

TESIS

**PREDIKSI PRODUKSI JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA
REGRESI LINEAR BERGANDA
(Studi Kasus: Dinas Pertanian Kabupaten Dompu)**



Disusun oleh:

Nama : Muh Adha
NIM : 21.51.1006
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2022**

TESIS

**PREDIKSI PRODUKSI JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA
REGRESI LINEAR BERGANDA
(Studi Kasus: Dinas Pertanian Kabupaten Dompu)**

**CORN PRODUCTION PREDICTION USING MULTIPLE LINEAR
REGRESSION ALGORITHM
(Case Study: Dinas Pertanian Kabupaten Dompu)**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

Nama : Muh Adha
NIM : 21.51.1006
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2022**

HALAMAN PENGESAHAN

**PREDIKSI PRODUKSI JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA
REGRESI LINEAR BERGANDA**

(Studi Kasus: Dinas Pertanian Kabupaten Dompu)

**CORN PRODUCTION PREDICTION USING MULTIPLE LINEAR
REGRESSION ALGORITHM**

(Case Study: Dinas Pertanian Kabupaten Dompu)

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Muh Adha

21.51.1006

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Jumat, 6 Januari 2023

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 06 Januari 2023

Rektor

Prof. Dr. M. Suyanto, M.M.
NIK. 190302001

HALAMAN PERSETUJUAN

**PREDIKSI PRODUKSI JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA
REGRESI LINEAR BERGANDA
(Studi Kasus: Dinas Pertanian Kabupaten Dompu)**

**CORN PRODUCTION PREDICTION USING MULTIPLE LINEAR
REGRESSION ALGORITHM
(Case Study: Dinas Pertanian Kabupaten Dompu)**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Muh Adha

21.51.1006

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Jumat, 6 Januari 2023

Pembimbing Utama

Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom
NIK. 190302035

Anggota Tim Penguji

Prof. Dr. Kusriani, M.Kom
NIK. 190302106

Pembimbing Pendamping

Dr. Hanafi, S.Kom., M.Eng
NIK. 190302024

Dhani Ariatmanto, M.Kom., Ph.D.
NIK. 190302197

Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom
NIK. 190302035

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer.

Yogyakarta, 6 Januari 2023
Direktur Program Pascasarjana

Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : **Muh Adha**
NIM : **21.51.1006**
Konsentrasi : **Business Intelligence**

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:
Tuliskan Judul Tesis Bahasa Indonesia

Dosen Pembimbing Utama : **Prof. Dr. Erna Utami, S.Si., M.Kom**
Dosen Pembimbing Pendamping : **Dr. Hanafi, S.Kom., M.Eng**

1. Karya tulis ini adalah benar-benar **ASLI** dan **BELUM PERNAH** diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian **SAYA** sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari **Tim** Dosen Pembimbing
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab **SAYA**, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta
5. Pernyataan ini **SAYA** buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka **SAYA** bersedia menerima **SANKSI AKADEMIK** dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi

Yogyakarta, tanggal ujian tesis
Yang Menyatakan,



Muh Adha

HALAMAN PERSEMBAHAN

Sujud syukurku kusembahkan kepadaMu ya Allah, Atas takdirmu saya bisa menjadi pribadi yang berpikir, berilmu, beriman dan bersabar. Semoga keberhasilan ini menjadi satu langkah awal untuk masa depanku, dalam meraih cita-cita saya.

Dengan ini saya persembahkan karya ini untuk, **Ayah dan Bunda ...**

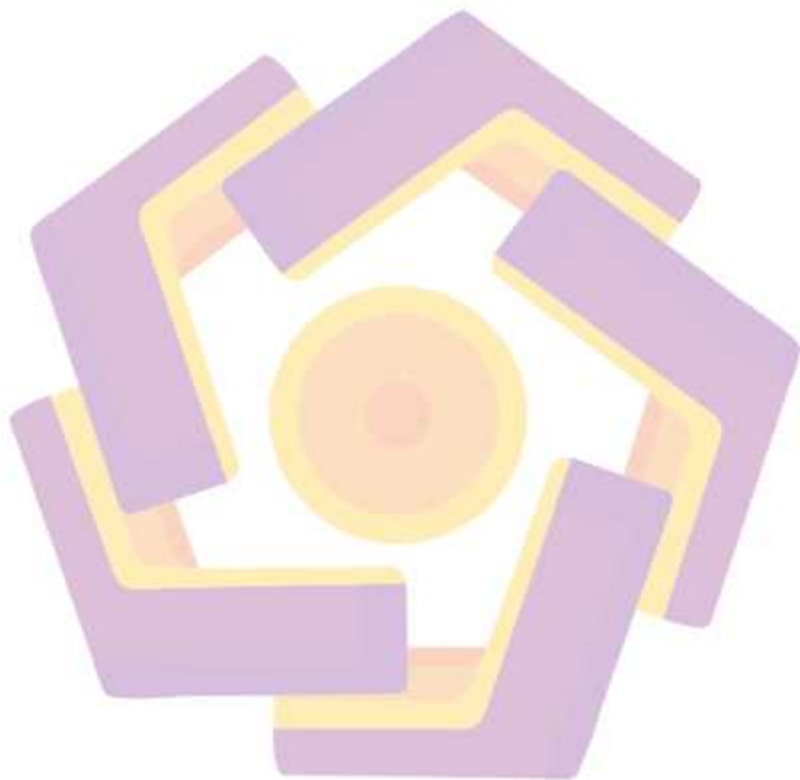
Terima kasih atas kasih sayang yang berlimpah dari mulai saya lahir, hingga saya sudah sebesar ini. Lahu teruntuk Bunda, terima kasih juga atas limpahan doa yang tak berkesudahan. Serta segala hal yang telah Bunda lakukan, semua yang terbaik. Terima kasih selanjutnya untuk kakak-kakak saya yang luar biasa.

