu 10 hingga 100 dengan kelipatan 10. Parameter lain yang digunakan pada pengujian ini yaitu jumlah generasi 10, rasio persilangan 0.5 dan rasio mutasi 0.5. Hasil pengujian jumlah individu ditunjukkan pada Tabel 6.1.

Table 6.1 Hasil pengujian jumlah individu

Jumlah individu	Nilai <i>fitness</i> percobaan ke-										Rata-rata <i>fitness</i>
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
10	-1.607	-1.621	-1.424	-1.633	-1.648	-1.609	-1.542	-1.387	-1.378	-1.555	-1.540
20	-1.542	-1.662	-1.720	-1.485	-1.536	-1.732	-1.659	-1.469	-1.621	-1.539	-1.597
30	-1.688	-1.780	-1.797	-1.792	-1.859	-1.693	-1.711	-1.731	-1.655	-1.693	-1.740
40	-1.838	-1.655	-1.736	-1.774	-1.689	-1.723	-1.716	-1.766	-1.627	-1.758	-1.728
50	-1.866	-1.694	-1.721	-1.718	-1.693	-1.700	-1.698	-1.762	-1.659	-1.767	-1.728
60	-1.668	-1.772	-1.718	-1.845	-1.721	-1.854	-1.797	-1.836	-1.654	-1.798	-1.766
70	-1.867	-1.888	-1.873	-1.882	-1.845	-1.784	-1.682	-1.848	-1.842	-1.942	-1.845
80	-1.805	-1.803	-1.790	-1.905	-1.818	-1.795	-1.830	-1.944	-1.773	-1.771	-1.823
90	-1.785	-1.870	-1.870	-1.808	-1.842	-1.860	-1.836	-1.816	-1.756	-1.806	-1.825
100	-1.831	-1.920	-1.799	-1.874	-1.872	-1.880	-1.867	-1.776	-1.746	-1.853	-1.842

Tabel 6.1 merupakan hasil pengujian jumlah individu terbaik untuk digunakan. Dari tabel tersebut dapat dibuat sebuah grafik yang diperoleh dari nilai rata-rata *fitness* untuk mempermudah dalam membaca hasil pengujian. Grafik hasil pengujian jumlah individu terbaik ditunjukkan pada Gambar 6.1.



Gambar 6.1 Grafik pengujian jumlah individu

Gambar 6.1 merupakan grafik hasil pengujian jumlah individu terbaik untuk digunakan. Grafik tersebut menunjukkan kecenderungan *fitness* yang semakin baik seiring dengan bertambahnya jumlah individu, namun hasil terbaik diperoleh dari jumlah individu 70. Dari hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa secara garis besar semakin banyak jumlah individu perolehan *fitness* juga semakin baik, namun jika terlalu banyak tidak akan menghasilkan peningkatan yang berarti bahkan bisa menurun. Hal ini terjadi karena semakin banyak jumlah individu proses persilangan dan mutasi yang dilakukan juga semakin banyak, namun kemungkinan individu terbaik terpilih sebagai induk akan semakin kecil.

6.1.2 Pengujian Jumlah Generasi

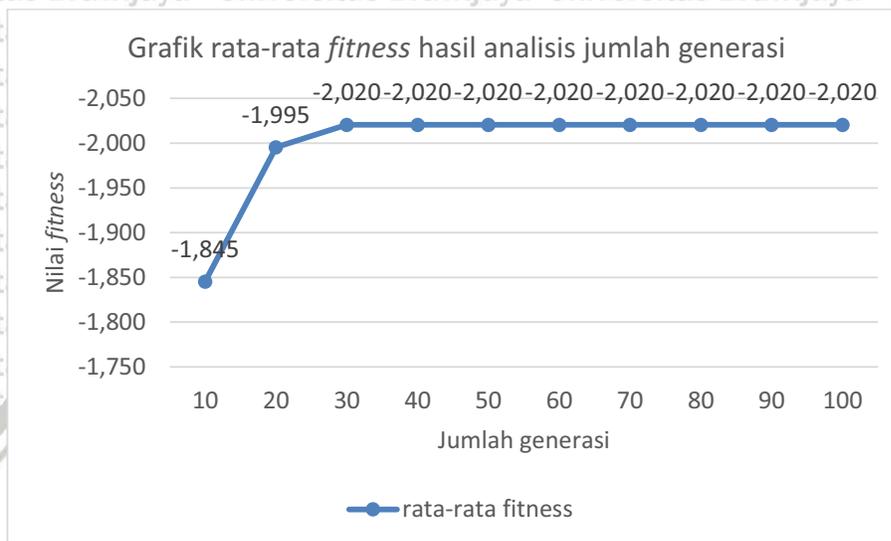
Pengujian ini bertujuan mencari jumlah generasi yang dapat menghasilkan *fitness* terbaik secara efektif dan efisien. Pengujian ini dilakukan pada jumlah generasi 10 hingga 100 dengan kelipatan 10. Parameter lain yang digunakan pada pengujian ini yaitu jumlah individu 70, rasio persilangan 0.5 dan rasio mutasi 0.5. Hasil pengujian jumlah generasi pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 6.2.

