SISTEM CERDAS PREDIKSI HASIL TANAMAN JAGUNG DI INDONESIA MENGGUNAKAN *SUPPORT VECTOR REGRESSION*

Oleh

DARWIS KURNIAWAN SUMBA

T3114079

SKRIPSI

Untuk memnuhi salah satu syarat ujian

Guna memperoleh Gelar Sarjana

PROGRAM SARJANA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
GORONTALO
2020

PENGESAHAN SKRIPSI

SISTEM CERDAS PREDIKSI HASIL TANAMAN JAGUNG DI INDONESIA MENGGUNAKAN *SUPPORT VECTOR REGRESSION*

Oleh

DARWIS KURNIAWAN SUMBA

T3114079

SKRIPSI

Untuk memenuhi salah satu syarat ujian
Guna memperoleh gelar sarjana
Program Studi Teknik Informatika,
Dan telah disetujui oleh Tim Pembimbing pada bulan

Gorontalo, 05 Desember 2020

Pembimbing I	Pembimbing II
Haditsah Annur, S.Kom., M.Kom	**Yusrianto Malago, S.Kom., M.Kom**
NIDN. 0908058403	**NIDN. 0909108901**

PERSETUJUAN SKRIPSI

SISTEM CERDAS PREDIKSI HASIL TANAMAN JAGUNG DI INDONESIA MENGGUNAKAN *SUPPORT VECTOR REGRESSION*

Oleh

DARWIS KURNIAWAN SUMBA

T3114079

Diperiksa oleh Panitia Ujian Strata Satu (S1)

Universitas Ichsan Gorontalo

Gorontalo, 09 Desember 2020

1. Ketua Penguji
   Hj. Rezqiwati Ishak, M.Kom .....
2. Anggota Penguji
   Rofiq Harun, M.Kom .....
3. Anggota Penguji
   Apriyanto Alhamad, M.Kom .....
4. Anggota Penguji
   Haditsah Annur, M.Kom .....
5. Anggota Penguji
   Yusrianto Malago, M.Kom .....

Mengetahui

Dekan Fakultas Ilmu Komputer	Ketua Program Studi
Zohrahayati,M.Kom	**Irvan Abraham Salihi,M.Kom**
NIDN. 0912117702	**NIDN. 0928028101**

PERNYATAAN SKRIPSI

Dengan ini saya menyatakan bahwa:

1. Karya tulis (Skripsi) saya ini adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapatkan gelar akademik (Sarjana) baik di Universitas Ichsan Gorontalo maupun dipergurian tinggi lainnya.
2. Karya Tulis (Skripsi) saya ini adalah murni gagasan, rumusan, dan penelitian saya sendiri tanpa bantuan pihak lain, kecuali arahan dari Tim Pembimbing.
3. Dalam Karya tulis (Skripsi) saya ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah di publikasikan orang lain, kecuali secara tertulis dicantumkan sebagai acuan/sitasi dalam naskah dan dicantukan pula dalam daftar pustaka.
4. Pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan apabila dikemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik berupa pencabutan gelar yang telah diperoleh karena karya tulis ini, serta sanksi lainnya sesuai dengan normanorma yang berlaku di Universitas Ichsan Gorontalo.

Gorontalo, Juli 2020

Yang membuat pernyataan,

Darwis Kurniawan Sumba

ABSTRAK

Industri pakan merupakan konsumen terbesar jagung di Indonesia, keberadaanya diperlukan untuk mendukung pertumbuhan industri peternakan yang harus bersaing dengan produk peternakan impor. Produksi jagung Indonesia dari tahun ke tahun mengalami peningkatan yang disertai dengan peningkatan konsumsi jagung terutama untuk industri. Dengan demikian, prediksi produksi jagung perlu dilakukan dengan akurat, sehingga dapat memudahkan industri pengolahan pangan dalam proses pengambilan keputusan terkait kebutuhan jagung. Metode estimasi seperti *Support Vector Regression* (SVR) juga merupakan salah satu metode estimasi yang handal, namun belum pernah diuji coba untuk prediksi produksi jagung. Pada prinsipnya SVR merupakan pengembangan dari ANN yang tidak dapat menjamin dihasilkannya sebuah hyperplane yang paling optimum. SVR dapat berkeja dengan baik pada dataset yang berdimensi tinggi dan tidak perlu melatih seluruh data. SVR memiliki kelebihan dalam hal generalisasi sehingga mampu melakukan pembelajaran terhadap data baru yang tidak termasuk dalam proses pelatihannya, mampu melakukan pembelajaran dengan baik pada dataset yang jumlah datanya lebih besar dari pada dimensinya (*curse of dimensionality*), dan tidak bersifat b*lack box*.

Kata Kunci: Metode SVR, Produksi Jagung, *HyperPlane*

ABSTRACT

The feed industry is the largest consumer of corn in Indonesia, its existence is needed to support the growth of the livestock industry which must compete with imported livestock products. Indonesian corn production has increased from year to year accompanied by an increase in corn consumption, especially for industry. Thus, predictions of corn production need to be done accurately, so as to facilitate the food processing industry in the decision making process related to the needs of corn. Estimation methods such as Support Vector Regression (SVR) are also one of the most reliable estimation methods, but have never been tested for corn production predictions. In principle, the SVR is the development of ANN which cannot guarantee the production of the most optimum hyperplane. SVR can work well on high-dimensional datasets and does not need to train all data. SVR has advantages in terms of generalization so that it is able to do learning of new data that is not included in the training process, is able to conduct learning well on datasets whose amount of data is greater than its dimensions (curse of dimensionality), and is not black box.

Keywords: SVR Method, Corn Production, HyperPlane

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas berkat rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul: Sistem Cerdas Prediksi Hasil Tanaman Jagung di Indonesia Menggunakan *Support Vector Regression*, sebagai salah satu syarat ujian akhir guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa skripsi ini tidak mungkin terwujud tanpa bantuan dan dorongan dari berbagai pihak, baik bantuan moril maupun materil. Untuk itu, dengan segala keikhlasan dan kerendahan hati, penulis mengucapkan terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada:

1. Bapak Muhammad Ichsan Gaffar, SE, M.Ak. selaku Ketua Yayasan Pengembangan Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (YPIPT) Ichsan Gorontalo;
2. Bapak Dr. Abdul Gaffar La Tjokke, M.Si., selaku Rektor Universitas Ichsan Gorontalo;
3. Ibu Zohrahayaty, M.Kom., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo;
4. Bapak Sudirman S. Panna, M.Kom., selaku Pembantu Dekan I Bidang Akademik;
5. Ibu Irma Surya Kumala, M.Kom., selaku Pembantu Dekan II Bidang Kepegawaian, Administrasi Umum, dan Keuangan;
6. Bapak Sudirman Melangi, M.Kom., selaku Pembantu Dekan III Bidang Kemahasiswaan.
7. Bapak Irvan Abraham Salihi, M.Kom., selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo;
8. Ibu Haditsah Annur, S.Kom., M.Kom., selaku dosen Pembimbing I yang telah membimbing penulis dalam penyusunan usulan penelitian ini;
9. Bapak Yusrianto Malago, S.Kom., M.Kom., selaku dosen Pembimbing II yang telah membimbing penulis dalam penyusunan usulan penelitian ini;

10. Bapak dan Ibu Dosen Universitas Ichsan Gorontalo yang telah mendidik dan mengajarkan berbagai disiplin ilmu kepada penulis;
11. Kedua Orang Tua dan keluarga atas segala kasih sayang, jerih payah dan doa restunya dalam membesarkan, mendidik penulis, serta memberikan bantuan dan dukungan moril yang sangat besar kepada penulis;
12. Rekan-rekan seperjuangan yang telah banyak memberikan bantuan dan dukungan moril yang sangat besar kepada penulis;
13. Semua pihak yang ikut membantu dalam penyelesaian usulan penelitian ini yang tak sempat penulis sebutkan satu-persatu.

Semoga Allah, SWT melimpahkan balasan atas jasa-jasa mereka dan kepada penulis. Selanjutnya, penulis menyadari sepenuhnya bahwa apa yang telah dicapai ini masih jauh dari kesempurnaan dan masih banyak terdapat kekurangan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan adanya kritik dan saran yang konstruktif.

Akhirnya penulis berharap semoga hasil yang telah dicapai ini dapat mendukung program pemerintah dalam mencerdaskan kehidupan bangsa serta bermanfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi khususnya di bidang ilmu komputer maupun bermanfaat bagi masyarakat.

Gorontalo, Desember 2020

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN JUDUL i
PERSETUJUAN SKRIPSI ii
PENGESAHAN SKRIPSI iii
PERNYATAAN SKRIPSI iv
ABSTRAK v
ABSTRACT vi
KATA PENGANTAR vii
DAFTAR ISI ix
DAFTAR GAMBAR xii
DAFTAR TABEL xiii
BAB I PENDAHULUAN **1**
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Identifikasi Masalah 4
1.3 Rumusan Masalah 5
1.4 Tujuan Penelitian 5
1.5 Manfaat Penelitian 5
BAB II LANDASAN TEORI **6**
2.1 Tinjauan Studi 6
2.2 Tinjauan Pustaka 6
2.2.1 Produksi Jagung 6
2.2.2 Data Mining 7
2.2.3 Normalisasi Data 12
2.2.4 Machine Learning 14
2.2.5 Support Vector Regression 15
2.2.6 Studi Kasus Support Vector Regression 19
2.2.7 Data Validation 23
2.2.8 Error Estimation 24
2.3 Kerangka Pikir 25

BAB III METODE PENELITIAN 26
3.1 Pendekatan dan Waktu Penelitian 26
3.2 Pengumpulan Data 26
3.3 Analisis Sistem 26
3.4 Desain Sistem 26
3.5 Konstruksi Sistem 27
3.6 Pengujian Sistem 27
BAB IV HASIL PENELITIAN 29
4.1 Hasil Pengumpulan Data 29
4.2 Hasil Pengembangan Sistem 30
4.2.1 Sistem Yang Di Usulkan 30
4.2.2 Desain Sistem Secara Umum 31
4.2.2.1 Diagram Konteks 31
4.2.2.2 Diagram Berjenjang 31
4.2.2.3 Diagram Arus Data 32
4.2.2.3.1 DAD Level 0 32
4.2.2.3.2 DAD Level 1 Proses 1… 33
4.2.2.3.3 DAD Level 1 Proses 3… 34
4.2.3 Kamus Data 34
4.2.4 Arsitektur Sistem 39
4.2.5 Interface Design 40
4.2.5.1 Mekanisme User 40
4.2.5.2 Mekanisme Navigasi Home 40
4.2.5.3 Mekanisme Input 41
4.2.5.4 Mekanisme Output… 43
4.2.6 Data Desain 43
4.2.6.1 Struktur Data 43
4.2.6.2 Relasi 47
4.2.7 Hasil Pengujian Sistem 48
4.2.7.1 Pengujian *White Box* 48
4.2.7.2 Pengujian *Black Box* 50

BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN.....53
5.1 Pembahasan Model..... 53
5.2 Pembahasan Sistem 55
5.2.1 Tampilan Halaman Home..... 56
5.2.2 Tampilan Halaman Login..... 56
5.2.3 Tampilan Halaman User..... 57
5.2.4 Tampilan Halaman Data Periode..... 57
5.2.5 Halaman Halaman Data Jagung 58
5.2.6 Tampilan Halaman Data Baru 59
5.2.7 Tampilan Halaman Hasil Prediksi..... 60
5.2.8 Tampilan Halaman Hasil Prediksi..... 61
BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN.....62
6.1 Kesimpulan..... 62
6.2 Saran 62
DAFTAR PUSTAKA
JADWAL PENELITIAN

DAFTAR GAMBAR

Halaman

Gambar 2.1 Tahapan Proses Data Mining [17] 9
Gambar 2.2 Kerangka Pikir 25
Gambar 4.1 Bagan Alir Sistem Yang Diusulkan 30
Gambar 4.2 Diagram Konteks 31
Gambar 4.3 Diagram Berjenjang 31
Gambar 4.4 DAD Level 0 32
Gambar 4.5 DAD Level 1 Proses 1 33
Gambar 4.6 DAD Level 1 Proses 3 34
Gambar 4.7 Mekanisme Navigasi Home 40
Gambar 4.8 Mekanisme Input User 41
Gambar 4.9 Mekanisme Input Data Periode 41
Gambar 4.10 Mekanisme Input Data Jagung 42
Gambar 4.11 Mekanisme Input Data Baru 42
Gambar 4.12 Mekanisme Output Hasil Prediksi 43
Gambar 4.13 Relasi Tabel 47
Gambar 4.14 Flowchart Proses Penilaian 48
Gambar 4.15 Flowgraph Proses Penilaian 49
Gambar 5.1 Tampilan Home Website 56
Gambar 5.2 Halaman Login 56
Gambar 5.3 Tampilan Halaman Tabel User 57
Gambar 5.4 Halaman Data Periode 57
Gambar 5.5 Tampilan Halaman Data Jagung 58
Gambar 5.6 Tampilan Halaman Data Baru 59
Gambar 5.7 Tampilan Halaman Hasil Prediksi 60
Gambar 5.8 Tampilan Halaman Hasil MAPE 61

DAFTAR TABEL

Halaman

Tabel 1.1 Data Produksi Jagung per Tahun di Indonesia 2
Tabel 2.1 Penelitian Terkait 6
Tabel 2.2 Tipe Atribut 11
Tabel 3.1 Variabel Prediksi Produksi Jagung 26
Tabel 4.1 Hasil Pengumpulan Data 29
Tabel 4.2 Kamus Data User 35
Tabel 4.3 Kamus Data Periode 35
Tabel 4.4 Kamus Data Produksi Jagung 36
Tabel 4.5 Kamus Data Baru 36
Tabel 4.6 Kamus Data *HyperPlane* 37
Tabel 4.7 Kamus Data Kernel 37
Tabel 4.8 Kamus Data Hasil Prediksi Periode Berikutnya 38
Tabel 4.9 Kamus Data Error Prediksi 38
Ta**bel 4.10** Mekanisme User 40
Tabel 4.11 User 43s
Tabel 4.12 Periode 44
Tabel 4.13 Data Produksi Jagung 44
Tabel 4.14 Data Baru 44
Tabel 4.15 *HyperPlane* 45
Tabel 4.16 Kernel 45
Tabel 4.17 Hasil 45
Tabel 4.18 Error Prediksi 46
Tabel 4.19 Tabel Pengujian *Black Box* Aplikasi (Halaman Pengunjung) 51

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sektor pertanian merupakan salah satu komponen utama dalam program dan strategi pemerintah untuk mengentaskan kemiskinan, sebagai penunjang utama kehidupan masyarakat Indonesia memerlukan pertumbuhan ekonomi yang kokoh dan pesat [1]. Tanaman Jagung merupakan bagian dari sektor pertanian dan merupakan tanaman pangan penting kedua setelah padi [2] atau salah satu bahan pangan alternatif pengganti beras [3]. Secara tradisional jagung dibudidayakan di lahan kering pada musim hujan, jarang ditanam pada lahan sawah berpengairan terbatas [2].

Dengan semakin meningkatnya permintaan jagung untuk industri makanan, minyak, dan pakan ternak serta untuk ekspor, harga jagung meningkat dan dapat memberi keuntungan bagi petani jika menanam jagung [2]. Seiring dengan perkembangan industri pakan, industri makanan olahan, dan produk industri turunan berbasis jagung, jagung tidak hanya menjadi sumber karbohidrat kedua setelah beras tetapi juga berperan dalam penyerapan tenaga kerja di sektor pertanian, penyedia bahan baku industri, serta menjadi penarik bagi pertumbuhan industri hulu dan pendorong pertumbuhan untuk industri hilir [4].

Industri pakan merupakan konsumen terbesar jagung di Indonesia, keberadaanya diperlukan untuk mendukung pertumbuhan industri peternakan yang harus bersaing dengan produk peternakan impor. Produksi jagung Indonesia dari tahun ke tahun mengalami peningkatan yang disertai dengan peningkatan konsumsi jagung terutama untuk industri [4]. Industri pengolahan pangan semakin berkembang dan kebutuhan jagung semakin meningkat pula [5]. Dengan demikian, prediksi produksi jagung perlu dilakukan dengan akurat, sehingga dapat memudahkan industri pengolahan pangan dalam proses pengambilan keputusan terkait kebutuhan jagung.

Jagung adalah salah satu tanaman pangan penghasil karbohidrat yang terpenting di dunia, selain gandum dan padi. Pada masa kini, jagung juga sudah

menjadi komponen penting pakan ternak. Penggunaan lainnya adalah sebagai sumber minyak pangan dan bahan dasar tepung maizena. Berbagai produk turunan hasil jagung menjadi bahan baku berbagai produk industri farmasi, kosmetika, dan kimia. [6]

Berikut ini (Tabel 1.1) adalah data luas lahan, produktivitas, dan produksi Jagung di Indonesia dari Tahun 1993 hingga 2015 yang terus mengalami peningkatan.

Tabel 1.1 Data Produksi Jagung per Tahun di Indonesia [7]

Tahun	Luas Lahan (Ha)	Produktivitas (Ku/Ha)	Produksi (Ton)
1993	2,881,466	22.06	6,355,214
1994	3,047,378	22.16	6,752,146
1995	3,595,700	22.64	8,142,863
1996	3,685,459	24.97	9,200,807
1997	3,301,795	26.26	8,671,647
1998	3,815,919	26.49	10,110,557
1999	3,456,357	26.63	9,204,036
2000	3,500,318	27.65	9,676,899
2001	3,285,866	28.45	9,347,192
2002	3,126,833	30.88	9,654,105
2003	3,358,511	32.41	10,886,442
2004	3,356,914	33.44	11,225,243
2005	3,625,987	34.54	12,523,894
2006	3,345,805	34.70	11,609,463
2007	3,630,324	36.60	13,287,527
2008	4,001,724	40.78	16,317,252
2009	4,160,659	42.37	17,629,748
2010	4,131,676	44.36	18,327,636
2011	3,864,692	45.65	17,643,250
2012	3,957,595	48.99	19,387,022
2013	3,821,504	48.44	18,511,853
2014	3,837,019	49.54	19,008,426
2015	3,787,367	51.78	19,612,435

Data produksi jagung dari masa ke masa merupakan data runtun waktu, sehingga untuk memprediksikan jumlah produksi yang akan datang digunakan teknik-teknik analisis runtun waktu, seperti: *Autoregressive Moving Average* (ARIMA), *Artificial Neural Network* (ANN) *Regression*, *Support Vector Regression* (SVR), *Neuro Fuzzy*, atau pun *Linear Regresi* [8]. Sedangkan variabel-

variabel yang mempengaruhi produksi jagung, antara lain: luas lahan tanaman jagung, produktivitas jagung, harga jagung, dan curah hujan [2], [4], [9].