Terima kasih juga yang tak terhingga untuk para dosen pembimbing **Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom** dan **Dr. Hanafi, S.Kom., M.Eng** , Terima kasih juga untuk semua pihak yang mendukung keberhasilan tesis saya yang tidak bisa saya sebutkan satu per satu.

Ucapan terima kasih ini saya persembahkan juga untuk seluruh teman-teman saya **Yobel, Nauval, Ebyn, Rifqi, Imam, Aulia, Mutia, Lili, Kamila, Ferdi, Dea, Yuli, Fahmi, Nanang**, dan seluruh teman-teman yang tidak bisa saya sebutkan satu per satu di berbagai kampus dan angkatan. Terima kasih untuk memori yang kita rajut setiap harinya, atas tawa yang setiap hari kita miliki, dan atas solidaritas yang luar biasa. Sehingga masa kuliah selama 1 tahun 5 bulan ini menjadi lebih berarti. Semoga saat-saat indah itu akan selalu menjadi kenangan yang paling indah.

HALAMAN MOTTO

"Be Kind, Be Courageous, Be You"



KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Tuhan yang Maha Esa yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir dengan judul **“Prediksi Produksi Jagung Menggunakan Algoritma Regresi Linear Berganda(Studi Kasus: Dinas Pertanian Kabupaten Dompu)”**.

Laporan penelitian ini untuk memenuhi salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Teknik Informatika di Universitas Amikom Yogyakarta. Penulis menyadari, bahwa Penulisan ini tidak akan terwujud tanpa adanya dukungan, bantuan dari berbagai pihak. Untuk itu, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada yang terhormat :

1. Tuhan Yang Maha Esa atas berkat dan segala karunianya sehingga saya dapat menyelesaikan Tesis ini.
2. Orang Tua saya, Bunda Lilis Suryani dan Bunda Leni Marlina yang telah memberikan saya semangat untuk segera menyelesaikan studi S2 saya ini.
3. Pembimbing Utama saya, Prof. Ema Utami, S.Si., M.Kom yang telah membimbing saya sehingga terselesaikannya naskah tesis ini.
4. Pembimbing Pendamping saya, Dr. Hanafi, S.Kom., M.Eng yang telah membimbing saya sehingga terselesaikannya naskah tesis ini.

Yogyakarta, 06 Januari 2023

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vi
HALAMAN MOTTO.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
INTISARI.....	xiv
ABSTRACT.....	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	6
1.3. Batasan Masalah.....	6
1.4. Tujuan Penelitian.....	7
1.5. Manfaat Penelitian.....	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8

2.1.	Tinjauan Pustaka	8
2.2.	Keaslian Penelitian.....	12
2.3	Landasan Teori.....	19
2.3.1	Jagung	19
2.3.2	Pengertian Produksi	23
2.3.3	Prediksi Jagung	23
2.3.4	Prediksi.....	24
2.3.5	Data Mining	24
2.3.6	Proses Data Mining.....	27
2.3.7	Regresi Linear sederhana.....	30
2.3.8	Regresi Linear Berganda.....	30
2.3.9	Pengukuran Tingkat Kesalahan.....	33
2.4.	MySQL.....	33
2.5.	Flowchart.....	34
2.6.	Bahasa Pemrograman.....	35
2.6.1.	Hypertext pre-processor (PHP).....	35
2.6.2.	Hypertext Markup Language (HTML)	36
BAB III METODE PENELITIAN.....		38
3.1.	Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian.....	38
3.1.1.	Jenis dan Sifat Penelitian	38
3.1.1	Pendekatan Penelitian	38
3.2.	Analisa Sistem yang Sedang Berjalan.....	39