Table 6.2 Hasil pengujian jumlah generasi

Jumlah generasi	Nilai <i>fitness</i> percobaan ke-										Rata-rata <i>fitness</i>
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
10	-1.867	-1.888	-1.873	-1.882	-1.845	-1.784	-1.682	-1.848	-1.842	-1.942	-1.845
20	-1.984	-1.963	-2.008	-2.008	-2.020	-2.020	-1.984	-1.984	-2.020	-1.960	-1.995
30	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020
40	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020
50	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020
60	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020
70	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020
80	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020
90	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020
100	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020	-2.020



Tabel 6.2 merupakan hasil pengujian jumlah generasi yang dapat menghasilkan nilai *fitness* terbaik. Dari tabel tersebut dapat dibuat sebuah grafik yang diperoleh dari nilai rata-rata *fitness* untuk mempermudah dalam membaca hasil pengujian. Grafik hasil pengujian jumlah generasi terbaik ditunjukkan pada Gambar 6.2.



Gambar 6.2 Grafik pengujian jumlah generasi

Gambar 6.2 merupakan grafik hasil pengujian jumlah generasi. Grafik tersebut menunjukkan kecenderungan perolehan *fitness* yang semakin baik seiring dengan bertambahnya jumlah generasi, namun tidak ada perubahan *fitness* pada jumlah generasi 30 ke atas. Menurut hasil pengujian, secara garis besar semakin banyak jumlah generasi perolehan *fitness* juga semakin baik. Hal ini terjadi karena proses yang dilakukan untuk menghasilkan individu baru akan semakin banyak dilakukan, namun jika individu dengan *fitness* yang benar-benar baik sudah ditemukan proses selanjutnya tidak akan merubah perolehan *fitness*. Dari hasil analisis di atas dapat ditarik kesimpulan bahwa jumlah generasi yang baik merupakan jumlah generasi terbaik yang dapat menghasilkan *fitness* terbaik.

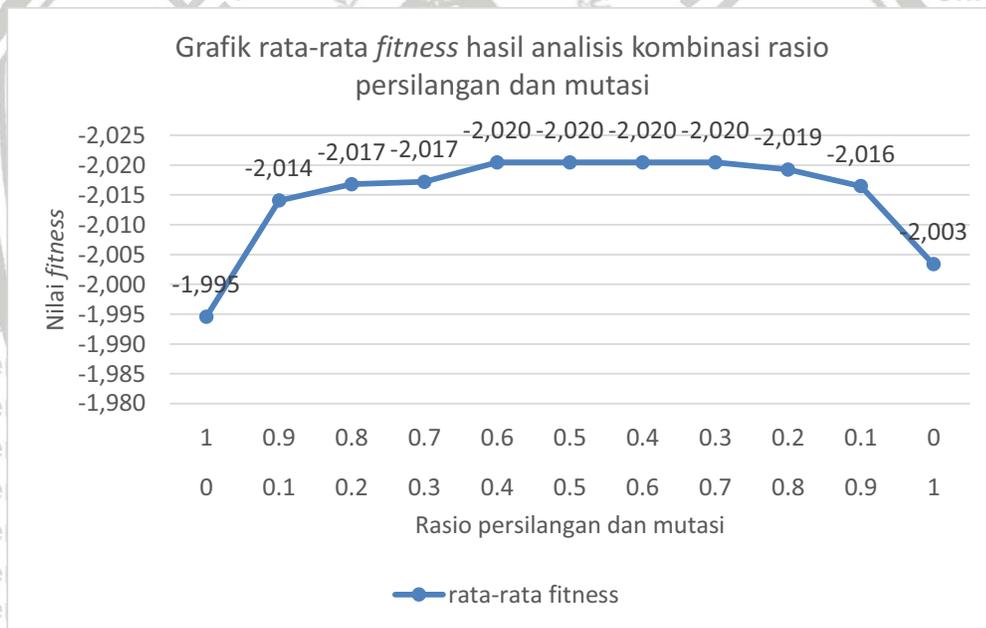
6.1.3 Pengujian Kombinasi Rasio Persilangan dan Mutasi