Banyaknya Data menjadi salah satu sebab analisa prediksi tidak berjalan baik,sebab belum adanya system yang terkomputerisasi untuk memprediksi hasil tanaman jagung di Indonesia. Dalam dunia Teknologi Informasi (TI) ada beberapa tehnik yang bisa digunakan untuk mengatasi masalah prediksi atau peramalan salah satunya adalah tehnik data mining. Salah satu metode yang paling sering digunakan dalam pemodelan *time series* untuk peramalan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) Box-Jenkins termasuk pada estimasi produksi jagung. Namun seringkali data yang diperoleh berukuran relatif kecil, sehingga sulit untuk menjamin dipenuhinya asumsi-asumsi dalam analisis statistik klasik. Sebagai akibatnya inferensi statistik tidak dapat dilakukan dengan baik terhadap parameter model. Oleh sebab itu, diperlukan suatu pendekatan non parametrik yang bebas asumsi, salah satunya adalah metode *Bootstrap*. Metode *Bootstrap* merupakan metode berbasis komputer yang berguna untuk menaksir berbagai kuantitas statistik seperti *mean, standar error,* dan bias suatu estimator atau untuk estimasi interval serta untuk mengestimasi distribusi suatu statistik [3].

Metode estimasi seperti Linear Regresi dan *Artificial Neural Network* (ANN) telah diuji coba untuk estimasi produksi jagung [9], estimasi luas lahan jagung [1], dan produktivitas tebu [10] di beberapa penelitian. Variabel input yang digunakan, yaitu luas lahan dan curah hujan [9], curah hujan dan area tambah tanam [1]. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa penerapan Linear Regresi tidak lebih baik kinerjanya dari pada ANN. Sementara itu, *Support Vector Regression* (SVR) juga merupakan salah satu metode estimasi yang handal, namun belum pernah diuji coba untuk prediksi produksi jagung.

Penerapan metode *Support Vector Regression* (SVR) untuk prediksi saham emas pada tahun 2016 menunjukkan kesalahan estimasi yang rendah, yaitu dengan *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 153.95307 [11]. Begitupun penerapan SVR untuk prediksi nilai tukar Dollar terhadap Rupiah pada tahun 2019 menunjukkan nilai RMSE sebesar 54,3156 [12]. Dengan demikian, SVR dapat diterapkan pula untuk prediksi produksi jagung di Indonesia.

Namun SVR sulit digunakan pada masalah yang berskala besar (jumlah data yang besar) [8], [13], [14]. Sementara itu, *dataset* yang digunakan dalam penelitian ini hanya berskala kecil sehingga SVR menjadi metode yang kami pilih dalam penelitian ini.

Berdasarkan berbagai penelitian terkait tersebut dan karakteristik data produksi Jagung yang merupakan data *time series* dan dengan variabel-variabel input yang sederhana, serta *dataset* yang berskla kecil, maka metode-metode estimasi, seperti: ANN, SVR, dan *Linear Regresi* dianggap dapat diuji coba kembali untuk prediksi produksi Jagung namun dengan variabel input yang berbeda, yaitu: luas lahan, produktivitas, harga, dan curah hujan. Penelitian ini memilih metode SVR yang telah terbukti handal untuk mengatasi masalah-masalah estimasi serta tepat diterapkan pada *dataset* yang berskala kecil, namun belum pernah pula diuji coba untuk prediksi produksi jagung. Dengan demikian, maka peneliti tertarik untuk melakukan penelitian dengan judul: **"Penerapan *Support Vetor Regression* untuk Prediksi Hasil Tanaman Jagung di Indonesia."**

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka dapat dirumuskan identifikasi masalah sebagai berikut:

1. Sebagai tanaman pangan terpenting kedua, produksi jagung di Indonesia terus meningkat yang disertai dengan peningkatan komsumsi untuk industri pengolahan pangan. Dengan demikian, maka aplikasi prediksi produksi jagung perlu ditingkatkan pula, sehingga dapat memudahkan industri pengolahan pangan dalam proses pengambilan keputusan terkait kebutuhan jagung.
2. Karakter data prediksi produksi Jagung di Indonesia adalah data *time series* dan berskala kecil. Algoritma *Linear Regression* dan *Support Vector Regression* (SVR) yang tepat digunakan untuk data seperti itu dibandingkan algoritma-algoritma regresi lainnya. *Linear Regression* sudah umum digunakan untuk prediksi produksi jagung. Oleh karena itu, SVR dapat diuji coba untuk prediksi produksi jagung guna pengembangan sistem alat bantunya.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan identifikasi masalah yang telah diuraikan, maka dapat dirumuskan masalah peneltian:

1. Bagaimana Merekayasa Aplikasi Data Mining Menggunakan *Support Vector Regression* untuk Prediksi Hasil Tanaman Jagung di Indonesia?
2. Bagaimana Penerapan Metode *Support Vector Regression* terhadap Prediksi Hasil Tanaman Jagung di Indonesia?

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, maka tujuan penelitian ini adalah:

1. Untuk Merekayasa Aplikasi Data Mining Menggunakan Metode *Support Vector Regression* untuk Prediksi Hasil Tanaman Jagung di Indonesia.
2. Untuk Menerapkan Aplikasi Data Mining Menggunakan Metode *Support Vector Regression* terhadap Prediksi Hasil Tanaman Jagung di Indonesia.

1.5 Manfaat Penelitian

Dampak yang dapat diberikan apabila tujuan penelitian ini tercapai adalah:

1. Manfaat Teoritis: Memberikan masukan bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya ilmu komputer, berupa sistem cerdas prediksi produksi jagung di Indonesia berbasis *Support Vector Regression*.
2. Manfaat Praktis: Sumbangan pemikiran, karya, bahan pertimbangan, atau solusi bagi pemerintah, masyarakat, maupun industri-industri pangan dalam mendukung pengambilan keputusan terkait dengan produksi jagung.

BAB II
LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Studi

Secara rinci, *state of the art* penelitian terkait ditunjukkan pada Tabel 2.1 berikut ini.

Tabel 2.1 Penelitian Terkait

Year, Ref	Masalah	Metode	Hasil (Deskripsi)
2010, **[2]**	Pengingkatan produksi jagung melalui tanaman terpadu	Correlation	Variabel: luas lahan, produktivitas, harga, dan curah hujan mempengaruhi produksi Jagung.
2014, [15]	Analisis nilai tukar Rupiah terhadap Dollar	SVR	*Error* estimasi yang ditunjukkan SVR sangat baik, di mana penerapan Kernel Linear lebih baik daripada Polynomial, yaitu dengan nilai R2 (*coefficient of determination*) = 99.99% dan MAPE = 0.6131%.
2015, **[9]**	Prediksi produksi jagung	ANN LR	Variabel input yang digunakan adalah luas lahan dan curah hujan untuk memprediksi produksi jagung menggunakan Linear Regresi menunjukkan error estimasi yang lebih kecil dari pada ANN, yaitu MSE = 837.624
2016, [11]	Prediksi saham emas	SVR	*Error* estimasi yang ditunjukkan SVR adalah berdasarkan nilai RMSE = 153.95307.
2019, [12]	Prediksi nilai tukar Dollar terhadap Rupiah	SVR	*Error* estimasi yang ditunjukkan SVR adalah berdasarkan nilai RMSE = 54,3156.

2.2 Tinjauan Pustaka

2.2.1 Produksi Jagung

Jagung adalah salah satu tanaman pangan penghasil karbohidrat yang terpenting di dunia, selain gandum dan padi. Pada masa kini, jagung juga sudah menjadi komponen penting pakan ternak. Penggunaan lainnya adalah sebagai sumber minyak pangan dan bahan dasar tepung maizena. Berbagai produk turunan

hasil jagung menjadi bahan baku berbagai produk industri farmasi, kosmetika, dan kimia. [6]

Di Indonesia, Jagung merupakan bagian dari sektor pertanian dan merupakan tanaman pangan penting kedua setelah padi [2] atau salah satu bahan pangan alternatif pengganti beras [3]. Secara tradisional jagung dibudidayakan di lahan kering pada musim hujan, jarang ditanam pada lahan sawah berpengairan terbatas [2].

Meningkatnya permintaan jagung untuk industri makanan, minyak, dan pakan ternak serta untuk ekspor, maka harga jagung pun meningkat [2]. Seiring dengan perkembangan industri pakan, industri makanan olahan, dan produk industri turunan berbasis jagung, jagung tidak hanya menjadi sumber karbohidrat kedua setelah beras tetapi juga berperan dalam penyerapan tenaga kerja di sektor pertanian, penyedia bahan baku industri, serta menjadi penarik bagi pertumbuhan industri hulu dan pendorong pertumbuhan untuk industri hilir [4].

Industri pakan merupakan konsumen terbesar jagung di Indonesia, keberadaanya diperlukan untuk mendukung pertumbuhan industri peternakan yang harus bersaing dengan produk peternakan impor. Produksi jagung Indonesia dari tahun ke tahun mengalami peningkatan yang disertai dengan peningkatan konsumsi jagung terutama untuk industri [4]. Industri pengolahan pangan semakin berkembang dan kebutuhan jagung semakin meningkat pula [5]. Produktivitas merupakan suatu ukuran yang menyatakan bagaimana baiknya sumber daya diatur dan dimanfaatkan untuk mencapai hasil yang optimal. Ukuran-ukuran produktivitas bisa bervariasi, tergantung pada aspek-aspek output atau input yang digunakan.

2.2.2 Data Mining

Data merupakan entitas yang tidak memiliki arti, meskipun kemungkinan memiliki nilai di dalamnya. Tentunya data perlu disimpan, namun yang lebih penting dari itu adalah bagaimana menggali atau menemukan pengetahuan dari data yang disimpan. Data merupakan kumpulan/rekaman/catatan dari fakta, transaksi, atau objek tentang suatu kejadian yang tidak membawa arti. Dapat pula merupakan suatu catatan terstruktur dari suatu transaksi. Sedangkan informasi merupakan data

yang telah diolah sehingga memiliki nilai. Dengan demikian, data merupakan materi penting dalam membentuk informasi. Sementara itu, pengetahuan merupakan gabungan dari informasi yang bertujuan untuk memberikan suatu informasi yang baru. Pengetahuan dapat berupa solusi pemecahan suatu masalah atau petunjuk suatu pekerjaan, dimana nilainya bisa ditingkatkan, dipelajari, dan diajarkan kepada orang lain.

Sejak tahun 1990, *Data Mining* sudah mulai dikenal, di saat pemanfaatan atau pengolahan data menjadi sesuatu yang penting dalam berbagai pekerjaan dan bidang, baik itu di bidang akademis, bisnis, medis, dsb [16]. Dalam jurnal ilmiah, *Data Mining* dikenal dengan nama *Knowladge Discovery in Databases* (KDD). Beberapa sebutan lain *Data Mining*, antara lain: *Knowledge Extraction*, Analisis Data, *Pattern Recognition*, serta *Business Intelligence*.

Teknologi *database* saat ini telah memungkinkan penyimpanan data dalam jumlah yang besar dan terakumulasi. Besarnya jumlah data yang tersimpan inilah yang melatar belakangi adanya *Data Mining*. Tentunya data perlu disimpan, namun yang lebih penting dari itu adalah bagaimana menggali atau menemukan pengetahuan dari data yang disimpan.

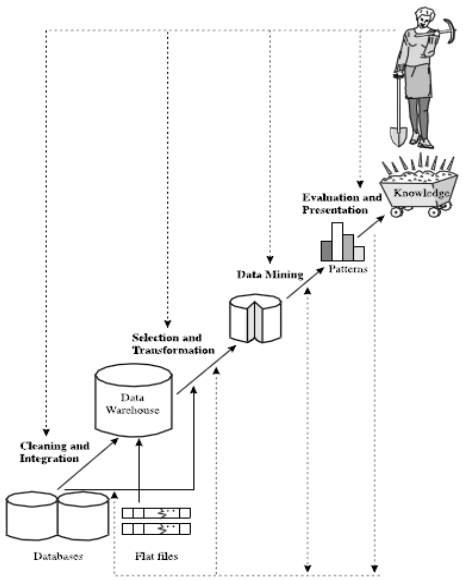
Mengapa *Data Mining* penting? Data yang sedemikian besar tentunya memiliki informasi yang tersembunyi di dalamnya, namun kemampuan manusia terbatas dalam menganalisis data atau menemukan informasi yang tersembunyi atau menemukan pola di dalam data yang berjumlah besar. Menemukan informasi yang tersembunyi atau pola di dalam data yang berjumlah besar ini dapat pula diistilahkan dengan mengekstrak pengetahuan yang tentunya sangat berguna untuk mendukung pengambilan kebijakan atau keputusan. Selain itu, kemampuan komputasi yang semakin canggih dan terjangkau, serta persaingan bisnis yang semakin kompetitif merupakan faktor-faktor lainnya mengapa *Data Mining* perlu dilakukan.

Meskipun *Data Mining* dapat diartikan juga sebagai penemuan informasi, namun tidak semua penemuan informasi itu merupakan *Data Mining* [17]. Contohnya pencarian informasi masakan di Google, bukan merupakan *Data Mining*, tapi pengelompokkan masakan berdasarkan negara pada hasil pencarian di

Google, merupakan *Data Mining*. Definisi *Data Mining* menurut J. Han, M. Kamber, & J. Pei (2012) adalah: "*The analysis of (often large) observational data sets to find unsuspected relationships and to summarize the data in novel ways that are both understandable and useful to the data owner* [18]."

Berikut ini adalah tahapan proses dalam *Data Mining* [18]:

1. Pembersihan data. Membersihkan noise dan inkonsistensi data.
2. Integrasi data. Dilakukan untuk menggabungkan beberapa sumber data.
3. Seleksi data. Melakukan seleksi terhadap data, di mana data yang relevan dengan metode analisis *Data Mining* yang dilakukan diambil dari *database*.
4. Transformasi data. Data ditransformasikan atau dikonsolidasikan ke dalam bentuk yang sesuai dengan tugas analisis atau agar dapat dianaliss oleh metode *Data Mining* yang digunakan.
5. Metode *Data Mining*. Penerapan metode *Data Mining* dalam mengekstrak data untuk mengenal pola dari data. Hasil dari proses ini dapat berupa suatu pengetahuan atau model atau pola.
6. Evaluasi model/pola. Mengukur atau mengevaluasi atau mengidentifikasi pola-pola yang mewakili pengetahuan yang diperoleh.
7. Presentasi pengetahuan. Memberikan pengetahuan kepada pengguna.



Gambar 2.1 Tahapan Proses Data Mining [17]

Data dalam terminologi statistik adalah kumpulan objek dengan atribut-atribut tertentu, di mana objek tersebut adalah individu berupa data dan setiap data memiliki sejumlah atribut. Semakin banyak atribut, maka semakin besar pula dimensi dari data tersebut. Kumpulan data-data membentuk dataset. Data dapat pula diistilahkan dengan *vektor*, dapat pula diistilahkan dengan *record*.

Terdapat 3 kategori dataset, yaitu [17]:

1. *Record*: data matriks, data transaksi, data dokumen, atau data terstruktur.
2. *Graph*: *Word Wide Web* (WWW), struktural molekul, *image*, *voice*, dsb.
3. *Dataset* lainnya: data spasial, data temporal, data sekuensial, dsb.

Jenis dataset ada 2, yaitu [17]:

1. *Dataset private*. Dataset yang diambil dari organisasi yang dijadikan obyek masalah/kasus, misalnya dari suatu bank, rumah sakit, industri, pabrik, perusahaan, dsb. Pengetahuan yang diperoleh dari proses *Data Mining* menggunakan data ini akan bersifat privasi, tidak *comparable* dan *verifiable*.
2. *Dataset public*. Dataset dapat diambil dari repositori publik yang disepakati oleh para peneliti *Data Mining*, misalnya: UCI Repository, ACM KDD Cup, dataset yang diambil dari berbagai perusahaan yang sejenis, dsb. Pengetahuan yang diperoleh dari proses *Data Mining* menggunakan *dataset public* akan bersifat: *comparable*, *repeatable*, dan *verifiable*.

Atribut atau variabel terbagi menjadi 2, yaitu [17]:

1. Atribut input atau variabel input atau faktor atau parameter atau indikator.
2. Atribut output atau variabel target/*class* atau *label* (kategori dari class).

Walaupun secara praktis tipe data untuk atribut pada *Data Mining* hanya menggunakan 2 tipe, yaitu nominal (diskrit) dan numerik (kontinyu atau ordinal), namun lebih lengkapnya tipe data untuk atribut terbagi menjadi 4 seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Tipe Atribut [17]

TIPE		PENJELASAN	CONTOH
Kategorikal (Kualitatif)	Nominal	Nilai atribut bertipe nominal memberikan nilai berupa nama, dengan nama inilah sebuah atribut membedakan dirinya pada vektor yang satu dengan yang lain.	Kode pos, nomor KTP, jenis kelamin.
	Ordinal	Nilai atribut bertipe ordinal mempunyai nilai berupa nama yang mempunyai arti informasi yang terurut.	Predikat (cum laude, sangat puas, puas), suhu (dingin, normal, panas).
Numerik (Kuantitatif)	Interval	Nilai atribut di mana perbedaan di antara dua nilai mempunyai makna yang berarti.	Tanggal, suhu (dalam Celcius atau Fahrenheit).
	Rasio	Nilai atribut di mana perbedaan di antara dua nilai dan rasio dua nilai mempunyai makna yang berarti.	Umur, panjang, tinggi, rata-rata.

Secara umum, tugas *Data Mining* terbagi 2, yaitu: (1) Deskriptif: Mengenal karakter dari data; dan (2) Prediktif: Melakukan prediksi berdasarkan pola atau pengetahuan yang diperoleh dari pembelajaran terhadap data [18]. Sedangkan secara rinci, tugas *Data Mining* terbagi menjadi 5, yaitu [18], [19]:

1. *Clustering*. Pendekatan ini berupaya menemukan hubungan antara atribut input sebagai target/output, sehingga tidak memiliki varibael output/target/*class*. Tugas *Clustering* tidak mencoba untuk mengklasifikasikan atau memprediksi nilai dari atribut output namun mencari segmen seluruh data yang ditetapkan menjadi sub kelompok yang relatif homogen/*cluster*, di mana kesamaan catatan/data dalam *cluster* dimaksimalkan dan kesamaan *cluster* di luar catatan/data diminimalkan. Beberapa algoritma *clustering* yang umum digunakan: *K-Means*, *K-Medoids*, *Self-Organizing Map*, *Fuzzy C-Means*, dsb.
2. *Classification*. Pendekatan ini berusaha mememukan hubungan antara atribut input dengan atribut output. Atribut output inilah yang disebut sebagai guru atau yang melakukan pengawasan terhadap proses yang dilakukan. Dengan demikian, pendekatan ini memiliki atribut output/target/*class*. Hasil

classification merupakan suatu pengetahuan/pola yang digunakan untuk memprediksi nilai dari atribut output/terget/*class* yang bertipe kategorikal/nominal dari nilai-nilai atribut inputan yang belum diketaui nilai outputnya/targetnya. Beberapa algoritma *classification* yang umum digunakan: ID3, C4.5, CART, *Naive Bayes*, *K-Nearest Neighbor*, *Linear Discriminant Analysis*, *Artificial Neural Network*, *Support Vector Machine*, dsb.