3.3. Metode Pengumpulan Data	39
3.4. Pengembangan Sistem	44
3.5. Hierarchy Chart	45
3.6. Fase Evaluasi.....	45
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	47
4.1. Pengujian Hasil	47
4.2. Perhitungan Manualisasi	48
4.2.1. Inisialisasi Parameter	50
4.3. Pengujian Hasil Prediksi	55
4.4. Percobaan dan Pengujian Sistem Website	58
4.5. Pengujian Penentuan Pola	59
4.6. Hasil Prediksi Aplikasi Website.....	61
4.7. Percobaan dan Pengujian Aplikasi Rapid Miner 9.8	61
BAB V PENUTUP.....	70
5.1. Kesimpulan	70
5.2. Saran.....	70
DAFTAR PUSTAKA	72

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Matriks literatur review dan posisi penelitian	12
Tabel 2. 2 Simbol Sistem Program Flowchart	35
Tabel 4. 1 Pemilihan Atribut	50
Tabel 4. 2 Data Luas Lahan	48
Tabel 4. 3 Data Luas Panen	49
Tabel 4. 4 Data Produktivitas	49
Tabel 4. 5 Data Produksi	49
Tabel 4. 6 Dataset Perhitungan Manualisasi	51
Tabel 4. 7 Perhitungan Data	51
Tabel 4. 8 Perhitungan Data	52
Tabel 4. 9 Jumlah Data Prediksi	52
Tabel 4. 10 Koefisien dan Konstanta Matriks A	54
Tabel 4. 11 Koefisien dan Konstanta Matriks A1	54
Tabel 4. 12 Koefisien dan Konstanta Matriks A2	54
Tabel 4. 13 Koefisien dan Konstanta Matriks A3	54
Tabel 4. 14 Koefisien dan konstanta Matriks A4	54
Tabel 4. 15 Hasil Determinan Matriks	55
Tabel 4. 16 Perbandingan Pengujian MAD	57
Tabel 4. 17 Perbandingan Hasil Perhitungan Manual dan Sistem	67

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Hasil Panen Jagung	20
Gambar 2. 2 Proses Data Mining (Erwansyah, 2019).....	29
Gambar 3. 1 Analisa Sistem yang Sedang Berjalan.....	39
Gambar 3. 2 Alur Kerja Penelitian Tahap Pengumpulan Data	41
Gambar 3. 3 Alur Kerja Penelitian Tahap Training	42
Gambar 3. 4 Alur Kerja Penelitian Tahap Testing.....	43
Gambar 3. 5 Analisa Sistem yang Diusulkan.....	44
Gambar 3. 6 hierarchy chart.....	45
Gambar 4. 1 Pengujian Data Training.....	58
Gambar 4. 2 Form Tambah Data Training Secara Manual.....	59
Gambar 4. 3 Form Hasil Perhitungan Regresi Linear Berganda	60
Gambar 4. 4 Form Hasil Perhitungan Regresi Linear Berganda	60
Gambar 4. 5 Hasil Prediksi Pada Sistem.....	61
Gambar 4. 6 Menu Utama RapidMiner.....	62
Gambar 4. 7 Menu Input dan Read Excel RapidMiner.....	62
Gambar 4. 8 Data Import Configuration Wizard (a).....	63
Gambar 4. 9 Data Import Configuration Wizard (b).....	64
Gambar 4. 10 Data Import Configuration Wizard (c).....	64
Gambar 4. 11 Model Regresi Linear Berganda dari RapidMiner.....	65
Gambar 4. 12 Hasil Pengolahan RapidMiner	66
Gambar 4. 13 Grafik Prediksi Sistem	68

INTISARI

Jagung ialah sumber karbohidrat penting ke dua sesudah beras. Dibeberapa daerah, jagung adalah pembakar lemak yang baik karena jagung juga tinggi lemak dan tinggi kalori daripada nasi. Selain itu, mengandung asam lemak dan esensial yang membantu mencegah aterosklerosis. Sebagai akibat dari permasalahan yang terjadi baru baru ini, permintaan jagung meningkat secara signifikan. Konsumsi terus tumbuh, namun produksi jagung dalam negeri tetap rendah sehingga menimbulkan ketimpangan dalam memenuhi kebutuhan jagung. Seiring dengan perubahan produksi jagung Kabupaten Dompu dari tahun ke tahun, maka perlu diperkirakan kedepannya apakah produksi jagung Kabupaten Dompu akan menurun atau meningkat. Hasil ramalan ini akan digunakan sebagai indikator keamanan pangan Kabupaten Dompu, khususnya jagung. Penelitian ini menggunakan data panen atau budidaya Jagung dari Dinas Pertanian dan Perkebunan Kabupaten Dompu dari tahun 2012 sampai 2021 sebagai data produksi tanaman jagung di Kabupaten Dompu. Maka dari itu, prediksi ini membutuhkan algoritma regresi linear berganda. Perhitungan metode regresi linear untuk memprediksi produksi jagung menggunakan pengujian MAD didapatkan dengan hasil tingkat *error* 0.013 yang dihasilkan dari perhitungan manual, 0.012 yang dihasilkan dari perhitungan *website*, dan 0.060 yang dihasilkan dari perhitungan *rapid miner* menggunakan data *training* mulai periode tahun 2012–2021, sehingga dengan menggunakan tiga metode pengujian tersebut dapat dikatakan akurat, dan hasil persamaan regresi linear didapatkan yaitu $Y = -70.86 + -0.505 (X1) + 7.069 (X2) + -0.349 (X3)$.