Pengujian ini bertujuan mencari nilai rasio persilangan serta rasio mutasi yang dapat menghasilkan *fitness* terbaik. Pengujian ini dilakukan mulai rasio persilangan 0 sampai 1 serta rasio mutasi 1 sampai 0. Setiap kenaikan rasio persilangan 0.1 akan disertai penurunan rasio mutasi 0.1. Parameter lain yang digunakan pada pengujian ini yaitu jumlah individu 70 dan jumlah generasi 30. Hasil pengujian kombinasi rasio persilangan dan rasio mutasi ditunjukkan pada Tabel 6.3.

Table 6.3 Hasil pengujian kombinasi rasio persilangan dan mutasi

Rasio persilangan	Rasio mutasi	Nilai <i>fitness</i> percobaan ke-										Rata-rata <i>fitness</i>
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0	1	-2,008	-1,960	-2,020	-2,020	-1,947	-2,008	-1,988	-2,020	-1,963	-2,008	-1,995
0,1	0,9	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,008	-2,020	-2,008	-2,020	-2,020	-1,981	-2,014
0,2	0,8	-1,984	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,017
0,3	0,7	-1,988	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,017
0,4	0,6	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020
0,5	0,5	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020
0,6	0,4	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020
0,7	0,3	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020
0,8	0,2	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,008	-2,020	-2,020	-2,019
0,9	0,1	-2,020	-2,020	-1,981	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,020	-2,016
1	0	-2,020	-2,020	-1,981	-2,008	-1,981	-2,020	-1,981	-1,981	-2,020	-2,020	-2,003

Tabel 6.3 merupakan hasil pengujian kombinasi rasio persilangan dan rasio mutasi yang dapat menghasilkan nilai *fitness* terbaik. Dari tabel tersebut dapat dibuat sebuah grafik yang diperoleh dari nilai rata-rata *fitness* untuk mempermudah dalam membaca hasil pengujian. Grafik hasil pengujian kombinasi rasio persilangan dan rasio mutasi terbaik ditunjukkan pada Gambar 6.3.



Gambar 6.3 Grafik pengujian kombinasi rasio persilangan dan mutasi

Gambar 6.3 merupakan grafik hasil pengujian kombinasi rasio persilangan dan rasio mutasi terbaik. Grafik tersebut menunjukkan rasio dengan rata-rata *fitness* terbaik yaitu 0.4 hingga 0.7 untuk persilangan yang menyertakan 0.3 hingga 0.6 untuk mutasi. Dari hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa baik persilangan maupun mutasi sama pentingnya dalam menghasilkan *fitness* terbaik. Hal ini dibuktikan dengan perolehan *fitness* pada hasil pengujian yang cenderung semakin baik jika proses persilangan dan proses mutasi dijalankan secara seimbang.



6.2 Pengujian Kekuatan Persamaan Regresi

Pengujian kekuatan persamaan regresi dilakukan untuk membuktikan kebenaran kriteria informasi dalam menilai seberapa kuat persamaan regresi yang terbentuk dari susunan gen suatu individu dengan nilai kriteria informasi terbaik. Hal ini dilakukan untuk menguji kebenaran metode dari kajian pustaka yang diangkat pada bab sebelumnya. Pengujian pada subbab ini akan dilakukan dengan membandingkan nilai koefisien determinasi serta rata-rata nilai absolut sisaan dari persamaan regresi yang terbentuk dengan dan tanpa optimasi. Persamaan regresi dengan optimasi akan diambil berdasarkan persamaan regresi yang terbentuk dari individu dengan nilai kriteria informasi penalti 1.5 terbaik pada pengujian sebelumnya yaitu -2.020. Variabel terikat prediksi dan nilai absolut sisaan pada kolom dengan optimasi pada amatan ke 3, 7, 9, 20, 21 dan 29 akan dikosongkan. Hal ini dilakukan karena kriteria informasi penalti 1.5 dengan nilai -2.020 menilai amatan tersebut sebagai pencilan, serta optimasi pada penelitian ini dilakukan untuk menghilangkan yang dinilai sebagai pencilan oleh algoritme genetik. Hasil pengujian kekuatan persamaan regresi yang terbentuk dengan dan tanpa optimasi ditunjukkan pada Tabel 6.4.