3. *Estimation/Regression*. Pendekatan ini mirip dengan *classification*, perbedaannya adalah pada atribut output/target/*class*. Atribut output pada *classification* bertipe kategorikal/nominal, sedangkan pada *estimation* bertipe numerikal. Beberapa algoritma *estimation* yang umum digunakan: *Artificial Neural Network*, *Support Vector Machine*, *Linear Regression*, dsb.
4. *Association*. Pendekatan ini berusaha menemukan atribut input yang muncul bersamaan dalam suatu transaksi. Dalam dunia bisnis, sering disebut dengan *affinity analysis* atau *market basket analysis*. Pendekatan ini mencari aturan yang menghitung hubungan diantara dua atau lebih item data. Berangkat dari pola "*If antecedent*, then *consequent*," bersamaan dengan pengukuran *support* (*coverage*) dan *confidence* (*accuration*) yang terasosiasi dalam aturan. Dengan demikian, pendekatan ini hanya memiliki 1 atribut input dan tidak memiliki atribut output/target/*class*. Beberapa algoritma *association* yang umum digunakan: *A-Priori*, *FP-Growth*, dan GRI.

2.2.3 Normalisasi Data

Adanya *outlier* atau anomali pada data dapat menyebabkan *noisy* atau data yang tidak konsisten [20], berdampak buruk terhadap kinerja model [21]. Intinya, *outlier* mestinya dibuang dengan cara mendeteksinya lebih dahulu, misalnya dengan model prediksi. Namun cara lain yang klasik dan dapat diterapkan untuk mereduksi *noise* (meningkatkan konsistensi data) yaitu dengan melakukan normalisasi (*min-max transformation*) data dengan menggunakan persamaan berikut ini [21].

$$X_{ij}^{*} = \frac{X_{ij} X_{\min j}}{X_{\max j} X_{\min j}} \left(New_{\max j} - New_{\min j} \right) + New_{\min j}$$

Berikut ini merupakan contoh penerapan metode Min-Max Normalization untuk normalisasi data.

X1	X2	X3	Y
7	700	700000	0
9	900	900000	0
3	300	300000	1
2	200	200000	0
7	70	70000	1
1	100	100000	1
8	800	800000	1

Normalisasi data X1(1,1) = 7 dalam jangkauan [0-1]:

Min (X1) = 1

Max (X1) = 9

New Max = 1

New Min = 0

((7 - 1) / (9 - 1)) * ((1-0) + 0) = (6 / 8) * 1 = 0.75 * 1 = 0.75

Secara keseluruhan, hasilnya adalah sebagai berikut

X1	X2	X3	Y
0.75	0.76	0.76	0
1.00	1.00	1.00	0
0.25	0.28	0.28	1
0.13	0.16	0.16	0
0.75	0.00	0.00	1
0.00	0.04	0.04	1
0.88	0.88	0.88	1

2.2.4 Machine Learning

Machine learning merupakan salah satu teknik dalam bidang *Artificial Intelligence* (AI), selain teknik *optimization*, *searching*, dan *reasoning*. *Machine learning* mengambil keputusan dengan cara malakukan pembelajaran terhadap objek atau pengalaman yang telah terjadi, sehingga bisa saja tidak memerlukan pengetahuan atau aturan atau kepakaran seperti pada *teknik reasoning*. Dengan begitu, Teknik ini bahkan terkadang mampu memberikan pengetahuan baru. Metode yang sering digunakan dalam *Data Mining* adalah metode-metode *Machine Learning*, seperti: *Artificial Neural Network, Support Vector Machine, K-Nearest*

Neighbor, Naïve Bayes, ID3, C 4.5, K-Means, dsb. Walaupun demikian, pekerjaan *Data Mining* biasanya tidak hanya melibatkan metode-metode *Machine Learning*. Agar dapat memberikan model *Data Mining* yang kinerjanya lebih baik, biasanya dikombinasikan dengan metode-metode AI lainnya, misalnya kombinasi metode *learning Artificial Neural Network* dengan metode *reasoning Fuzzy Logic* menghasilkan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inferences System* (ANFIS), dsb.

Metode *Machine Learning* dapat dikategorikan menjadi 2, yaitu [17]:

1. *Unsupervised learning*. Metode ini melakukan pembelajaran tanpa pengawasan, atau biasa diistilahkan dengan pembelajaran tanpa guru. Metode ini berusaha mememukan hubungan data antara atribut input (pola/pengetahuan/aturan) untuk menentukan atribut target/*class*, sehingga tidak memiliki atribut target/*class*. Tugas *Data Mining* yang termasuk *unsupervised learning*, yaitu *clustering* dan *association*. Namun pada *association*, bukan berusaha menemukan hubungan data antara atribut input karena hanya memiliki 1 atribut input saja, tetapi berusaha menemukan hubungan antara item data dari 1 atribut input tersebut. Beberapa algoritma *unsupervised learning*, yaitu: *K-Means, K-Medoids, Self-Organizing Map, Fuzzy C-Means, A-Priori, FP Growth*, dsb.
2. *Supervised learning*. Metode ini melakukan pembelajaran dengan pengawasan, atau biasa diistilahkan dengan pembelajaran dengan guru. Metode ini berusaha mememukan hubungan data antara atribut input dengan atribut output/target/*class*. Atribut ouput inilah yang disebut sebagai guru atau yang melakukan pengawasan terhadap pembelajaran yang dilakukan dalam menemukan pola, pengetahuan, atau aturan untuk memprediksi nilai dari atribut output dari nilai-nilai atribut inputan yang belum diketaui nilai outputnya. Kata lainnya, memprediksi kasus baru dengan cara mempelajari pengalaman (kasus yang ada). Tugas *Data Mining* yang termasuk *supervised learning*, yaitu *classification* dan *estimation*. Beberapa algoritma *supervised learning*, yaitu: *Naïve Bayes, K-Nearest Neighbor, C4.5, ID3, CART, Random Forest, Linear Discriminant Analysis, Artificial Neural Network, Support Vector Machine*, dsb.

2.2.5 Support Vector Regression

Dalam *machine learning*, *Support Vector Machine* (SVM) merupakan model *supervised learning* dalam menganalisis data dan *pattern recognition* yang digunakan untuk analisis klasifikasi dan regresi [22]. Pada kasus regresi, SVM dikembangkan menjadi *Support Vector Regression* (SVR) [15]. SVM pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik bersama Boser & Guyon yang pertama kali dipresentasikan pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory*, dimana konsep dasar SVM sebenarnya merupakan kombinasi/rangkaian harmonis dari teori-teori komputasi unggulan yang telah ada puluhan tahun sebelumnya, seperti *margin hyperplane* (Duda & Hart pada tahun 1973, Cover pada tahun 1965, Vapnik 1964, dsb.), *Kernel* yang diperkenalkan oleh Aronszajn pada tahun 1950, dan begitupun dengan konsep-konsep yang lainnya [23]. Sebagai salah satu metode *pattern recognition*, usia SVM terbilang masih relatif muda. Walaupun demikian, evaluasi kemampuannya dalam berbagai aplikasinya menempatkannya sebagai *state of the art* dalam *pattern recognition*, dan dewasa ini merupakan salah satu tema yang berkembang dengan pesat [23], [24]. SVM merupakan metode yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM) dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space*, seperti yang dikemukakan oleh Cortes and Vapnik, bahwa: "*Support Vector Machine (SVM) originally separates the binary classes (k=2) with a maximized margin criterion* [23]."

SVM berakar dari teori pembelajaran statistik yang hasilnya sangat menjanjikan untuk memberikan hasil yang lebih baik daripada metode yang lainnya. Jika pada metode lainnya seperti ANN semua data latih akan dipelajari selama proses pelatihan, pada SVM berbeda, kerana hanya sejumlah data terpilih saja yang berkonstribusi untuk membentuk model yang akan digunakan dalam klasifikasi/prediksi yang akan dipelajari. Data-data yang berkonstribusi tersebut disebut *support vector* sehingga metodenya disebut *Support Vector Machine* [17]. Hal ini menjadi kelebihan SVM, karena tidak semua data latih akan dipandang untuk dilibatkan dalam setiap itersai pelatihannya. Dengan demikian SVM dianggap bisa lebih cepat daripada metode lainnya.

Algoritma *Support Vector Regression* (SVR) yang merupakan pengembangan SVM untuk kasus regresi bertujuan untuk menemukan sebuah fungsi sebagai suatu *hyperplane* (garis pemisah) berupa fungsi regresi yang mana sesuai dengan semua input data dengan sebuah *error* yang setipis mungkin [15]. Artinya, SVR berupaya memetakan vektor input ke dalam dimensi yang lebih

tinggi. Misalkan sebuah fungsi berikut adalah garis regresi sebagai *optimal hyperplane*, di mana $x = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$ adalah vektor input, $w = (w_1, w_2, \ldots, w_n)^T$ adalah parameter bobot, $\varphi(x)$ adalah fungsi basis (linear, polinomial, gaussian, sigmoid, dll), dan *b* adalah bias dengan solusi optimalnya menggunakan *Karush Kuhn Tucker* (KKT).

$$f(x) = W^T\varphi(x) + b$$

Penentuan nilai parameter *w* dan *b* menjadi masalah *quadratic programming*, yaitu meminimumkan suatu fungsi kuadrat dengan syarat suatu pertidaksamaan linear. Maka pada regresi terdapat residual, misalkan residual didefinisikan dengan mengurangkan output skalar *y* terhadap estimasi *f(x)*, yaitu $r = y - f(x)$ dengan:

$$E(r) = \begin{cases} 0\ untuk\ |r| < \varepsilon \\ |r| - \varepsilon\ untuk\ yang\ lain \end{cases}$$

$D(x,y) = \pm\varepsilon$ adalah jarak terjauh *upport vector* dari *hyperplane*, kemudian disebut margin. Memaksimalkan margin akan meningkatkan probabilitas data ke dalam radius $\pm\varepsilon$. Jarak dari *hyperplane* $D(x,y) = 0$ ke data (x,y) *adalah* $|D(x,y)| / ||W^*||$, di mana:

$$W^* = (1 - W^T)^T$$

Diasumsikan bahwa jarak maksimum data terhadap *hyperplane* adalah δ, maka estimasi yang ideal akan terpenuhi dengan:

$$\frac{|D(x,y)|}{||W^*||} \leq \delta$$
$$|D(x,y)| \leq \delta||W^*||$$
$$\delta\big|\big|W^*\big|\big| = \varepsilon$$

Oleh karena itu memaksimalkan margin δ, diperlukan $||W^*||$ yang minimum. Optimasi penyelesaian masalah dengan bentuk *Quadratic Programming*.

$$min\frac{1}{2}||W||^2$$

Dengan syarat (dibawah kendalah) berikut.

$$\mathrm{y_i} - W^T\varphi(x_i) - \mathrm{b} \leq \varepsilon, \mathrm{i} = 1,2,\ldots,\mathrm{n}$$
$$W^T\varphi(x_i) - y_i + \mathrm{b} \leq \varepsilon, \mathrm{i} = 1,2,\ldots,\mathrm{n}$$

Faktor $||W||^2$ dinamakan *regulasi*. Meminimalkan $||W||^2$ akan membuat suatu fungsi setipis mungkin, sehingga bisa mengontrol kapasitas fungsi.

Diasumsikan bahwa semua titik dalam rentang *f(x)* $\pm\varepsilon$ (*feasible*), dalam hal ketidaklayakan *(infiesibility)*, dimana ada beberapa titik yang mungkin keluar dari rentang *f(x)* $\pm\varepsilon$, maka ditambahkan variabel slack ζ dan ζ^* untuk mengatasi masalah pembatasan yang tidak layak (*infeasible constraints*) dalam masalah optimasi. Semua titik diluar *margin* akan dikenai pinalti. Selanjutnya masalah optimisasi bisa diformulasikan sebagai berikut.

$$min\frac{1}{2}||W||^2 + C\sum_{i=1}^{n}(\xi_i + \xi_i^*)$$

Dengan syarat (dibawah kendalah) berikut.

$$y_i - W^T\varphi(x_i) - b - \xi_i \leq \varepsilon, i = 1,2,\dots,n$$
$$W^T\varphi(x_i) - y_i + b - \xi_i^* \leq \varepsilon, i = 1,2,\dots,n$$
$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0$$

Loss function adalah fungsi yang menunjukan hubungan antara *error* dengan bagaimana *error* ini dikenai pinalti. Perbedaan *loss function* akan menghasilkan formula SVR yang berbeda. *Loss function* yang paling sederhana adalah -*insensitive loss function* sebagai sebuah pendekatan *Huber's loss function* yang memungkinkan serangkaian *support vector* akan diperoleh. Formulasi -*insensitive loss function* adalah sebagai berikut.

$$L_\varepsilon(y) = \begin{cases} 0\ untuk\ |f(x) - y| < \varepsilon \\ |f(x) - y| - \varepsilon\ untuk\ yang\ lain \end{cases}$$

Dengan konstanta $C > 0$ menentukan tawar menawar (*trade off*) antara ketipisan fungsi *(flatness of function) f(x)* dan batas atas deviasi lebih besar dari ε masih ditoleransi. Semua deviasi lebih besar dari ε akan dikenai pinalti sebesar *C*. Solusi optimasi dapat diselesaikan dengan fungsi *Lagrange* berikut.

$$Q(W, b, \xi, \xi^*, \alpha, \alpha^*, \eta, \eta^*) = L$$

$$= min\frac{1}{2}||W||^2 + C\sum_{i=1}^{n}(\xi_i + \xi_i^*)$$
$$-\sum_{i=n}^{n}\alpha_i(\varepsilon + \xi_i - y_i + W^T\varphi(x) + b)$$
$$-\sum_{i=1}^{n}\alpha_i^*(\varepsilon + \xi_i^* + y_i - W^T\varphi(x) - b) - \sum_{i=1}^{n}(\eta_i\xi_i - \eta_i^*\xi_i^*)$$

L dinamakan *Lagrangian*. Sedangkan η_i, η_i^*, ζ_i, ζ_i^* adalah *Lagrange Multiplier*. Untuk mendapatkan solusi yang optimal, maka dilakukan turunan parsial *Q* dari terhadap w, b, ζ, ζ*. Dari Persamaan diatas dapat ditulis dengan:

$$W = \sum_{i=1}^{n}(\alpha_i - \alpha_i^*)\,\varphi(x_i)$$

Maka optimal *hyperplane* ditulis:

$f(x) = \sum_{i=1}^{n}(\alpha_i - \alpha_i^*)\,\varphi^T(x_i)\varphi(x_i) + b$ atau $f(x) = w.x + b$

Misalkan beta:

$$\beta = (\alpha_i - \alpha_i^*)$$

Maka:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n}\beta\,\varphi^T(x_i)\varphi(x_i) + b$$

Sehingga permasalahan *dual optimization* adalah:

$$Q(\alpha, \alpha^*) = -\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{n}(\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)\,\varphi^T(x_i)\varphi(x_i) - \varepsilon\sum_{i=1}^{n}(\alpha_i - \alpha_i^*)$$
$$+\sum_{i=1}^{n}y_i(\alpha_i - \alpha_i^*)$$

Solusi optimal untuk *b* dengan menggunakan *Karush Kuhn Tucker* (KKT).

$$b = y_i - W^T\,\varphi(x_i) - \varepsilon\ untuk\ 0 < \alpha_i < C$$
$$b = y_i - W^T\,\varphi(x_i) + \varepsilon\ untuk\ 0 < \alpha_i^* < C$$

Selanjutnya, pada data yang bersifat *nonlinear*, maka pendekatan Kernel diterapkan pada SVR, misalnya seperti *polynomial* yang ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$\varphi(x) = \mathrm{K}(\mathrm{x}, x^{*}) = ((x^{T}\mathrm{x}) + 1)^{\mathrm{d}}$$

*x, x** adalah pasangan dua data training. Parameter *d > 0* merupakan konstanta. Fungsi kernel mana yang harus digunakan untuk subtitusi *dot product* di *feature space* sangat tergantung pada data, karena fungsi kernel ini akan menentukan fitur baru di mana fungsi pemisah akan dicari.

2.2.6 Studi Kasus Support Vector Regression

Berikut ini adalah contoh penerapan SVR.

Tabel Contoh Data Uji

No.	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	Y
A1	0.9	0.3	202	22	19	7.4	4.1	1.2	-1
A2	0.7	0.1	187	16	18	6.8	3.3	0.9	1
A3	10.9	5.5	699	64	100	7.5	3.2	0.74	1
A4	7.3	4.1	490	60	68	7	3.3	0.89	1
A5	0.9	0.3	310	61	58	7	3.4	0.9	-1

Dimana 1 adalah label positif dan -1 adalah label negatif.

a. Menentukan *dot product* setiap data dengan memasukkan fungsi kernel (K). Fungsi kernel digunakan adalah fungsi kernel linier. Sebelumnya data di transpose karena menggunakan perkalian matriks A x AT.

Tabel transpose data

A1	A2	A3	A4	A5
0.9	0.7	10.9	7.3	0.9
0.3	0.1	5.5	4.1	0.3
202	187	699	490	310
22	16	64	60	61
19	18	100	68	58
7.4	6.8	7.5	7	7
4.1	3.3	3.2	3.3	3.4
1.2	0.9	0.74	0.89	0.9

Pada metode kernel, data tidak direpresentasikan secara individual, melainkan lewat perbandingan antara sepasang data. Setiap data akan dibandingkan dengan dirinya dan data lainnya. Kita misalkan untuk data uji berjumlah 5 data maka perbandingan datanya seperti terlihat pada tabel :

Tabel Perbandingan Data

A1	A2	A3	A4	A5
A1	K(A1,A1)	K(A1,A2)	K(A1,A3)	K(A1,A4)	K(A1,A5)
A2	K(A2,A1)	K(A2,A2)	K(A2,A3)	K(A2,A4)	K(A2,A5)
A3	K(A3,A1)	K(A3,A2)	K(A3,A3)	K(A3,A4)	K(A3,A5)
A4	K(A4,A1)	K(A4,A2)	K(A4,A3)	K(A4,A4)	K(A4,A5)
A5	K(A5,A1)	K(A5,A2)	K(A5,A3)	K(A5,A4)	K(A5,A5)

Berikut contoh perhitungan dengan data A1 dan A1 :
K (A1, A1) = ((0.9*0.9)+(0.3*0.3)+(202*202)+(22*22)+(19*19)+ (7.4*7.4)+ (4.1*4.1)+(1.2*1.2)) = 41722.91
Semua data dihitung dengan cara sama, baris x kolom sehingga menghasilkan nilai dot product seperti ditunjukkan oleh tabel dibawah :
Karena ada 5 data uji, maka didapatkan matriks 5x5.