Kata kunci: Jagung, Kabupaten Dompu, Regresi, Prediksi, MAD.

ABSTRACT

Corn is the second important source of carbohydrates after rice. In some areas, corn is a good fat burner because corn is also higher in fat and higher in calories than rice. In addition, it contains fatty and essential acids that help prevent atherosclerosis. As a result of the recent problems, the demand for corn has increased significantly. Consumption continues to grow, but domestic corn production remains low, causing inequality in meeting corn needs. Along with the changes in corn production in Dompu Regency from year to year, it is necessary to estimate in the future whether corn production in Dompu Regency will decrease or increase. The results of this prediction will be used as an indicator of food security in Dompu Regency, especially corn. This study uses corn harvest or cultivation data from the Department of Agriculture and Plantation of Dompu Regency from 2012 to 2021 as data on corn crop production in Dompu Regency. Therefore, this prediction requires a multiple linear regression algorithm. The calculation of the linear regression method to predict corn production using the MAD test is obtained with an error rate of 0.013 resulting from manual calculations, 0.012 resulting from website calculations, and 0.060 resulting from rapid miner calculations using training data from the 2012–2021 period, so that with using these three test methods can be said to be accurate, and the results of the linear regression equation are $Y = -70.86 + -0.505 (X1) + 7.069 (X2) + -0.349 (X3)$.

Keyword: Corn, Dompu District, Regression, Prediction, MAD.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Perkembangan Teknologi dan Ilmu pengetahuan yang sangat pesat mempengaruhi kehidupan manusia pada era saat ini. Perkembangan Teknologi ini juga dimanfaatkan sebagai teknologi informasi di bagian Perkebunan, khususnya di Perkebunan Jagung.

Nusa Tenggara Barat (NTB) adalah salah satu daerah pertanian tertinggi di Indonesia. Bahan utama pertanian di NTB adalah beras dan jagung. Dengan luas 2.015.315 hektar, NTB memiliki dua pulau besar, antara lain Lombok dan Sumbawa (Puji Lestari & Widayanti, 2019). Jagung merupakan sumber karbohidrat terpenting kedua setelah nasi. Jagung juga merupakan pembakar lemak yang sangat baik di beberapa daerah (Amzeri, 2018). Ini karena jagung memiliki lemak dan kalori yang lebih tinggi daripada nasi (Walalangi, 2020). Selain itu, mengandung asam lemak esensial yang mencegah arteriosklerosis (Sumarauw, 2018) dan (Saimima, 2021).

Dinas Pertanian dan Perkebunan adalah instansi yang terkait dengan pertanian, peternakan, pengobatan dan gizi bekerja sama dengan pemerintah negara bagian. Dinas Pertanian dan Perkebunan Kabupaten Dompu memiliki banyak departemen lainnya, termasuk Dinas Pertanian dan Perkebunan, yang tanggung jawab utamanya adalah pelaksanaan usaha tanaman pangan, peningkatan produksi, dan pencegahan dan pengendalian hama dan penyakit tanaman, termasuk layanan konsultasi. Untuk

topik permasalahan studi ini, yang dikenal sebagai Kawasan Tetap Jagung adalah Kabupaten Dompu sebagai Program Akses, produktivitas 4404 petani jagung di Kabupaten Dompu meningkat dari 60.928 ton menjadi 450.941 ton dari Oktober 2020 hingga September 2021. Ini artinya adalah 70.086 hektar lahan panen, yang relatif kurang dari yang diharapkan. Pada musim tanam sebelumnya, dukungan benih yang terbatas dan wabah wereng menjadi salah satu penyebab rendahnya hasil panen. Di sisi lain, bantuan benih dari petani pada Oktober 2020, Maret 2021 dan September 2021 sangat terbatas. Tahun lalu, petani jagung terkena serangan hama jagung dan tidak mampu membangun kembali modal kerja mereka. Tidak hanya produk jagung, tetapi juga produk beras dan kedelai belum mencapai target produksinya. Seiring dengan perubahan produksi jagung Kabupaten Dompu dari tahun ke tahun, maka perlu diperkirakan kedepannya apakah produksi jagung Kabupaten Dompu akan menurun atau meningkat.