Table 6.4 Hasil pengujian kekuatan persamaan regresi

No	Kelembapan	Volume air			Absolut sisaan	
		Nilai aktual	Prediksi tanpa optimasi	Prediksi dengan optimasi	Tanpa optimasi	Dengan optimasi
1	3.75	1.325	1.3866	1.3870	0.0616	0.0620
2	4.87	2.1	2.0209	2.0266	0.0791	0.0734
3	4.16	1.4125	1.6188	-	0.2063	-
4	1.97	0.325	0.3785	0.3706	0.0535	0.0456
5	1.54	0.1625	0.1349	0.1250	0.0276	0.0375
6	1.47	0.1	0.0953	0.0850	0.0047	0.0150
7	3.98	1.65	1.5169	-	0.1331	-
8	3.47	1.2625	1.2280	1.2271	0.0345	0.0354
9	2.52	0.4625	0.6900	-	0.2275	-
10	3.87	1.3625	1.4546	1.4556	0.0921	0.0931
11	4.43	1.7	1.7717	1.7753	0.0717	0.0753
12	3.28	1.1625	1.1204	1.1186	0.0421	0.0439
13	2.11	0.5125	0.4578	0.4505	0.0547	0.0620
14	3.51	1.3	1.2507	1.2500	0.0493	0.0500
15	2.94	0.9875	0.9278	0.9245	0.0597	0.0630
16	1.79	0.1875	0.2765	0.2678	0.0890	0.0803
17	2.27	0.5625	0.5484	0.5419	0.0141	0.0206
18	1.67	0.1875	0.2086	0.1992	0.0211	0.0117
19	2.03	0.425	0.4125	0.4048	0.0125	0.0202
20	3.34	1.4375	1.1544	-	0.2831	-
21	3.02	1.2625	0.9731	-	0.2894	-

Table 6.4 Hasil pengujian kekuatan persamaan regresi (lanjutan)

No	Kelembapan	Volume Air			Absolut sisaan	
		Nilai aktual	Prediksi tanpa optimasi	Prediksi dengan optimasi	Tanpa optimasi	Dengan optimasi
22	1.83	0.2125	0.2992	0.2906	0.0867	0.0781
23	2.41	0.675	0.6277	0.6218	0.0473	0.0532
24	4.85	2.075	2.0096	2.0152	0.0654	0.0598
25	2.67	0.7875	0.7749	0.7703	0.0126	0.0172
26	4.69	1.9	1.9190	1.9238	0.0190	0.0238
27	4.56	1.8	1.8453	1.8496	0.0453	0.0496
28	1.72	0.225	0.2369	0.2278	0.0119	0.0028
29	4.31	1.5125	1.7038	-	0.1913	-
30	2.86	0.85	0.8825	0.8788	0.0325	0.0288
Rata-rata					0,0806	0,0459
Determinasi					0,9673	0,9935

Tabel 6.4 merupakan hasil pengujian kekuatan persamaan regresi dengan dan tanpa optimasi yang dibandingkan dengan nilai koefisien determinasi dan rata-rata nilai absolut sisaan. Hasil pengujian di atas membuktikan bahwa optimasi algoritme genetik dengan kriteria informasi penalti 1.5 sebagai *fitness* dapat mendeteksi 6 amatan yang memiliki potensi cukup besar sebagai pencilan. Hal ini dibuktikan dengan besarnya nilai sisaan dari 6 amatan tersebut dibandingkan dengan amatan lainnya, sehingga setelah dihilangkan diperoleh penurunan rata-rata nilai absolut sisaan dari 0.0806 menjadi 0.0459. Penurunan rata-rata nilai absolut sisaan ini diikuti dengan kenaikan nilai koefisien determinasi mendekati 1 dari 0.9673 menjadi 0.9935, yang membuktikan bahwa koefisien determinasi dapat digunakan sebagai ukuran kekuatan persamaan regresi.