Hasil perhitungan kernel

A1	A2	A3	A4	A5
A1	41722.91	38533.59	144587	101666.2	65131.72
A2	38533.59	35607.44	133607.4	93878.81	60050.29
A3	144586.968	133607.4	502913.1	353315.8	226469.5
A4	101666.198	93878.81	353315.8	248454.8	159572.8
A5	65131.72	60050.29	226469.5	159572.8	103247.3

b. Menghitung matriks dengan rumus :

Dimana : D*ij* = elemen matriks hessian ke-ij
yi = kelas data ke-i
yj = kelas data ke-j
λ = batas teoritis yang akan diturunkan
Contoh perhitungan untuk pasangan data A1 dan A1:
D*ij* = (-1)(-1)(41722.91) + 0.5^2 = 41723.16
Maka didapatkan hasil untuk semua data:

Matrik

	a1	a2	a3	a4	a5
a1	41723.16	-38533.3	-144587	-101666	65131.97
a2	-38533.3	35607.69	133607.7	93879.06	-60050
a3	-144587	133607.7	502913.3	353316.1	-226469
a4	-101666	93879.06	353316.1	248455	-159573
a5	65131.97	60050.54	-226469	-159573	103247.5

c. Mencari nilai error dengan rumus :
Dimana: Ei = nilai error data ke-i
Maka didapatkan nilai error setiap data adalah :

Hasil Perhitungan Nilai Error

a1	-88965.4
a2	82255.51
a3	309390.6
a4	217205.8
a5	-78805.9

d. Menghitung nilai delta alpha :
Untuk data pertama :
Min (max (0.5(1-(-88965.4),-0.5),1-0.5)
Min(max(44483.2,-0.5),0.5
Min(44483.2 , 0.5)
= 0.5
Maka didapatkan delta alpha sebagai berikut :

Hasil Perhitungan delta alpha

a1	0.5
a2	-0.5
a3	0.5
a4	-0.5
a5	0.5

Karena nilai maksimum δα adalah 0.5 dan lebih dari epsilon (0.001) maka iterasi berlanjut.

e. Menghitung nilai α baru dengan menggunakan rumus :
Maka didapatkan α sebagai berikut :

Hasil Perhitungan alpha baru

a1	1
a2	0
a3	0
a4	0
a5	**1**

f. Mencari nilai bias :

Terlebih dahulu dihitung nilai w :

Wi+ adalah bobot *dot product* data dengan alpha terbesar di kelas positif

Wi- adalah bobot *dot product* data dengan alpha terbesar di kelas negatif

w x+ (kelas positif) = (1 x (-1) x 38533.59)+(0 x 1 x 35607.44)+(0 x 1 x 133607.4)+(0 x 1 x 93878.81)+(1 x (-1) x 60050.29) = -98583.9

w x-- (kelas negatif) = (1 x (-1) x 41722.91)+(0 x 1 x 38533.59)+(0 x 1 x 144587)+(0 x 1 x 101666.2)+(0 x 1 x 65131.72) = -106855

maka nilai b = -1/2 (w x+ + w x--) = 102719.3

Sebenarnya perhitungan diatas belum bisa digunakan untuk fungsi keputusan karena iterasi masih harus diteruskan. Perhitungan dibawah ini hanya untuk contoh perhitungan dengan fungsi keputusan saja

g. Setelah mendapatkan nilai α, w dan b maka dapat dilakukan pengujian dengan contoh data uji berikut :

Tabel data uji

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
2.7	1.3	275	123	73	6.2	3.3	1.1

Langkah pertama untuk menguji adalah menghitung dot product antara data uji dengan semua data latih dengan fungsi kernel.
K(x,y) = x.y
Dimana x adalah data uji dan y adalah semua data latih.
Data ke 1 : K (xi, x) = (2.7x0.7)+(1.3x0.1)+(275x187)+(123x16)+
(73x18)+(6.2x6.8)+(3.3x3.3)+(1.1x0.9) =59706.55
Data ke 2 : (0.9x0.7)+(0.2x0.1)+(194x187)+(52x16)+
(45x18)+(6x6.8)+(3.9x3.3)+(1.85x0.9) =59706.55
Begitu seterusnya untuk semua data latih maka didapatkan dot product data uji sebagai berikut :

Hasil perhitungan dot product data uji dengan data latih

A1	A2	A3	A4	A5
59706.55	54763.06	207491.5	147174.3	97045.43

Selanjutnya dilakukan perhitungan fungsi keputusan :

$$f(x) = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \quad \text{atau} \quad f(x) = w.x + b$$

Data ke 1 :
f(x) = sign((1x(-1)x59706.55)- 102719.3
+(0x1x54763.06)- 102719.3
+(0x1x207491.5)- 102719.3
+ (0x1x147174.3)- 102719.3
+(1x1x97045.43)- 102719.3
= 796687
= sign (-796687) = 1
Jadi, data uji diatas termasuk kelas **positif.**

2.2.7 Data Validation

Strategi pada *data validation* bukan hanya sekedar untuk memperoleh akurasi yang tinggi. Metode yang dapat menjamin bahwa semua sampel digunakan untuk pelatihan dan pengujian model, begitupun setiap label *class* terwakili secara merata pada pelatihan model, yaitu *K-Fold Cross Validation* dan *Leave One Out*

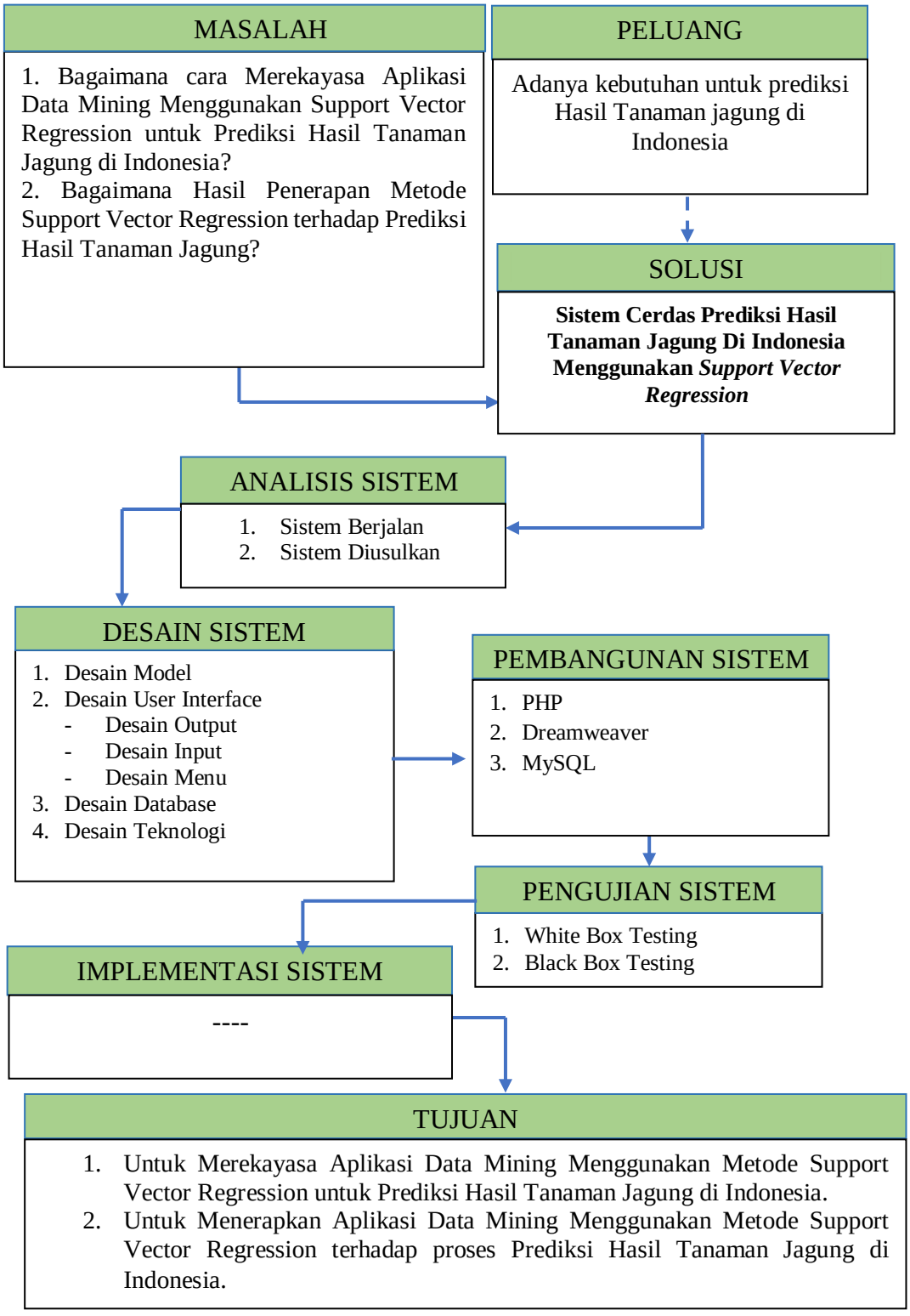
[20]. Ketika ukuran sampel besar, *K-Fold Cross Validation* adalah pilihan terbaik [20], [25].

2.2.8 Error Estimation

Pengukuran kinerja model estimasi/prediksi dapat menggunakan pendekatan *error estimation Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebagai berikut.

$$MAPE = \sum_{i=1}^{N} |(X_i - Y_i/X_i) * 100| /N$$

2.3 Kerangka Pikir



Gambar 2.2 Kerangka Pikir

BAB III
METODE PENELITIAN

3.1 Pendekatan dan Waktu Penelitian

Metode penelitian yang digunakan adalah studi kasus. Jenis penelitian ini adalah penelitian terapan. Dipandang dari data yang diolah, penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif. Objek penelitian ini adalah hasil produksi tanaman jagung di Indonesia. Penelitian ini dilakukan dari bulan September 2018 dan rencananya akan berakhir pada bulan November 2019.

3.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data primer menggunakan teknik dokumentasi, yaitu dengan mengunduh data publik produksi jagung di Indonesia. Adapun variabel yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 3.1.

Tabel 0.1 Variabel Prediksi Produksi Jagung

No.	Nama	Tipe Data	Satuan	Keterangan
1.	Tahun	Ordinal	Tahun	Atribut input
2.	Luas Lahan	Ordinal	Ha	Atribut input
3.	Produktivitas	Ordinal	Ku/Ha	Atribut input
4.	Produksi	Ordinal	Tom	Atribut output

3.3 Analisis Sistem

Alat bantu yang digunakan untuk analisis sistem adalah *Unified Modelling Language* (UML) yang digambarkan dalam bentuk:

1. *Functional Modelling*: *Use Case Diagram* dan *Actifity Diagram;*
2. *Structural Modelling*: *Class Diagram;* dan
3. *Behavioral Modelling: Sequence Diagram*.

3.4 Desain Sistem

Pendekatan yang digunakan untuk desain sistem adalah desain sistem berorientasi objek yang terdiri dari:

1. *Architecture Design*: model jaringan dari sistem (*client server, stand alone, atau lainnya*), serta spesifikasi *hardware* dan *software* yang direkomendasikan;
2. *Interface Design:* Mekanisme User, Mekanisme Navigasi, Mekanisme Input (Page jika web atau Form jika desktop), dan Mekanisme Output (Report);
3. *Data Design*: Format data yang digunakan (*File, SQL, Extended SQL, ad hoc, SQL3, atau laiinya),* Struktur Data, *Database Diagram*; dan
4. *Program Design: Class, Attributes, Method,* dan *Event.*

3.5 Konstruksi Sistem

Pada tahap ini menerjemahkan hasil pada tahap analisis dan desain ke dalam kode-kode program komputer kemudian membangun sistemnya. Alat bantu yang digunakan pada tahap ini, yaitu: My SQL untuk database dan PHP untuk pemrograman.

3.6 Pengujian Sistem

Selanjutnya sistem yang telah direkayasa kemudian diuji, dengan menggunakan metode pengujian *software*:

1. *White Box Testing*: kode program proses penerapan metodenya/modelnya dapat dibuatkan *flowchart* programnya, kemudian dipetakan kedalam bentuk *flowgraph* (bagan alir kontrol) yang tersusun dari beberapa *node* dan *edge*. Berdasarkan *flowgraph*, ditentukan jumlah *Region* dan *Cyclomatic Complexity* (CC). Apabila *independent path* = V(G) = (CC) = *Region*, di mana setiap *path* hanya dieksekusi sekali dan sudah benar, maka dapat dinyatakan bahwa sistem sudah efisien dari segi kelayakan logika pemrograman.
2. *Black Box Testing*. fokus pada keperluan fungsional dari *software* dan berusaha untuk menemukan kesalahan dalam beberapa kategori, diantaranya: (1) Fungsi-fungsi yang salah atau hilang; (2) Kesalahan *interface*; (3) Kesalahan dalam struktur data atau akses basis data eksternal; (4) Kesalahan performa; (5) Kesalahan inisialisasi dan terminasi. Jika sudah tidak ada kesalahan-kesalahan

tersebut, maka dapat dinyatakan bahwa sistem sudah efisien dari segi kesalahan komponen-komponen sistem.

DAFTAR PUSTAKA

[1] A. Mayasari and Y. Rahayu, "Penerapan Algoritma Linear Regresi untuk Menentukan Estimasi Luas Lahan Panen Tanaman Jagung terhadap Curah Hujan dan Area Tambah Tanam di Kabupaten Rembang," *Jurnal Teknik Informatika UDINUS,* 2014.

[2] A. D. Hadijah, "Peningkatan Produksi Jagung melalui Penerapan Inovasi Pengelolaan Tanaman Terpadu," *Iptek Tanaman Pangan Vol. 5 No. 1,* pp. 64-73, 2010.

[3] S. Rahayu and Tarno, "Prediksi Produksi Jagung di Jawa Tengah dengan Arima dan Bootsrap," *Prosiding SMIPA,* pp. 157-162, 2006.

[4] S. D. Timor, "Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Produksi dan Impor Jagung di Indonesia," *Jurnal Ekonomi IPB,* 2008.

[5] I. P. Sari, B. Hidayat and R. D. Atmaja, "Perancangan dan Simulasi Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Color Moments dan GLCM," *SENIATI,* pp. 215-220, 2016.

[6] Wikipedia, "Jagung," wikipedia.org, 5 2 2019. [Online]. Available: https://id.wikipedia.org/wiki/Jagung. [Accessed 26 2 2019].

[7] Badan Pusat Statistik, "bps.go.id," [Online]. Available: https://www.bps.go.id/. [Accessed 26 2 2019].

[8] E. Prasetyo, Data Mining - Konsep dan Aplikasinya Menggunakan Matlab, Yogyakarta: Andi Offset, 2012.

[9] D. Hetharia, M. S. Ma'arif, Y. Arkeman and T. C. S., "Prediksi Produksi Jagung dalam Model Penyediaan Tepung Jagung pada Rantai Pasok Jagung," *Jurnal Teknik Industri, ISSN: 1411-6340 ,* pp. 222-232, 2015.

[10] E. I. A. Warih and Y. Rahayu, "Penerapan Data Mining untuk Menentukan Estimasi Produktivitas Tanaman Tebu dengan Menggunakan Algoritma Linier Regresi Berganda di Kabupaten Rembang," *Jurnal Teknik Informatika UDINUS,* 2014.

[11] A. Mubarok, "Penerapan Algoritma Support Vector Regression (SVR) dalam Prediksi Saham Emas (ANTIM.JK)," *Research Gate*, 2016.

[12] Sriyana, S. Martha and E. Sulistianingsih, "Prediksi Nilai Tukar Dollar Amerika Serikat terhadap Rupiah dengan Metode Support Vector Regression (SVR)," *Buletin Ilmiah Math, Stat, dan Terapannya (Bimaster)*, vol. 8, no. 1, pp. 1-10, 2019.

[13] Suyanto, Machine Learning: Tingkat Dasar dan Lanjut, Bandung: Informatika, 2018.

[14] Rezzy, "Peramalan Crude Palm Oil (CPO) Menggunakan Support Vector Regression Kernel Radial Basis," *Jurnal Matematika*, vol. 7, no. 1, 2017.

[15] R. Amanda, H. Yasin and A. Prahutama, "Analisis Support Vector Regression (SVR) dalam Memprediksi Kurs Rupiah terhadap Dollar Amerika Serikat," *JURNAL GAUSSIAN*, vol. 3, no. 4, pp. 849 - 857, 2014.

[16] F. Gorunescu, Data Mining: Concepts, Models, and Techniques, Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011.

[17] E. Prasetyo, Data Mining, Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab, Yogyakarta: Andi Offset, 2014.

[18] J. Han, M. Kamber and J. Pei, Data Mining: Concepts and Techniques, 3rd ed, Elsevier, 2012.

[19] D. T. Larose and C. D. Larose, Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining, 2nd ed, Wiley, 2014.

[20] P. H. Abreu, M. S. Santos, M. H. Abreu, B. Andrade and D. C. Silva, "Predicting Breast Cancer Recurrence Using Machine Learning Tehniques: A Systematic Review," *ACM Computer Survey*, vol. 49, no. 3, pp. 52:1-52:40, 2016.

[21] M. M. Suarez-Alvarez, D.-T. Pham, M. Y. Prostov and a. Y. I. Prostov, "Statistical approach to normalization of feature vectors and clustering of mixed datasets," *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, p. 2630–2651, 2012.

[22] Wikipedia, "Support Vector Machine," wikipedia.org, 2013. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Support_vector_machine.. [Accessed 2019].

[23] H. Xisheng, Z. Wang, C. Jin, Y. Zhen and X. Xue, "A Simplified Multi-Class Support Vector Machine with Reduced Dual Optimization," *Elsevier on Pattern Recognition Letters*, vol. 33, pp. 71-82, 2012.

[24] H. Byun and L. S. W., "A Survey on Pattern Recognition Applications of Support Vector Machines," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 17, pp. 459-486, 2003.

[25] M. S. Santos, P. H. Abreu, P. J. Garcia-Laencina, A. Simao and A. Carvalho, "A new cluster-based oversampling method for improving survival prediction of hepatocellular carcinoma patients," *Journal Biomedis Information*, vol. 58, p. 49–59, 2015.