Sebagai akibat dari permasalahan yang terjadi baru-baru ini, permintaan jagung meningkat secara signifikan (Minarsih, 2022). Konsumsi terus tumbuh, namun produksi jagung dalam negeri masih rendah sehingga menyebabkan ketimpangan dalam memenuhi permintaan jagung (A. P. Produksi, 2021). Hasil prediksi ini akan digunakan secara khusus sebagai indikator ketahanan pangan untuk jagung di Kabupaten Dompu. Penelitian ini menggunakan data panen jagung dari Dinas Perkebunan dan Pertanian Kabupaten Dompu sebagai data produksi jagung Kabupaten Dompu. Tentu saja, peramalan produksi jagung ini membutuhkan algoritma data mining yang menggunakan regresi linier berganda dalam proses yang digunakan untuk membuat prediksi ini (Mulyana & Marjuki, 2022) (Rizgitta,

2019). Algoritma regresi linier adalah salah satu metode analisis data yang umum digunakan untuk mempelajari korelasi antara banyak variabel dan memprediksi satu variabel (Ginting, 2019). Prakiraan produksi jagung dihitung berdasarkan data yang diperoleh dengan teknik algoritma regresi linier berganda, dan beberapa atribut yang disertakan adalah luas lahan, luas panen, produktivitas, dan produksi. Dari sudut pandang pengetahuan, studi ini dapat memprediksi apa yang dapat mempengaruhi produksi jagung. Studi ini menggunakan data produksi jagung dari Dinas Pertanian dan Perkebunan Kabupaten Dompu dari tahun 2012 hingga 2021. Studi peramalan ini menggunakan teknik algoritma regresi linier berganda untuk memprediksi produksi jagung.

Penelitian terkait *regresi linear* berganda beberapa telah banyak dilakukan dengan metode dan hasil yang beragam. Seperti penelitian yang dilakukan oleh (Puspasari, 2022) menggunakan algoritma *regresi linear* untuk memprediksi hasil panen kelapa sawit menggunakan metode pengujian RMSE dengan hasil pengujian sebesar 0.468 menunjukkan hasil yang akurat. Selanjutnya (Adha & Utami, 2022) melakukan prediksi produksi hasil jagung dengan membandingkan dua algoritma yaitu *apriori* dan *regresi linear* berganda, untuk pengujian menggunakan algoritma *apriori* didapatkan 2 rules diperoleh *IF BUY Gandasil THEN BUT Ricestar with confidence 100%*. Kemudian pada studi yang dilakukan oleh (Herwanto et, 2019) dalam studinya melakukan prediksi hasil panen tanaman padi menggunakan algoritma regresi linear dengan menggunakan pengujian RMSE didapatkan sebesar 0.432 dan menghasilkan peramalan yang akurat serta menghasilkan dengan model MLR dengan tingkat keandalan senilai 94.51%. Selanjutnya pada studi (Rizgitta,

2019.) melakukan penelitian menggunakan teknik algoritma regresi linear dan apriori, studi tersebut menyelidiki dampak penjualan kepada pelanggan ritel, dan menggunakan jumlah total dari 54,5% hingga 84,5% untuk mempromosikan daya saing online. Untuk menguji efek yang diinginkan, peneliti memilih tiga jenis kriteria diantaranya adalah : target pemasaran, terpenuhi target total transaksi periode per tahun, dan terpenuhi total transaksi pemasaran maksimal periode per tahun dan terdapat tiga nama karyawan serta id sales yang direkomendasikan adalah : id 98912 atas nama Nini Anggraini, 98908 atas nama Ekowati, terakhir 98916 atas nama Ronny Rustan. Sedangkan pada studi (Amrin, 2018) Penggunaan teknik regresi linier berganda sebagai prediksi tingkat inflasi bulanan Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode regresi linier berganda menyelesaikan persamaan $Y = -0,010 + 0,241x_1 + 0,164x_2 + 0,271x_3 + 0,07x_4 + 0,040x_5 + 0,060x_6 + 0,169x_7$. Dengan koefisien regresi sebesar 0,999 dan koefisien determinasi sebesar 99,7%, data pengujian menunjukkan tingkat akurasi yang cukup baik dengan MAD sebesar 0,038, MSE sebesar 0,0023 dan RMSE sebesar 0,049. Selanjutnya pada studi yang dilakukan oleh (Adji Prasetyo, Salahuddin, 2021) dalam studinya melakukan prediksi menggunakan regresi linear berganda dengan atribut didalamnya ialah curah hujan ,bulan, jumlah pokok , umur luas lahan, pokok tandan, dan rerata berat, dengan variable terikat produksi kelapa sawit. Data uji yang sejumlah 180 dan data testing 20 %. Hasil studinya mendapatkan hasil persamaan regresi linear berganda adalah $Y = -415337.95 + 1073.83x_1 + 3736.69x_2 + 15306.63x_3 + 621.90x_4 + 11.75x_5 + 7.48x_6 + 3341.57x_7$ dan hasil MAPE senilai 14,28%. Selanjutnya pada studi (Obsie, 2020)

melakukan studi mengenai prediksi hasil *blueberry* liar. Tujuan dari studi ini adalah untuk menentukan kepentingan relatif dan kondisi iklim dari peternakan lebah dan sistem produksi. Hasil studi menunjukkan bahwa XGBoost mengungguli semua algoritma lain yang diprediksi oleh *Wild Blueberry*, dengan MAE sebesar 206.445 dan RMSE sebesar 343.026.