Berdasarkan landasan teori dan hasil pengujian, dapat disimpulkan bahwa algoritme genetik dapat digunakan untuk mengurangi kesalahan prediksi pada regresi linier dengan cara mendeteksi amatan yang memiliki potensi sebagai pencilan untuk dihilangkan. Hal ini dibuktikan dengan peningkatan kekuatan persamaan regresi yang diukur dengan koefisien determinasi.



BAB 7 PENUTUP

Bab ini merupakan bab terakhir yang membahas kesimpulan beserta saran untuk penelitian ini. Bab ini akan menjelaskan hasil dari penelitian yang sudah disimpulkan berdasarkan rumusan masalah. Selain hasil penelitian, bab ini juga akan membahas tentang saran untuk memperbaiki kekurangan penelitian ini guna menjadi masukan pada penelitian berikutnya.

7.1 Kesimpulan

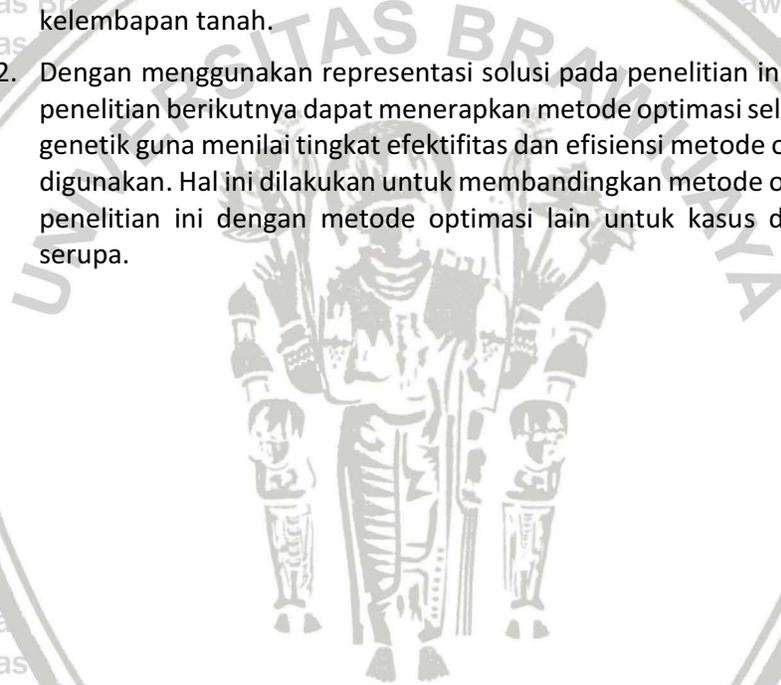
Kesimpulan pada penelitian ini dibuat sebagai jawaban atas rumusan masalah yang dibuktikan dengan hasil pengujian. Berdasarkan rumusan masalah dan hasil pengujian yang sudah dilakukan pada bab sebelumnya dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Regresi linier dapat mengenali pola data dengan cara menggunakan data tersebut untuk membentuk persamaan regresi. Persamaan regresi ini dapat digunakan sebagai alat untuk memprediksi variabel terikat yang tidak ada dalam data dengan baik apabila nilai koefisien determinasinya memiliki nilai mendekati 1, artinya persamaan regresi tersebut cukup baik untuk mewakili pola data. Hal ini dibuktikan dengan hasil pengujian, yaitu rata-rata nilai absolut sisaan yang menyatakan nilai penyimpangan persamaan regresi terhadap pola data mengalami penurunan seiring meningkatnya kekuatan persamaan regresi setelah 6 amatan pencilan dihilangkan untuk membentuk persamaan regresi baru.
2. Regresi linier sebagai alat prediksi dapat dioptimasi menggunakan algoritme genetik dengan nilai kriteria informasi sebagai *fitness* guna menghilangkan amatan pencilan, dengan syarat parameter algoritme genetik yang digunakan sesuai. Parameter yang sesuai untuk digunakan yaitu jumlah individu dan jumlah generasi cenderung semakin besar, namun jika terlalu besar tidak akan ada kenaikan *fitness* bahkan bisa terjadi penurunan dengan proses semakin banyak. Pada penelitian ini *fitness* yang baik diperoleh dengan jumlah individu 70 dan jumlah generasi 30. Parameter lainnya yaitu rasio persilangan dan mutasi, parameter ini dapat menghasilkan *fitness* yang baik jika cenderung seimbang. Pada penelitian ini rasio persilangan dan mutasi dengan *fitness* terbaik diperoleh pada 0.4 hingga 0.7 untuk persilangan, menyertakan 0.3 hingga 0.6 untuk mutasi.
3. Hasil pengujian pada penelitian ini menunjukkan bahwa rata-rata nilai absolut sisaan yang diperoleh dari persamaan regresi dengan optimasi lebih kecil dari pada tanpa optimasi, sehingga kekuatan persamaan regresi yang diperoleh dengan optimasi juga lebih baik. Hal ini dibuktikan dengan peningkatan nilai koefisien determinasi dari 0.9673 menjadi 0.9935 yang disertai penurunan rata-rata nilai absolut sisaan dari 0.0806 menjadi 0.0459, setelah 6 amatan yang memiliki nilai sisaan cukup besar dari amatan lainnya dihilangkan.