JADWAL PENELITIAN

Kegiatan	2020															
	Juli				Agustus				September				Oktober			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Pra Penelitian																
Penyusunan Proposal																
Pengumpulan Data																
Eksperimen																
Pengujian Model																
Penyususnan Laporan																

BAB IV
HASIL PENELITIAN

4.1 Hasil Pengumpulan Data

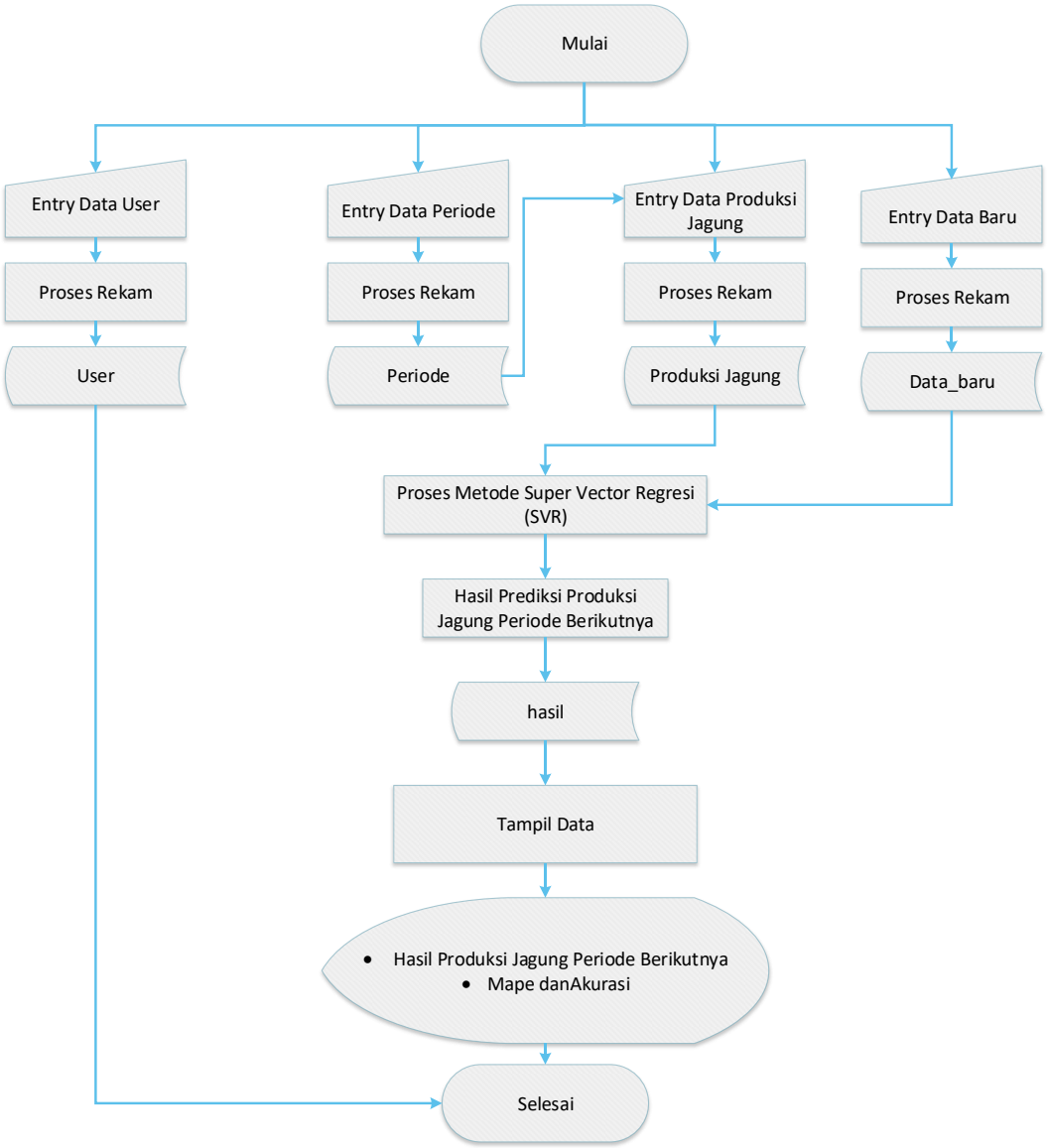
Hasil pemgumpulan data primer dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Tabel 4.1 Hasil Pengumpulan Data

Tahun	Luas Lahan (Ha)	Produktivitas (Ku/Ha)	Produksi (Ton)
1993	2,881,466	22.06	6,355,214
1994	3,047,378	22.16	6,752,146
1995	3,595,700	22.64	8,142,863
1996	3,685,459	24.97	9,200,807
1997	3,301,795	26.26	8,671,647
1998	3,815,919	26.49	10,110,557
1999	3,456,357	26.63	9,204,036
2000	3,500,318	27.65	9,676,899
2001	3,285,866	28.45	9,347,192
2002	3,126,833	30.88	9,654,105
2003	3,358,511	32.41	10,886,442
2004	3,356,914	33.44	11,225,243
2005	3,625,987	34.54	12,523,894
2006	3,345,805	34.70	11,609,463
2007	3,630,324	36.60	13,287,527
2008	4,001,724	40.78	16,317,252
2009	4,160,659	42.37	17,629,748
2010	4,131,676	44.36	18,327,636
2011	3,864,692	45.65	17,643,250
2012	3,957,595	48.99	19,387,022
2013	3,821,504	48.44	18,511,853
2014	3,837,019	49.54	19,008,426
2015	3,787,367	51.78	19,612,435

4.2 Hasil Pengembangan Sistem

4.2.1 Sistem Yang Di Usulkan

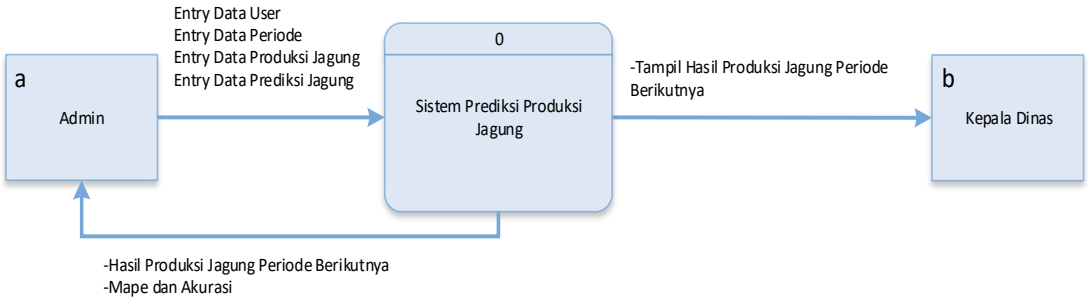


Gambar 4.1 Bagan Alir Sistem Yang Diusulkan

4.2.2 Desain Sistem Secara Umum

4.2.2.1 Diagram Konteks

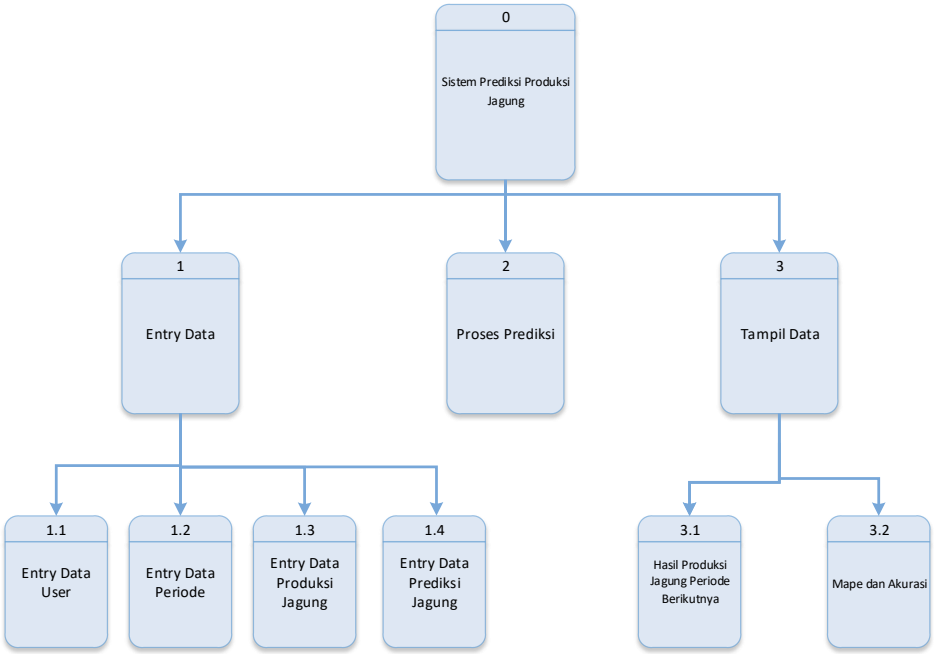
Diagram Konteks adalah sebuah diagram sederhana yang menggambarkan hubungan antara entity luar, input dan output dari sistem.



Gambar 4.2 Diagram Konteks

4.2.2.2 Diagram Berjenjang

Diagram Berjenjang adalah perancangan system yang dapat menampilkan seluruh proses yang terdapat pada pada suatu aplikasi tertentu dengan jelas dan terstruktur.

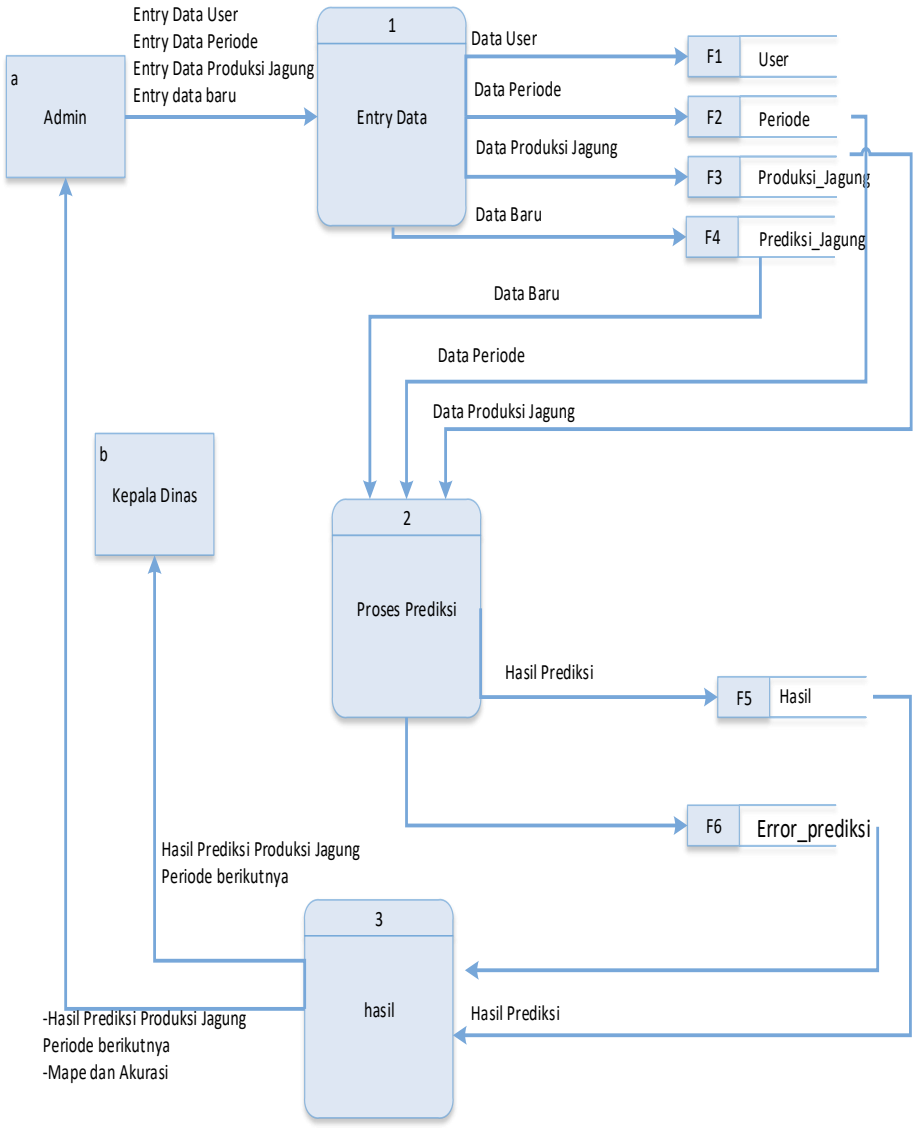


Gambar 4.3 Diagram Berjenjang

4.2.2.3 Diagram Arus Data

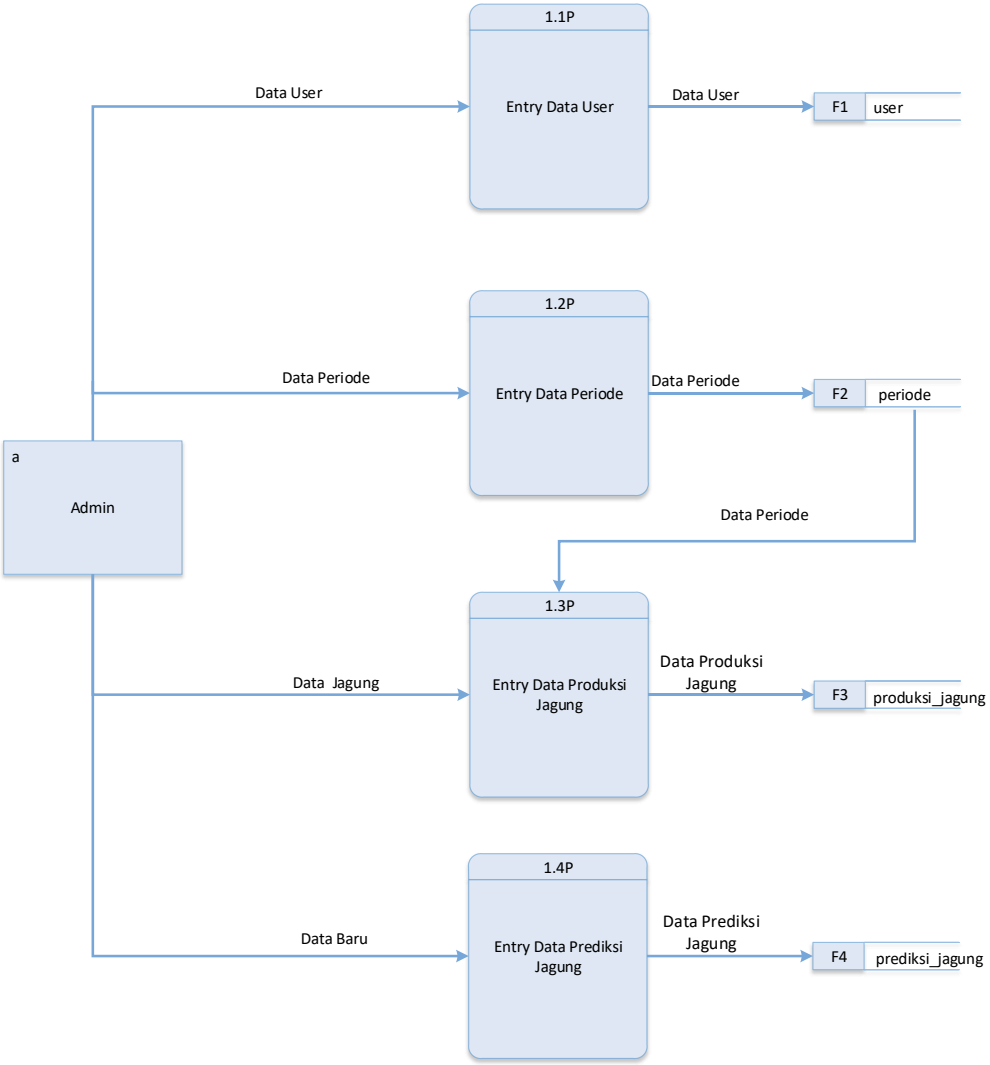
Diagram Arus Data adalah suatu diagram yang menggambarkan aliran data dari sebuah proses atau system yang menyediakan informasi mengenai input dan output dari setiap entitas dan proses itu sendiri.

4.2.2.3.1 DAD Level 0



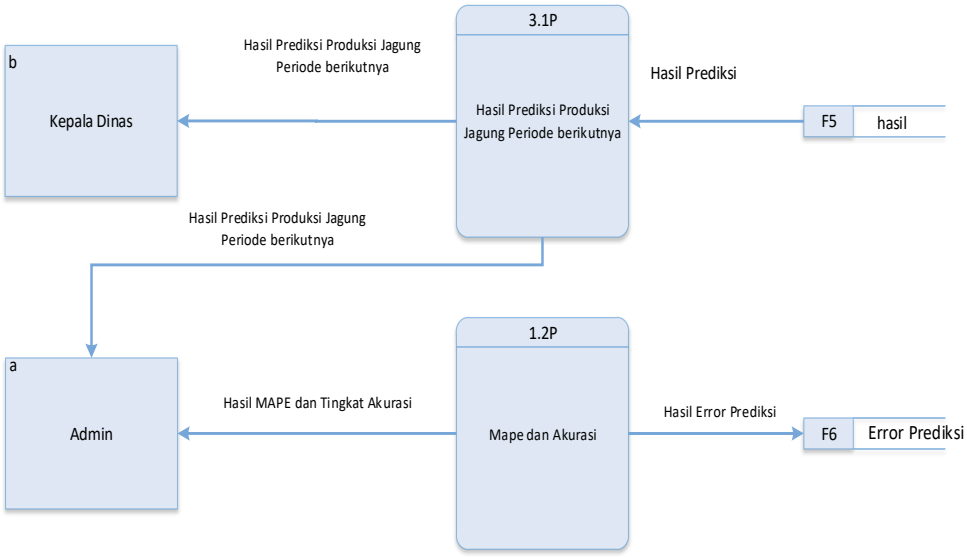
Gambar 4.4 DAD Level 0

4.2.2.3.2 DAD Level 1 Proses 1



Gambar 4.5 DAD Level 1 Proses 1

4.2.2.3.3 DAD Level 1 Proses 3



Gambar 4.6 DAD Level 1 Proses 3

4.2.3 Kamus Data

Kamus data data atau *Data Dictionary* adalah katalog fakta tentang data dan kebutuhan-kebutuhan informasi dari suatu sistem informasi. Kamus data digunakan untuk merancang input, file-file/database dan output. Kamus data dibuat berdasarkan arus data yang mengalir pada DAD, dimana didalamnya terdapat struktur dari arus data secara detail.

Tabel 4.2 Kamus Data User

Kamus Data : User				
Nama Arus Data : Data User Periode : Setiap ada penambahan data User (non periodik) Struktur Data :				Bentuk Data : Dokumen Arus Data : a-1, 1-F1 a-1.1p, 1.1p-F1
No	**Nama Item Data**	**Type**	**Width**	**Description**
1.	id_user	Char	4	No id User
2.	nama_lengkap	Char	100	Nama lengkap
3.	username	Char	100	Username
4	Password	Char	50	Password
5.	Jenis_kelamin	Char	100	Jenis kelamin
6.	Status_admin	Char	100	Status admin

Tabel 4.3 Kamus Data Periode

Kamus Data : Periode				
Nama Arus Data : Data Periode Periode : Setiap ada penambahan data Periode (non periodik) Struktur Data :				Bentuk Data : Dokumen Arus Data : a-1,1-F2,F2-2 a-1.2p, 1.2p-F2
No	**Nama Item Data**	**Type**	**Width**	**Description**
1.	Id_ Periode	Char	4	No id periode
2.	tahun	Number	4	Tahun periode

Tabel 4.4 Kamus Data Produksi jagung

Kamus Data : Produksi jagung				
Nama Arus Data : Data Produksi jagung Periode : Setiap ada penambahan data Produksi jagung (non periodik) Struktur Data :				Bentuk Data : Dokumen Arus Data : a-1,1-F3,F3-2 a-1.3p,1.3p-F3
No	**Nama Item Data**	**Type**	**Width**	**Description**
1.	Id_ produksi	Char	4	No id produksi
2.	Id_periode	Char	4	No id periode
3.	Luas_lahan_panen	Number	10,3	Luas lahan
5.	produksi	Number	10,3	produksi

Tabel 4.5 Kamus Data Baru

Kamus Data : data_baru				
Nama Arus Data : Data baru Periode : Setiap ada penambahan data baru (non periodik) Struktur Data :				Bentuk Data : Dokumen Arus Data : a-1,1-F3,F3-2 a-1.3p,1.3p-F3
No	**Nama Item Data**	**Type**	**Width**	**Description**
1.	Id_ prediksi	Char	4	No id produksi
2.	tahun	Number	8	Tahun yang akan di prediksi
3.	Luas_lahan_panen	Number	10,3	Luas lahan

Tabel 4.6 Kamus Data *hyperplane*

Kamus Data : *hyperplane*				
Nama Arus Data : *hyperplane* Periode : Setiap ada penambahan data baru (non periodik) Struktur Data :				Bentuk Data : Dokumen Arus Data : a-1,1-F3,F3-2 a-1.3p,1.3p-F3
No	**Nama Item Data**	**Type**	**Width**	**Description**
1.	Id_ hyperplane	Number	11	No id produksi
2.	W	Number	-	nilai w
3.	B	Number	-	bias