Berdasarkan beberapa studi terdahulu yang telah dibahas diatas, maka dapat digunakan untuk dalam masalah studi ini yaitu menentukan kegunaan dari setiap algoritma. Penggunaan metode regresi linear berganda lebih tepat dalam melakukan analisa terhadap relasional karena variabel termasuk variabel lain untuk memprediksi nilai variabel berdasarkan variabel netral lebih akurat. Beberapa kajian diatas akan digunakan pada studi ini untuk melakukan prediksi produksi jagung di Kabupaten Dompu mulai periode tahun 2012 sampai dengan 2021. Jenis studi yang digunakan ini ialah studi eksperiment. Studi ini menggunakan metode algoritma regresi linear berganda. Algoritma regresi linier berganda banyak digunakan sebagai teknik analisis data untuk menganalisis hubungan antara variabel yang berbeda dan memprediksi variabel netral atau terikat.

Berdasarkan permasalahan yang telah dibahas di atas, diperlukan menggunakan sebuah model yang dapat memprediksi hasil jagung sehingga petani dapat memahami hasil panen, metode penjualan, dan pendapatan di masa mendatang. Masalah ini membantu petani menanam jagung Kabupaten Dompu.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah diatas maka rumusan masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah :

- a. Bagaimana membangun sistem prediksi produksi jagung menggunakan algoritma regresi linear berganda?
- b. Bagaimana hasil persamaan regresi linear berganda yang didapatkan dengan memperhitungan 4 variabel luas lahan, luas panen, produktivitas, dan produksi?
- c. Bagaimana hasil tahap pengujian menggunakan metode MAD?

1.3. Batasan Masalah

Untuk menjaga arah dan fokus pada penelitian ini, maka dibuatlah beberapa batasan variabel masalah sebagai berikut :

- a. Data yang digunakan yaitu data produksi jagung dari tahun 2012-2021 untuk 320 data *training* maupun 10 data *testing*, dan akan dilakukan pengujian dengan *mean absolute deviation* (MAD).
- b. Parameter atribut yang digunakan adalah Luas Lahan (X1), Luas Panen (X2), Produktivitas (X3), dan Produksi (Y) Jagung di Kabupaten Dompu.
- c. Data produksi Jagung di dapat dari Dinas Pertanian dan Perkebunan Kabupaten Dompu.
- d. Sistem Prediksi Produksi Jagung ini menggunakan metode regresi linear berganda.

1.4. Tujuan Penelitian

Berdasarkan pada rumusan masalah, penelitian ini memiliki tujuan diantaranya :

- a. Melakukan prediksi produksi Jagung di Kabupaten Dompu menggunakan algoritma regresi linear berganda.
- b. Mengetahui data atribut yang akan digunakan sebagai bahan acuan prediksi produksi Jagung di Kabupaten Dompu terhadap data yang didapatkan dari Dinas Pertanian dan Perkebunan Kabupaten Dompu.
- c. Mengetahui jumlah produksi yang meningkat atau menurun pada hasil panen Jagung.
- d. Sebagai syarat kelulusan untuk mendapat gelar master di Program Studi S2 Informatika di Universitas Amikom Yogyakarta.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat yang akan kita diperoleh dari penelitian ini ialah :

- a. Sebagai syarat mendapatkan gelar Magister dan dokumentasi karya ilmiah pascasarjana.
- b. Penelitian ini memiliki manfaat untuk menambahkan pengetahuan ilmu pengetahuan dan variasi penelitian dalam penerapan teknik-teknik data mining. Bagi peneliti, hasil dari penelitian dapat dijadikan sebagai perbandingan dalam penerapan teknik-teknik data mining.
- c. Sebagai referensi pengembangan karya ilmiah bagi penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tinjauan Pustaka

Para peneliti terdahulu sudah melakukan penelitian mengenai prediksi khususnya dalam bidang produksi pangan, salah satu metode yang digunakan dalam *forecasting* adalah Regresi Linear Berganda.

(Puspasari, 2022) melakukan penelitian tentang prediksi hasil panen kelapa sawit dengan metode *regresi linear*. Dalam studinya dilakukan pengumpulan data survei berupa angket yang diisi oleh para petani kelapa sawit, setelah itu dilakukan *pre processing* data dan penerapan *regresi linear* untuk menentukan kekuatan antara hubungan satu variabel bebas dan variabel tak bebas, dan terakhir dilakukan pengujian hasil. Untuk pengujian keakurasian digunakan metode RMSE dengan hasil pengujian sebesar 0.468 yang artinya hasil tersebut menunjukkan hasil yang akurat, serta menghasilkan nilai kecocokkan dari model regresi *liniar* berganda sebesar 93.52%.