7.2 Saran

Saran pada penelitian ini dibuat sebagai masukan untuk penelitian berikutnya guna memperbaiki kekurangan pada penelitian ini. Berikut beberapa saran yang dapat dijadikan masukan untuk penelitian berikutnya.

1. Regresi linier dioptimasi dengan algoritme genetik untuk mendeteksi amatan pencilan yang diterapkan pada penelitian ini dapat digunakan dengan beberapa variabel bebas, meskipun cara mencari persamaan regresi berbeda untuk setiap jumlah variabel bebas. Hal ini dikarenakan cara memperoleh *fitness* dan nilai kekuatan persamaan regresi tetap sama yaitu berdasarkan variabel terikat, mengingat regresi linier hanya memiliki 1 variabel terikat meskipun terdiri dari beberapa variabel bebas. Pada penelitian berikutnya variabel bebas dapat ditambahkan untuk menganalisis faktor lain yang mempengaruhi kebutuhan volume air selain kelembapan tanah.
2. Dengan menggunakan representasi solusi pada penelitian ini, diharapkan penelitian berikutnya dapat menerapkan metode optimasi selain algoritme genetik guna menilai tingkat efektifitas dan efisiensi metode optimasi yang digunakan. Hal ini dilakukan untuk membandingkan metode optimasi pada penelitian ini dengan metode optimasi lain untuk kasus dengan solusi serupa.



DAFTAR PUSTAKA

- Alma, Ö. G., Kurt, S., & Ugur, A. (2008). Genetic algorithms for outlier detection in multiple regression with different information criteria. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 29–47.
- Balai Pengkajian Teknologi Pertanian Jawa Timur. (2010, 5 10). *Laboratorium Benih*. Retrieved 4 1, 2017, from Balai Pengkajian Teknologi Pertanian Jawa Timur:
<http://jatim.litbang.pertanian.go.id/ind/index.php/layanan/laboratorium-benih>
- Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Analisis Regresi Terapan*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- FAO Land & Water Division. (2003, 3 1). *Crop Water Information*. Retrieved 1 4, 2017, from FAO Land & Water Management:
<http://www.fao.org/nr/water/cropinfo.html>
- Gen, M., & Cheng, R. (1997). *Genetic Algorithms and Engineering Design*. New York: John Willey & Sons, Inc.
- Hadi, A. S., & Simonoff, J. S. (1993). Procedures for the Identification of Multiple Outliers in Linear Models. *Journal of the American Statistical Association*, 88.
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (1996). *Applied Multivariate Statistical*. New Jersey: Prentice Hall of India Private Limited.
- Kenney, J. F., & Keeping, E. S. (1962). *Linear Regression and Correlation*. Princeton, NJ: Van Nostrand.
- Levin, R. I., & Rubin, D. S. (1998). *Statistics for management*. New delhi: Prentice Hall.
- Mahmudy, W. F. (2013). *Algoritma Evolusi*. Malang: Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (PTIHK) Universitas Brawijaya.
- Mills, J., & Prasad, K. (1992). A Comparison of Model Selection Criteria. *Econometric Rev* 11, 201–233.
- R Development Core Team. (2008). *A language and environment for statistical computing*. Vienna: R Foundation for Statistical Computing.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 461-464.
- Software and Systems Engineering Vocabulary*. (2008, 7 31). Retrieved 11 2016, 24, from SEVOCAB:
https://pascal.computer.org/sev_display/search.action;jsessionid=5f80746ac7214cf2e2ea49dd3494



Tolvi, J. (2004). Genetic algorithms for outlier detection and variable selection in linear regression models. *Soft Computing* 8, 527–533.