Tabel 4.7 Kamus Data *Kernel*

Kamus Data : *Kernel*				
Nama Arus Data : *Kernel* Periode : Setiap ada penambahan data baru (non periodik) Struktur Data :				Bentuk Data : Dokumen Arus Data : a-1,1-F3,F3-2 a-1.3p,1.3p-F3
No	**Nama Item Data**	**Type**	**Width**	**Description**
1.	No	Char	5	No id kenel
2.	X1y	Number	6	nilai X1y
3.	X12	Number	6	Nilai x12
4.	Y2	Number	6	Nilai y kuadrat

Tabel 4.8 Kamus Data Hasil Prediksi periode berikutnya

Kamus Data : Hasil Prediksi periode berikutnya				
Nama Arus Data : Hasil Prediksi periode berikutnya Periode : Setiap ada penambahan data baru (non periodik) Struktur Data :				Bentuk Data : Dokumen Arus Data : 2-F6,F6-3,3-a,3-b
No	**Nama Item Data**	**Type**	**Width**	**Description**
1.	Id_ prediksi	Char	4	No id prediksi
2.	prediksi	Number	-	Hasil prediksi

Tabel 4.9 Kamus Data Error_Prediksi

Kamus Data : error_prediksi				
Nama Arus Data : Hasil error_prediksi Periode : Setiap ada penambahan data baru (non periodik) Struktur Data :				Bentuk Data : Dokumen Arus Data : 2-F6,F6-3,3-a,3-b
No	**Nama Item Data**	**Type**	**Width**	**Description**
1.	Id	Char	4	No id prediksi
2.	aktual	Number	3	Hasil aktual
3.	prediksi	Number	3	Hasil prediksi
4.	Error	Number	3	Selisih prediksi
5.	mape	Number	-	Nilai mape

4.2.4 Arsitektur Sistem

Sistem prediksi produksi jagung pada peneltian ini agar bisa berjalan dengan lancer maka direkomendasikan Spesifikasi hardware dan Software sebagai berikut:

1. Processor : Minimal Dual Core
2. RAM : 1 GB
3. VGA : 16 bit
4. Hardisk : 500GB
5. Operating System : Windows 7
6. Tools : Google Chrome

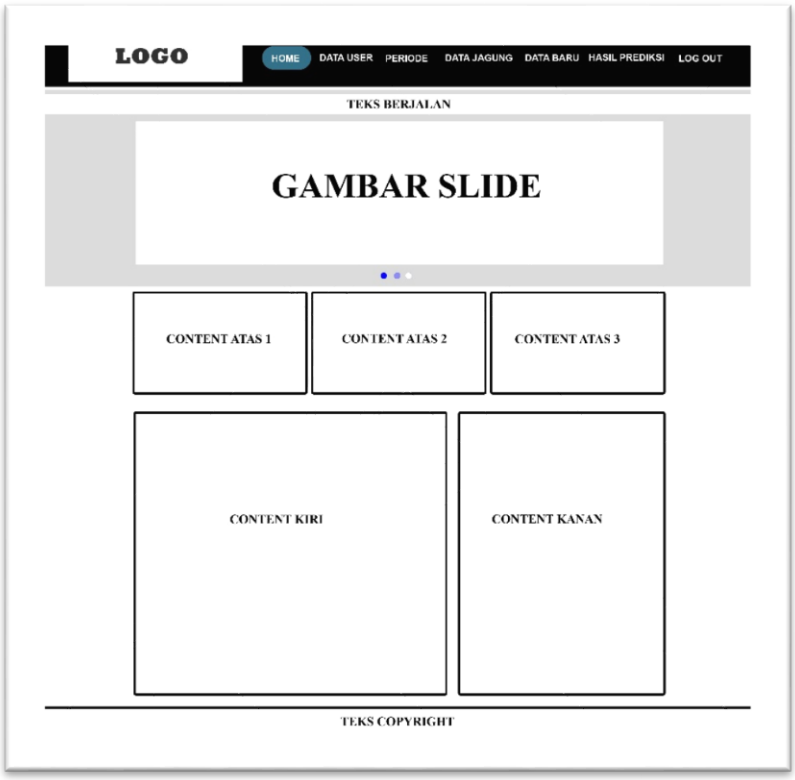
4.2.5 Interface Design

4.2.5.1 Mekanisme User

Tabel. 4.10 Mekanisme User

User	Kategori	Akses Input	Akses Output
admin	Admin	▪ User ▪ periode ▪ data Produksi Jagung ▪ data baru	▪ Hasil predksi produksi jagung periode berikutnya ▪ *Mape* dan Akurasi
Kepala dinas	User	-	▪ Hasil predksi produksi jagung periode berikutnya

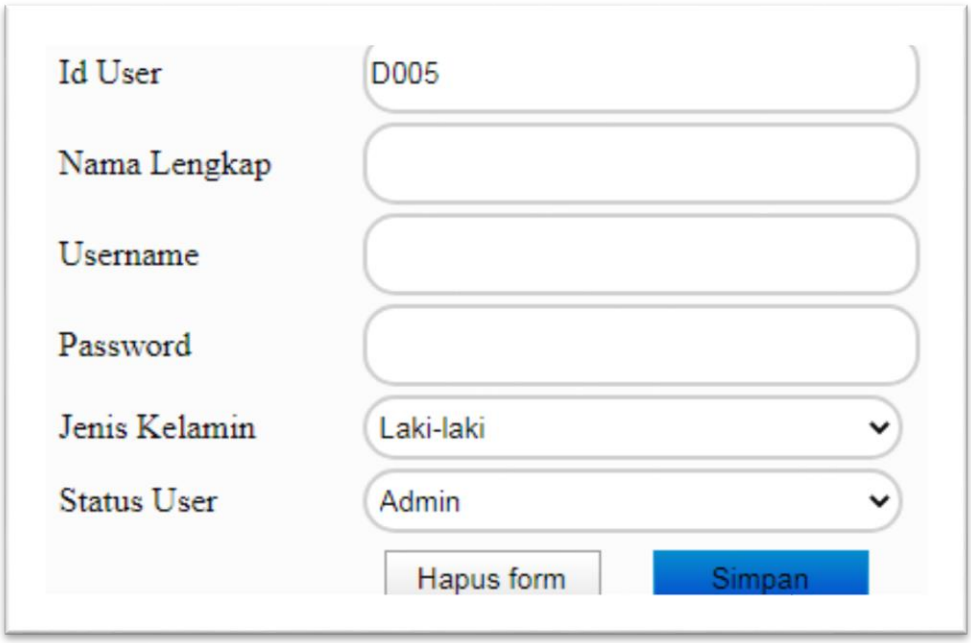
4.2.5.2 Mekanisme navigasi home



Gambar 4.7 Mekanisme Navigasi Home

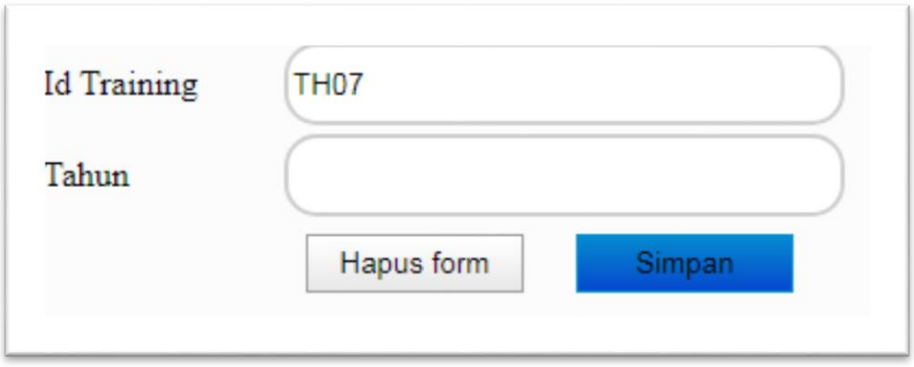
4.2.5.3 Mekanisme Input

- **Input User**



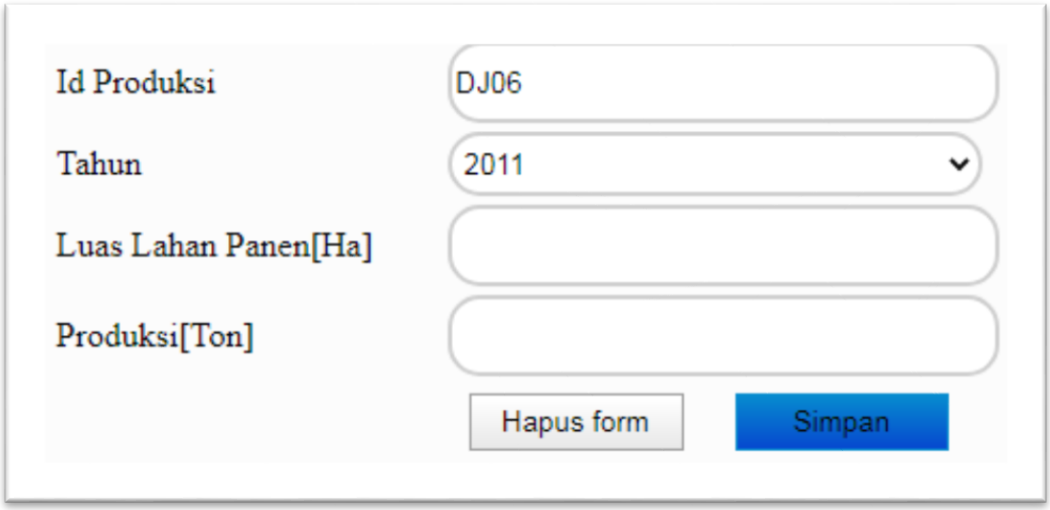
Gambar 4.8 Mekanisme Input User

- **Input Data Periode**



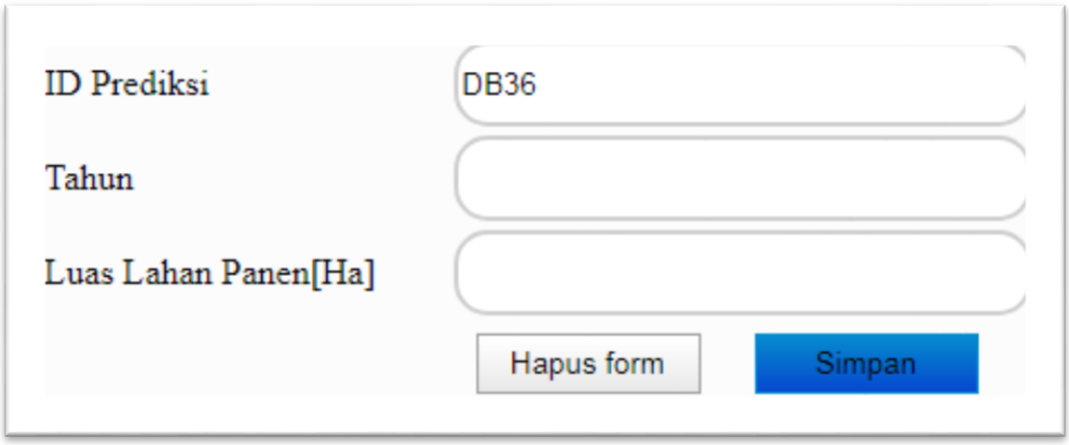
Gambar 4.9 Mekanisme Input Data Periode

- **Input Data Produksi Jagung**



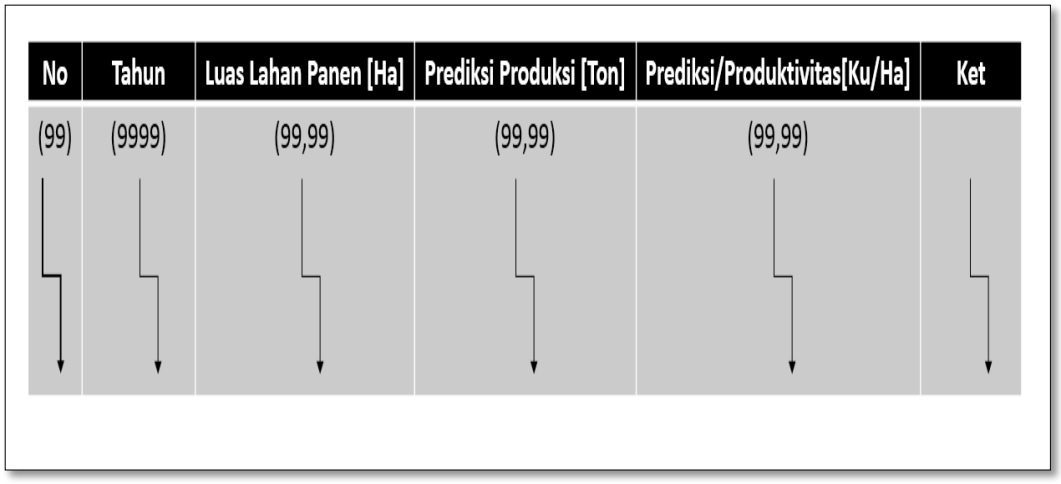
Gambar 4.10 Mekanisme Input Data Jagung

- **Input Data Baru**



Gambar 4.11 Mekanisme Input Data baru

4.2.5.4 Mekanisme Output



Gambar 4.12 Mekanisme Output Hasil Prediksi

4.2.6 Data Desain

4.2.6.1 Struktur Data

Tabel 4.11 User

Nama File : user Tipe File : induk Organisasi : index				
No	**File Nama**	**Type**	**Width**	**Index**
1.	id_user	Varchar	5	Primary Key
2.	nama_lengkap	Varchar	100	
3.	username	Varchar	50	
4	Password	Varchar	100	
5.	Jenis_kelamin	Varchar	100	
6.	Status_admin	Varchar	100	

Tabel 4.12 Periode

Nama File : periode Tipe File : induk Organisasi : index				
No	**File Nama**	**Type**	**Width**	**Index**
1.	Id_ Periode	Varchar	4	Primary Key
2.	tahun	Integer	4	Foreign Key

Tabel 4.13 Data Produksi Jagung

Nama File : data_produksi_jagung Tipe File : induk Organisasi : index				
No	**File Nama**	**Type**	**Width**	**Index**
1.	Id_ produksi	*Varchar*	4	*Primary key*
2.	Id_periode	*Varchar*	4	
3.	Luas_lahan_panen	*decimal*	10,3	
4.	produksi	*decimal*	10,3	

Tabel 4.14 Data Baru

Nama File : data_baru Tipe File : induk Organisasi : index				
No	**File Nama**	**Type**	**Width**	**Index**
1.	Id_ prediksi	*Varchar*	4	*Primary key*
2.	tahun	*integer*	8	
3.	Luas_lahan_panen	*decimal*	10,3	

Tabel 4.15 *hyperplane*

Nama File : *hyperplane* Tipe File : relasi Organisasi : index				
No	**File Nama**	**Type**	**Width**	**Index**
1.	Id_ *hyperplane*	*integer*	11	*Primary key*
2.	w	*Float*	-	
3.	b	*float*	-	

Tabel 4.16 kernel

Nama File : kernel Tipe File : relasi Organisasi : index				
No	**File Nama**	**Type**	**Width**	**Index**
1.	no	*Varchar*	4	*Primary key*
2.	X1y	*integer*	6	
3.	X12	*integer*	6	
5.	Y2	*integer*	6	

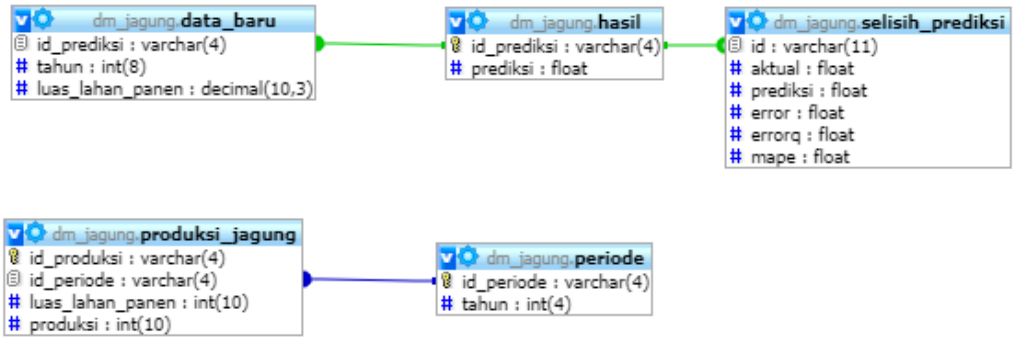
Tabel 4.17 Hasil

Nama File : hasil Tipe File : induk Organisasi : index				
No	**File Nama**	**Type**	**Width**	**Index**
1.	Id_ prediksi	*Varchar*	4	*Primary Key*
2.	prediksi	*Float*	-	

Tabel 4.18 Error_prediksi

Nama File : error_prediksi Tipe File : induk Organisasi : index				
No	**File Nama**	**Type**	**Width**	**Index**
1.	Id	*Varchar*	4	*Primary Key*
2.	Aktual	*Integer*	3	
3.	prediksi	*Integer*	3	
4.	*error*	*Integer*	3	
5.	*Mape*	*float*	-	