Peneliti selanjutnya (Rusmilawati & Prasetyaningrum, 2021) melakukan analisa data mining hasil produksi kelapa sawit menggunakan *linier regression* dengan *tools rapidminer*. Hasil yang didapatkan ialah 2 *variable* faktor yang mempengaruhi hasil produksi kelapa sawit yaitu *variable* X1–Luas Lahan dan X2–Curah Hujan dengan hasil *coefficient* setiap *variable* ialah Luas Lahan – 0.646 dan Curah Hujan–0.530.

Selanjutnya (Adha & Utami, 2022) melakukan penelitian tentang prediksi produksi jagung menggunakan algoritma apriori dan regresi linear berganda. Pada penelitiannya menggunakan data panen jagung yang didapatkan dari Dinas Pertanian Kabupaten Dompu pada periode tanam mulai dari tahun 2012 sampai dengan tahun 2021. Hasil perhitungan teknik regresi linear berganda untuk memprediksi jagung menggunakan pengujian MAD senilai 54, MSE senilai 231372 dan RMSE senilai 481 dan hasil persamaan regresi linear berganda diperoleh $Y = 70.860 - 0.505x_1 + 7.069x_2 - 4.349x_3$. Sedangkan perhitungan menggunakan teknik asosiasi, didapatkan 2 rules dengan ketentuan minimal nilai support 10% dan confidence 70% diperoleh IF BUY Gandasil THEN BUY Ricestar with confidence 100%.

Selanjutnya studi yang dikemukakan oleh (Suryanto, 2019) melakukan penerapan metode *mean absolute error* (MEA) menggunakan algoritma *regresi linear* untuk prediksi produksi padi. Dengan menggunakan algoritma *regresi linear* dapat memberikan nilai prediksi produksi padi dengan 2 variabel jumlah pertumbuhan penduduk dan jumlah produksi padi pertahun, sedangkan keakuratan dari hasil perhitungan prediksi menggunakan metode *Mean Absolute Error* (MAE) yang digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan suatu model peramalan. Pemanfaatan metode *regresi linear* sederhana dapat memperoleh hasil perhitungan produksi padi pada tahun 2017 prediksi produksi padi sebesar 5347763 *kwintal*. Pengujian keakuratan peramalan atau prediksi metode regresi linear menggunakan metode *Mean Absolute Error* (MEA) dengan nilai 1,48950.

Adapun penelitian oleh (Laksamana, 2021) melakukan studi penerapan *data mining* untuk memprediksi jumlah produksi HCL pada sebuah perusahaan PT. Lontar Papyrus dengan algoritma *regresi linear* berganda. Pada studi yang dilakukan melalui beberapa tahapan proses dalam *data mining* diantaranya *data selection, preprocessing cleaning, transformation, data mining, dan interpretation* atau *evaluation*. Hasil studi yang dikemukakan didapatkan persamaan regresi yang diperoleh dari hasil analisis regresi linier berganda dari manual maupun dari aplikasi SPSS adalah $Y = 663,386017 + (0,32464744 \cdot X1) + (6,49637061 \cdot X2)$. Dalam studinya menggunakan data acuan produksi HCL dalam kurun waktu 3 tahun, yaitu pada tahun 2017 - 2019 yang telah di rata-ratakan. Di dapatkan tingkat hasil akurasi dari hasil analisis ini senilai 78% akurasi. Setelah di lakukan analisis, dapat di simpulkan bahwa variabel CL2 Strong, tidak cukup tinggi mempengaruhi dalam jumlah produksi HCL maka dari itu di ganti dengan variabel Pure Water yang Lebih koefesien.

Penelitian (Nafi & Aulia, 2022) membahas prediksi harga minyak sayuran dengan data *kaggle* menggunakan algoritma *regresi linear* berganda dan *backpropagation*. Tujuan penelitian ini memprediksi harga minyak sayuran, mulai dari minyak sawit, minyak kelapa, minyak ikan, minyak kedelai, minyak kacang tanah, dan minyak bunga matahari dengan metode *Regresi Linear* berganda dan *Backpropagation*. Data yang digunakan dari *kaggle*, dengan variabel input tahun dan bulan, mulai dari tahun 2006 sampai 2018. Total dataset sebanyak 153 baris, yang digunakan training 110 baris, dan testing 43 baris. Hasil prediksi kami uji akurasinya dengan MAPE, nilai akurasi rata-rata dari metode Regresi Linear

berganda adalah 0.385, dan nilai akurasi rata-rata dari metode *Backpropagation* adalah 0.209. Berdasarkan hasil akurasi MAPE algoritma *Regressi Linear* berganda dan *Backpropagation* menunjukkan *Backpropagation* paling baik.