4.2.6.2 Relasi

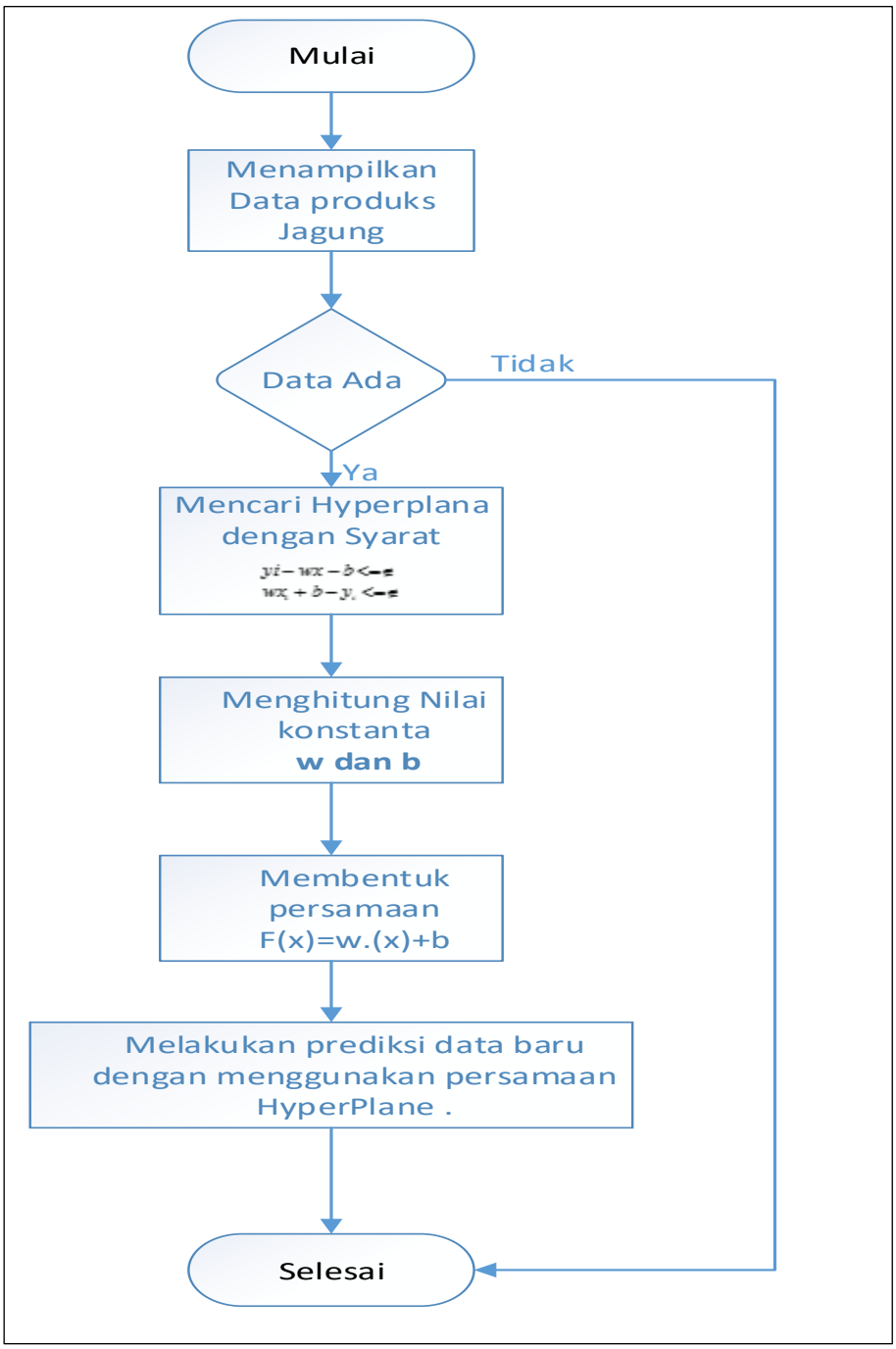


Gambar 4.13 Relasi table

4.2.7 Hasil Pengujian Sistem

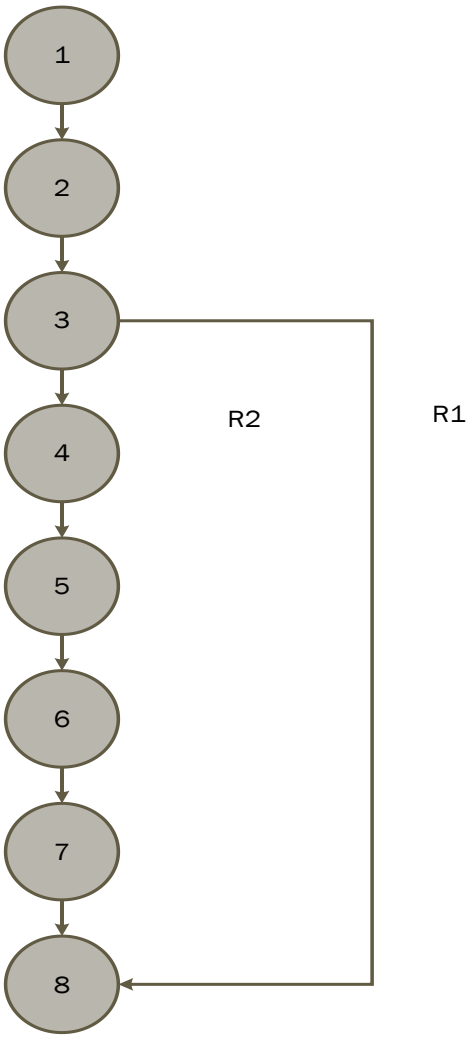
4.2.7.1 Pengujian *White Box*

1. Proses Perhitungan regresi



Gambar4.14 Flowchart Proses penilaian

Flowgraph Dari flowchart



Gambar4.15 Flowgraph Proses penilaian

Menghitung Nilai *Cyclomatic Complexity* (CC)

Dimana :

Region(R) = 2

Node(N) = 8

Edge(E) = 8

Predicate Node(P) = 1

V(G) = E – N + 2

= 8 – 8 + 2

= 2

V(G) = P + 1

= 1 + 1

= 2

Menentukan Basis Path

Path 1= 1-2-3-8

Path 2= 1-2-3-4-5-6-7-8

Ketika aplikasi dijalankan, maka terlihat bahwa semua basis path yang dihasilkan telah dieksekusi satu kali. Berdasarkan ketentuan tersebut dari segi kelayakan *software*, sistem ini telah memenuhi syarat.

4.2.7.2 Pengujian *Black Box*

Pengujian *Black Box* dilakukan untuk memastikan bahwa suatu *event* atau masukan akan menjalankan proses yang tepat dan menghasilkan *Output* Sesuai dengan rancangan. Untuk Contoh pengujian terhadap beberapa proses nenberikan hasil sebagai berikut :

Tabel 4.19 Tabel Pengujian *Black Box* Aplikasi (Halaman Pengunjung)

Input/Event	Fungsi	Hasil Yang Diharapkan	Hasil Uji
Klik Menu Home	Menampilkan halaman judul aplikasi	Menu home tampil	Sesuai
Klik Menu Hasil Prediksi	Menampilkan halaman prediksi produksi jagung	Tampil halaman prediksi	Sesuai
Klik Menu Login	Menampilkan form Login	Form login	Sesuai
Input user name dan password salah	Muncul pesan username password error	Tidak bisa login	Sesuai
Masukkan user name dan password Benar	Muncul halaman admin	Halaman admin Tampil	Sesuai
Klik Menu User	Menampilkan tabel data user mengedit, dan menghapus	Tampil halaman data user	Sesuai
Input Data User lalu klik simpan	Menyimpan data user	Data User tersimpan	sesuai
Klik Menu data Periode	Menampilkan tabel data periode dan tombol hapus	Tampil Halaman data Periode	Sesuai
Input Data Periode lalu klik simpan	Menyimpan data periode	Data periode Baru tersimpan	Sesuai
Klik Menu Data produksi Jagung	Menampilkan tabel data produksi jagung dan terdapat tombol	Tampil Halaman data produksi jagung	Sesuai

Input/Event	Fungsi	Hasil Yang Diharapkan	Hasil Uji
	untuk mengedit dan mnghapus		
Input Data Produksi jagung lalu klik simpan	Menyimpan data produksi jagung	Data produksi jagung tersimpan	Sesuai
Klik Menu Data baru	Menampilkan Halaman Form Input Data Prediksi	Tampil Halaman Input data prediksi	Sesuai
Input data prediksi jagung lalu klik prediksi	Menyimpan data prediksi jagung	Data Prediksi jagung tersimpan	Sesuai
Klik Menu Hasil Prediksi	Menampilkan halaman tabel hasil prediksi	Halaman tabel hasil prediksi tampil.	Sesuai
Klik Menu Log Out	Keluar Dari Menu Admin	Tampil Halaman judul aplikasi	Sesuai

BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1 Pembahasan Model

Tahun	Luas Lahan (Ha)	Produksi (Ton)
2012	3,957,595	19,387,022
2013	3,821,504	18,511,853
2014	3,837,019	19,008,426
2015	3,787,367	19,612,435

$$Min \frac{1}{2}|w|^2$$

Dengan syarat dimana:

$yi - wx - b$
$wx_i + b - y_i$

Sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut:

1. 19.387.022 (y – w3.957.595 – b) = 19.387.022y – w3.957.595 – 19.387.022b
2. 18.511.853 (y – w3.821.504 – b) = 18.511.853y – w3.821.504 – 18.511.853b
3. 19.008.426 (y – w3.837.019 – b) = 19.008.426y – w3.837.019 – 19.008.426b
4. 19.612.435 (y – w3.787.367 – b) = 19.612.435y – w3.787.367 – 19.612.435b

a. Maka mencari nilai w dan b dari persamaan (3) dan (4)

19.612.435y – w3.787.367 – 19.612.435b = 19.612.435
19.008.426y – w3.837.019 – 19.008.426b = 19.008.426 -
604.009y – (-w49.652) – 604.009b = 604.009

b. Selanjutnya akan di eliminasi b, maka didapatkan nilai sebagai berikut:

w3.787.367 – 19.612.435b = 19.612.435 = x 1
(-w49.652) – 604.009b = 604.009 = x 32,470

Sehingga

w3.787.367 – 19.612.435b = 19.612.435
w1.612.200 – 19.612.435b = 19.612.435 +
w5.399.567 - 0 = 39.224.870
w = 39.224.870 / 5.399.567
w = 7,264

c. Berikutnya akan dieliminiasi nilai w
w3.787.367 – 19.612.435b = 19.612.435 = x 1
(-w49.652) – 604.009b = 604.009 = x -76,278

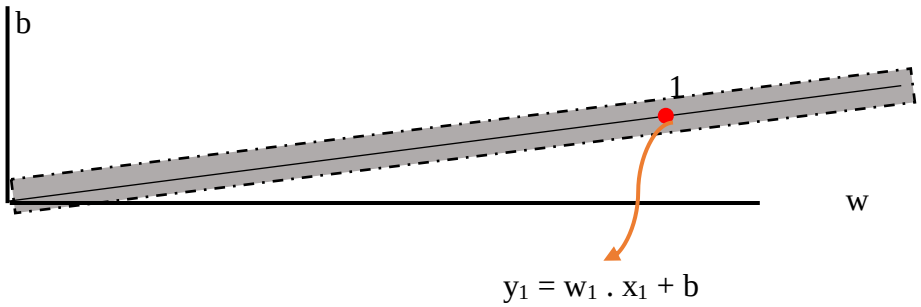
Sehingga

w3.787.367 – 19.612.435b = 19.612.435
w3.787.367 – (-46.072.741,37b) = -46.072.741,37 -
0 - 65.685.176,37b = 65.685.176,37
b = 65.685.176,37
65.685.176,37
b = 1

d. Dari persamaan (b) dan (c) didapatkan
1. w = 7,264
2. b = 1

e. Melakukan Prediksi dengan menggunakan persamaan HyperPlane yang didapatkan

$f(x) = w_1 . (x_1) + b$
Plot HyperPlane dapat digambarkan sebagai berikut :
f : Prediksi Tahun Lalu → Prediksi Tahun Ini



Langkah 2 melakukan prediksi data baru dengan menggunakan persamaan HyperPlane:

Tahun	Luas Lahan (Ha)	Produksi (Ton)
2016	3.652.188	?

Maka Hasil Prediksi Produksi Tahun selanjutnya adalah:

$f(x) = w_1 . (x_1) + b$
$= 7{,}264\ (3.652.188) + 1$
$= 26.529.495{,}632$

Setelah Hasil Prediksi Produksi Tahun Selanjutnya diketahui, maka berikutnya kita akan mencari Hasil Prediksi Produktivitas dengan rumus sebagai berikut:

$$\text{Prediksi Produktivitas} = \frac{\text{Prediksi Produksi (ku)}}{\text{Luas Lahan Panen (Ha)}}$$

5.2 Pembahasan Sistem

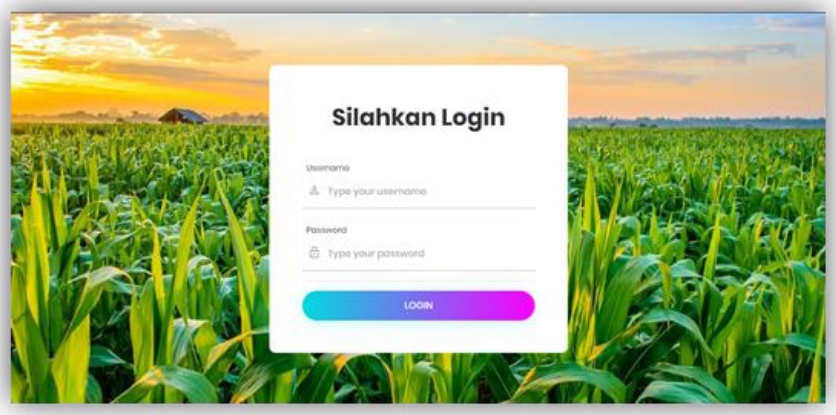
Berikut adalah hasil tampilan sistem Prediksi Produksi Jagung di Indonesia Menggunakan metode *Support Vector Regression*.

5.2.1 Tampilan Halaman Home

Gambar 5.1 Tampilan *Home Website*

Halaman ini akan tampil pada saat sitem baru pertama kali di jalankan, pada halaman ini terdapat penjelasan tentang produksi jagung, data mining serta tentang algoritma support Vector Regression.

5.2.2 Tampilan Halaman Login



Gambar 5.2 Halaman login

Untuk login ke halaman admin dapat di akses pada menu login dengan memasukkan username dan password yang benar, jika salah memasukkan username atau password maka akan menampilkan pesan error bahwa username atau password anda salah.

5.2.3 Tampilan Halaman User

Gambar 5.3 Tampilan Halaman Tabel User

Halaman user dapat di akses pada menu user, pada halaman ini untuk melakukan input data user baru,melihat tabel user,mengedit data user serta menghapus data user

5.2.4 Tampilan Halaman Data Periode

Gambar 5.4 Halaman Data periode

Halaman data periode dapat di akses pada menu Periode, pada halaman ini untuk melakukan input data periode baru,melihat tabel periode,mengedit data periode serta menghapus data periode.

5.2.5 Tampilan Halaman Data Jagung

Gambar 5.5 Tampilan Halaman Data Jagung

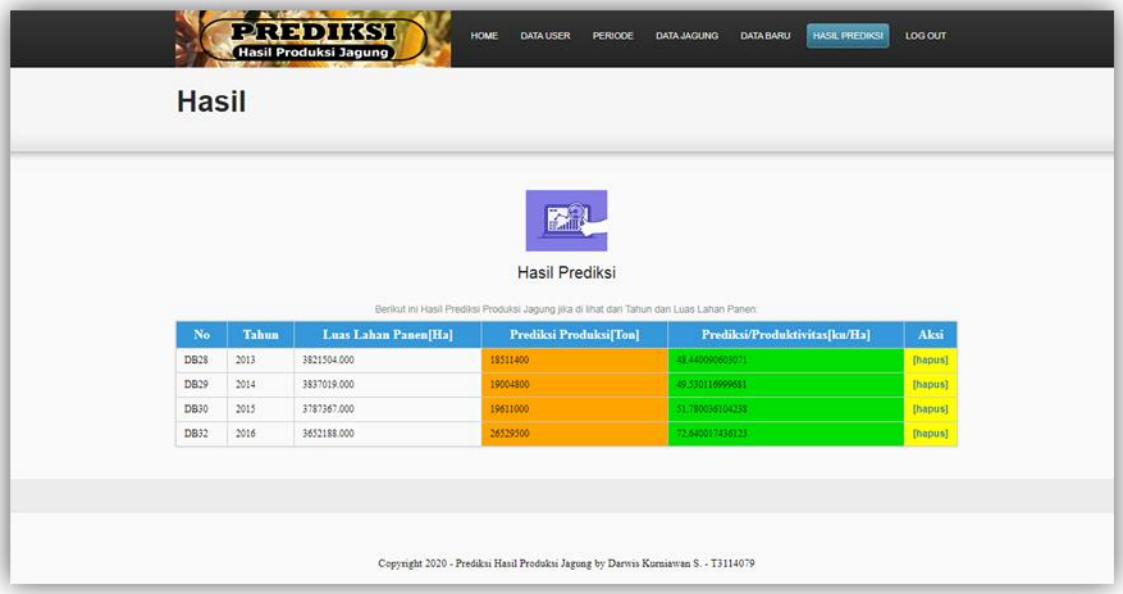
Halaman data Produksi Jagung dapat di akses pada menu Data Jagung, pada halaman ini untuk melakukan input data produksi jagung yang terdiri dari tahun,luas lahan panen dalam satuan(ha) dan data produksi jagung pada tahun tersebut,selanjutnya pada halaman ini juga dapat melihat tabel prouksi jagung berdasarkan tahun ,mengedit data produksi jagung serta menghapus data produksi jagung.

5.2.6 Tampilan Halaman Data Baru

Gambar 5.6 Tampilan Halaman Data Baru

Halaman data baru dapat di akses pada menu Data Baru, pada halaman ini untuk melakukan input data baru yang akan di prediksi berdasarkan tahun dan laus lahan panen.jadi untuk melakukan prediksi pada sistem ini terlebih dahulu menginput data tahun dan luas lahan panen sehingga hasil akhirnya adalah menampilkan data prediksi data produksi jagung sesuai dengan tahun yang di input. Seperti pada gambar 5.7 di atas.

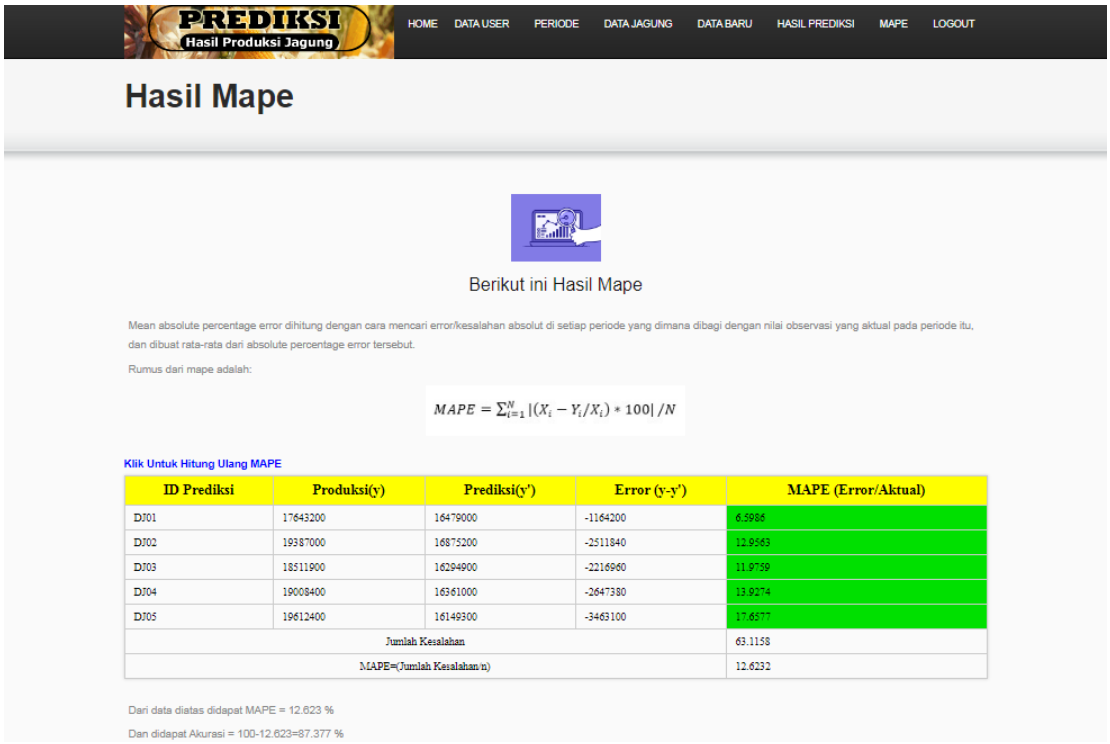
5.2.7 Tampilan Halaman Hasil Prediksi



Gambar 5.7 Tampilan Halaman Hasil Prediksi

Setelah menginput data baru yang terdiri dari tahun dan luas lahan panen seperti pada gambar 5.7 maka akan tampil hasil prediksi jumlah produksi jagung dalam satuan ton, setelah mendapatkan hasil prediksi produksi jagung.

5.2.8 Tampilan Halaman Hasil MAPE



Gambar 5.8 Tampilan Halaman Hasil MAPE

Menampilkan Hasil MAPE dan Tingkat Akurasi dalam bentuk persen.

BAB VI
KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan telah diuraikan sebelumnya, maka dapat diambil suatu kesimpulan bahwa:

1. Peneliti dapat mengetahui cara merekayasa aplikasi Data Mining menggunakan Algoritma *Support Vector Regression* untuk memprediksi Hasil Tanaman Jagung di Indonesia.
2. Peneliti juga dapat mengetahui penerapan Algoritma *Support Vector Regression* terhadap memprediksi Hasil Tanaman Jagung di Indonesia dengan mendapatkan hasil akurasi sebesar 87,377% atau tingkat error MAPE sebesar 12,623%. Hasil akurasi tersebut dapat dikategorikan bahwa aplikasi yang dibuat layak untuk digunakan dalam memprediksi Hasil Tanaman Jagung di Indonesia.

6.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan diatas, peneliti dapat memberikan saran penelitian selanjutnya, yaitu:

1. Penelitian selanjutnya dapat mengoptimalkan Algoritma *Support Vector Regression* dengan menambahkan jumlah dataset agar menghasilkan data yang lebih tepat.
2. Penelitian selanjutnya dapat menerapkan gabungan Algoritma *Support Vector Regression* dengan metode prediksi lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

[1] A. Mayasari and Y. Rahayu, "Penerapan Algoritma Linear Regresi untuk Menentukan Estimasi Luas Lahan Panen Tanaman Jagung terhadap Curah Hujan dan Area Tambah Tanam di Kabupaten Rembang," *Jurnal Teknik Informatika UDINUS,* 2014.

[2] A. D. Hadijah, "Peningkatan Produksi Jagung melalui Penerapan Inovasi Pengelolaan Tanaman Terpadu," *Iptek Tanaman Pangan Vol. 5 No. 1,* pp. 64-73, 2010.

[3] S. Rahayu and Tarno, "Prediksi Produksi Jagung di Jawa Tengah dengan Arima dan Bootsrap," *Prosiding SMIPA,* pp. 157-162, 2006.

[4] S. D. Timor, "Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Produksi dan Impor Jagung di Indonesia," *Jurnal Ekonomi IPB,* 2008.

[5] I. P. Sari, B. Hidayat and R. D. Atmaja, "Perancangan dan Simulasi Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Color Moments dan GLCM," *SENIATI,* pp. 215-220, 2016.

[6] Wikipedia, "Jagung," wikipedia.org, 5 2 2019. [Online]. Available: https://id.wikipedia.org/wiki/Jagung. [Accessed 26 2 2019].

[7] Badan Pusat Statistik, "bps.go.id," [Online]. Available: https://www.bps.go.id/. [Accessed 26 2 2019].

[8] E. Prasetyo, Data Mining - Konsep dan Aplikasinya Menggunakan Matlab, Yogyakarta: Andi Offset, 2012.

[9] D. Hetharia, M. S. Ma'arif, Y. Arkeman and T. C. S., "Prediksi Produksi Jagung dalam Model Penyediaan Tepung Jagung pada Rantai Pasok Jagung," *Jurnal Teknik Industri, ISSN: 1411-6340* , pp. 222-232, 2015.

[10] E. I. A. Warih and Y. Rahayu, "Penerapan Data Mining untuk Menentukan Estimasi Produktivitas Tanaman Tebu dengan Menggunakan Algoritma Linier Regresi Berganda di Kabupaten Rembang," *Jurnal Teknik Informatika UDINUS,* 2014.

[11] A. Mubarok, "Penerapan Algoritma Support Vector Regression (SVR) dalam Prediksi Saham Emas (ANTIM.JK)," *Research Gate*, 2016.

[12] Sriyana, S. Martha and E. Sulistianingsih, "Prediksi Nilai Tukar Dollar Amerika Serikat terhadap Rupiah dengan Metode Support Vector Regression (SVR)," *Buletin Ilmiah Math, Stat, dan Terapannya (Bimaster),* vol. 8, no. 1, pp. 1-10, 2019.

[13] Suyanto, Machine Learning: Tingkat Dasar dan Lanjut, Bandung: Informatika, 2018.

[14] Rezzy, "Peramalan Crude Palm Oil (CPO) Menggunakan Support Vector Regression Kernel Radial Basis," *Jurnal Matematika*, vol. 7, no. 1, 2017.

[15] R. Amanda, H. Yasin and A. Prahutama, "Analisis Support Vector Regression (SVR) dalam Memprediksi Kurs Rupiah terhadap Dollar Amerika Serikat," *JURNAL GAUSSIAN*, vol. 3, no. 4, pp. 849 - 857, 2014.

[16] F. Gorunescu, Data Mining: Concepts, Models, and Techniques, Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011.

[17] E. Prasetyo, Data Mining, Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab, Yogyakarta: Andi Offset, 2014.

[18] J. Han, M. Kamber and J. Pei, Data Mining: Concepts and Techniques, 3rd ed, Elsevier, 2012.

[19] D. T. Larose and C. D. Larose, Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining, 2nd ed, Wiley, 2014.

[20] P. H. Abreu, M. S. Santos, M. H. Abreu, B. Andrade and D. C. Silva, "Predicting Breast Cancer Recurrence Using Machine Learning Tehniques: A Systematic Review," *ACM Computer Survey*, vol. 49, no. 3, pp. 52:1-52:40, 2016.

[21] M. M. Suarez-Alvarez, D.-T. Pham, M. Y. Prostov and a. Y. I. Prostov, "Statistical approach to normalization of feature vectors and clustering of mixed datasets," *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences,* p. 2630–2651, 2012.

[22] Wikipedia, "Support Vector Machine," wikipedia.org, 2013. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Support_vector_machine.. [Accessed 2019].

[23] H. Xisheng, Z. Wang, C. Jin, Y. Zhen and X. Xue, "A Simplified Multi-Class Support Vector Machine with Reduced Dual Optimization," *Elsevier on Pattern Recognition Letters,* vol. 33, pp. 71-82, 2012.

[24] H. Byun and L. S. W., "A Survey on Pattern Recognition Applications of Support Vector Machines," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence,* vol. 17, pp. 459-486, 2003.

[25] M. S. Santos, P. H. Abreu, P. J. Garcia-Laencina, A. Simao and A. Carvalho, "A new cluster-based oversampling method for improving survival prediction of hepatocellular carcinoma patients," *Journal Biomedis Information,* vol. 58, p. 49–59, 2015.

JADWAL PENELITIAN

Kegiatan	2020															
	Juli				Agustus				September				Oktober			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Pra Penelitian																
Penyusunan Proposal																
Pengumpulan Data																
Eksperimen																
Pengujian Model																
Penyususnan Laporan																

Lampiran 1. Koding Program (mape.php)

```
<p><center><img src="images/mape.jpg" width='30%'></center><br>
                <a href='evaluasi2.php'><font color='blue'>Klik Untuk Hitung
Ulang MAPE</font></a></p>

                <table border='1' class ='table' width='100%'>
   <tr bgcolor = "yellow" class = "data">
            <th>ID Prediksi</th>
                <th>Produksi(y)</th>
                <th>Prediksi(y')</th>
                <th>Error (y-y')</th>
                <th>MAPE (Error/Aktual)</sup></th>
        </tr>
<?php
include_once "library/inc.connection.php";
        include_once "library/inc.library.php";
$query = mysql_query("SELECT * FROM selisih_prediksi");
while($row = mysql_fetch_array($query) )  {
   echo "<tr  class='td'>
                                                    <td>".$row['id']."</td>
                                            <td>".$row['aktual']."</td>
                            <td>".$row['prediksi']."</td>
                            <td>".$row['error']."</td>
                           <td bgcolor =
'gren'>".number_format($row['mape'],4)."</td>
                          </tr>";
                          }
        error_reporting(0);
        $querymape = mysql_query("SELECT sum(mape) as jumsalah FROM
selisih_prediksi");
        $rowmape = mysql_fetch_array($querymape);
        $jumsalah=$rowmape['jumsalah'];
        $queryn = mysql_query("SELECT count(id) as n FROM
selisih_prediksi");
        $rown = mysql_fetch_array($queryn);
        $n=$rown['n'];
        $mape=$jumsalah/$n;
        $mapedes=$mape/100;
        echo "<tr  class='td'><td colspan='4'><center>Jumlah
Kesalahan</td><td>".number_format($jumsalah,4)."</td></tr>";
        echo "<tr  class='td'><td colspan='4'><center>MAPE=(Jumlah
Kesalahan/n)</td><td>".number_format($mape,4)." %</td></tr>";
```

```
echo "</table>";
echo"   <p> Dari data diatas didapat MAPE =
<strong>".number_format($mape,3)."%</strong> atau sebesar <strong>
".number_format($mapedes,5)."</strong>, ";
$akurasi=100-number_format($mape,3);
echo"    atau dengan Tingkat Akurasi sebesar <strong>$akurasi%</strong></p>";
?>
<hr>
                                                    <br></h2> </center>
```

Lampiran 2. Surat Rekomendasi dari Lokasi Penelitian

KEMENTERIAN RISET, TEKNOLOGI DAN PENDIDIKAN TINGGI
LEMBAGA PENELITIAN (LEMLIT)
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
Jl. Raden Saleh No. 17 Kota Gorontalo
Telp: (0435) 8724466, 829975; Fax: (0435) 82997;
E-mail: lembagapenelitian@unisan.ac.id

SURAT KETERANGAN

Nomor : 1630/SK/LEMLIT-UNISAN/GTO/IX/2019

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama	: Dr. Rahmisyari, ST., SE
NIDN	: 0929117202
Jabatan	: Ketua Lembaga Penelitian

Menerangkan bahwa :

Nama Mahasiswa	: Darwis Kurniawan Sumba
NIM	: T3114079
Fakultas	: Fakultas Ilmu Komputer
Program Studi	: Teknik Informatika
Judul Penelitian	: PENERAPAN SUPPORT VECTOR REGRESSION UNTUK PREDIKSI PRODUKSI JAGUNG DI INDONESIA

Adalah benar telah melakukan pengambilan data penelitian dalam rangka Penyusunan Proposal/Skripsi pada UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO.

Gorontalo, 06 September 2019
Ketua,

Dr. Rahmisyari, ST., SE
NIDN 0929117202

Lampiran 3. Surat Keterangan Bebas Pustaka

KEMENTRIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
UPT. PERPUSTAKAAN PUSAT
SURAT KEPUTUSAN MENDIKS RI NO. 84/D/0/2001
Jln. Achmad Nadjamuddin No.17 Telp. (0435) 829975 Fax. (0435) 829976 Gorontalo

SURAT KETERANGAN BEBAS PUSTAKA

No.003/perpus_fikom/XI/2020

Perpustakaan Kamis, 26 November 2020 Fakultas Ilmu komputer (FIKOM) Universitas Ichsan Gorontalo dengan ini menerangkan bahwa :

Nama	: Darwis Kurniawan Sumbe
Nim	: T3114079
No anggota	: M202003

Terhitung sejak tanggal 26 November 2020, dinyatakan telah bebas dari pinjaman buku dan koleksi lainnya diperpustakaan Fakultas Ilmu komputer.

Demikian keterangan ini di buat untuk di pergunakan sebagaimana mestinya.

Gorontalo, 26 November 2020
Kepala Perpustakaan
Fakultas Ilmu Komputer

Apriyanto Alhamad, M.Kom
NIDN 09240485

Lampiran 4. Surat Keterangan Bebas Plagiasi

KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
UNIVERSITAS ICHSAN
(UNISAN) GORONTALO
SURAT KEPUTUSAN MENDIKNAS RI NOMOR 84/D/O/2001
Jl. Achmad Nadjamuddin No. 17 Telp (0435) 829975 Fax (0435) 829976 Gorontalo

SURAT REKOMENDASI BEBAS PLAGIASI

No. 0646/UNISAN-G/S-BP/XI/2020

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	:	Sunarto Taliki, M.Kom
NIDN	:	0906058301
Unit Kerja	:	Pustikom, Universitas Ichsan Gorontalo

Dengan ini Menyatakan bahwa :

Nama Mahasisw	:	DARWIS KURNIAWAN SUMBA
NIM	:	T3114079
Program Studi	:	Teknik Informatika (S1)
Fakultas	:	Fakultas Ilmu Komputer
Judul Skripsi	:	SISTEM CERDAS PREDIKSI HASIL TANAMAN JAGUNG DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR REGRESSION

Sesuai dengan hasil pengecekan tingkat kemiripan skripsi melalui aplikasi Turnitin untuk judul skripsi di atas diperoleh hasil Similarity sebesar 17%, berdasarkan SK Rektor No. 237/UNISAN-G/SK/IX/2019 tentang Panduan Pencegahan dan Penanggulangan Plagiarisme, bahwa batas kemiripan skripsi maksimal 35% dan sesuai dengan Surat Pernyataan dari kedua Pembimbing yang bersangkutan menyatakan bahwa isi softcopy skripsi yang diolah di Turnitin SAMA ISINYA dengan Skripsi Aslinya serta format penulisannya sudah sesuai dengan Buku Panduan Penulisan Skripsi, untuk itu skripsi tersebut di atas dinyatakan BEBAS PLAGIASI dan layak untuk diujiankan.

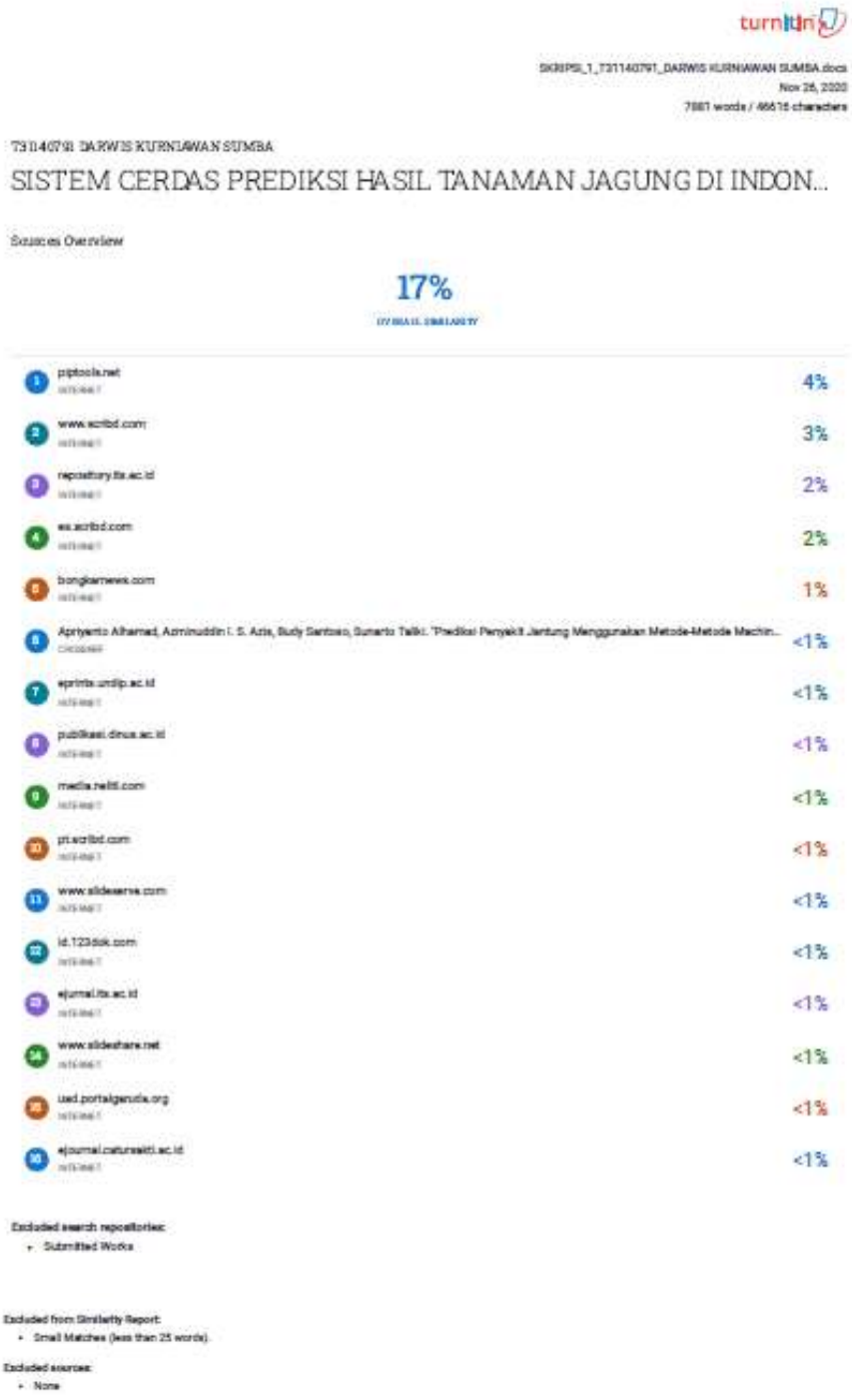
Demikian surat rekomendasi ini dibuat untuk digunakan sebagaimana mestinya.

Gorontalo, 30 November 2020
Tim Verifikasi,

Sunarto Taliki, M.Kom
NIDN. 0906058301

Tembusan :
1. Dekan
2. Ketua Program Studi
3. Pembimbing I dan Pembimbing II
4. Yang bersangkutan
5. Arsip

Lampiran 5. Hasil Uji Turnitin



turnitin

SKRIPSI_1_T31140791_DARWIS KURNIAWAN SUMBA.docx
Nov 26, 2020
7887 words / 46616 characters

T31140791 DARWIS KURNIAWAN SUMBA

SISTEM CERDAS PREDIKSI HASIL TANAMAN JAGUNG DI INDON...

Sources Overview

17%

1	piptools.net	4%
2	www.scribd.com	3%
3	repository.its.ac.id	2%
4	es.scribd.com	2%
5	bongkarnews.com	1%
6	Apriyanto Alhamad, Azminuddin I. S. Azis, Budy Santoso, Sunarto Taliki. "Prediksi Penyakit Jantung Menggunakan Metode-Metode Machin...	<1%
7	eprints.undip.ac.id	<1%
8	publikasi.dinus.ac.id	<1%
9	media.neliti.com	<1%
10	pt.scribd.com	<1%
11	www.slideserve.com	<1%
12	id.123dok.com	<1%
13	ejurnal.its.ac.id	<1%
14	www.slideshare.net	<1%
15	ued.portalgaruda.org	<1%
16	ejournal.caturwaiti.ac.id	<1%

Excluded search repositories:
- Submitted Works

Excluded from Similarity Report:
- Small Matches (less than 25 words)

Excluded sources:
- None

Lampiran 6. Daftar Riwayat Hidup

DATA PERSONAL

Nama : DARWIS KURNIAWAN SUMBA

Tempat : SEMARANG

Tanggal Lahir : 08 JUNI 1994

Alamat : DESA TANGGILINGO KEC. KABILA
KAB. BONE BOLANGO

Pekerjaan : MAHASISWA

Agama : ISLAM

No. HP. : 0853 – 9742 - 0825

Email : darwissumba472@gmail.com

RIWAYAT PENDIDIKAN

Tahun 2000 : Sekolah di SDN Tanggilingo

Tahun 2006 : Sekolah di SMP Negeri 1 Botumoito

Tahun 2009 : Sekolah di SMA Negeri 1 Kabila

Tahun 2014 : Diterima menjadi Mahasiswa di Perguruan Tinggi Swasta Universitas Ichsan Gorontalo