Penelitian (Wardhani, 2022) melakukan prediksi menggunakan algoritma *deep learning* dalam prediksi hasil panen padi. Tujuan dari penelitian ini untuk membantu pemerintah dalam mengatasi terjadinya kekurangan stok pangan utama di Lamongan. Penelitian ini mengusulkan algoritma *deep learning* untuk memprediksi hasil panen padi berdasarkan luas tanah (m²), jarak tanam (cm), jenis padi, jumlah berapa kali memupuk, jenis pupuk, dan hasil panen (kwintal). Dataset yang digunakan dalam penelitian dikumpulkan melalui penyebaran angket. Kuesioner atau angket disebarakan melalui google form, dan terkumpul sebanyak 390 baris data. Hasil pengolahan, data yang dapat digunakan menjadi 380 baris. Hasil ujicoba dari model arsitektur yang diusulkan menunjukkan bahwa nilai loss MSE, MAE ataupun MAPE sama. Secara berturut-turut nilai MSE, MAE dan MAPE adalah 2939977.418, 301.788, dan 83.798.

Berdasarkan beberapa penelitian di atas, maka pada penelitian ini akan melakukan prediksi terhadap produksi jagung di Kabupaten Dompu menggunakan pendekatan prediksi yang hampir sama dengan (Muhammad, 2019) dan (Yusriani, 2018). Perbedaan yang akan dilakukan terletak pada pemilihan atribut, penggunaan metode pengujian, dan model perhitungan yang berbeda.

Dalam pemilihan atribut juga akan mengoptimalkan penggunaan atribut dari (Puspasari, 2022) dan (Muhammad, 2019). Pengujian yang akan digunakan MAD mengadaptasi dari (Muhammad, 2019).

2.2. Keaslian Penelitian

Tabel 2. 1 Matriks literatur review dan posisi penelitian
 PREDIKSI PRODUKSI JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA REGRESI LINEAR BERGANDA
 (Studi Kasus : Dinas Pertanian Kabupaten Dampu)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	Penentuan Prediksi Hasil Panen Kelapa Sawit Menggunakan Metode Regresi Linier.	Ratih Puspasari, Syahril Effendi, Helmi Kurniawan, Mas Ayoel Elhias Nasution, SENARIS, 2022.	Untuk memenuhi kebutuhan pokok minyak kelapa sawit dengan meramalkan jumlah penanaman bibit kelapa sawit yang harus dilakukan oleh para petani kelapa sawit.	Berdasarkan perumusan masalah dengan menggunakan 300 data kuesioner, di simpulkan bahwa tingkat kecocokkan model regresi linier sebesar 93,51%, dan 6,49% dipengaruhi oleh <i>variable</i> lain yang tidak di ukur pada studinya.	Dipenelitian selanjutnya disarankan menerapkan metode pengujian tambahan agar hasil pengujian dan akurasi lebih baik.	Metode MSE tidak digunakan dimana metode tersebut dapat membantu pengujian keakuratan prediksi lebih baik lagi. Pada penelitian selanjutnya menggunakan pengujian MSE MAE dan MAPE untuk menguji dan membandingkan hasil keakuratan pada setiap metode pengujian yang digunakan dan akan dipilih

Tabel 2.1 (lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
						yang paling baik.
2	Prediksi Produksi Jagung Menggunakan Algoritma Apriori dan Regresi Linear Berganda.	Muh Adha, Ema Utami, Hanafi, JIPI, 2022.	Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan prediksi produksi pada jagung untuk memenuhi kebutuhan pangan yang harus dilakukan oleh para petani.	Berdasarkan peramalan yang dilakukan dengan menggunakan teknik regresi linear berganda didapatkan persamaan $Y = -70.860 + 0.505x_1 + 7.069x_2 - 4.349x_3$ dan menggunakan pengujian MAD didapatkan hasil 54, MSE 231372, dan RMSE 481. Sedangkan dengan teknik apriori didapatkan <i>rules IF BUY Gandasil THEN BUY Ricestar with confidence 100%</i> .	Pada penelitian penggunaan data pada teknik <i>apriori</i> diharapkan dapat menggunakan data yang lebih banyak lagi agar perhitungan pencarian rules lebih baik lagi.	Pada penelitian selanjutnya tidak dilakukan teknik <i>apriori</i> .
3	Penerapan Algoritma Linear Regresi untuk Prediksi Hasil Panen Padi	Heru Wahyu Herwanto, Triyanna Widiyaningtyas, Poppu Indriana, JNTETI, 2019.	Untuk memenuhi kebutuhan pokok masyarakat dengan memperkirakan penanaman yang akan dilakukan sehingga dapat mencukupi kebutuhan pokok pangan.	Berdasarkan jumlah data sebanyak 300 <i>instance</i> , tingkat kecocokkan yang didapatkan model regresi linear berganda adalah 94.51% sehingga nilai hasil panen dikatakan baik dan sisanya sebesar 5.49%. hasil rata-rata RMSE adalah sebesar 0.432 dan model prakiraan yang dihasilkan mendekati akurat.	Dipenelitian selanjutnya disarankan menerapkan metode pengujian tambahan agar hasil pengujian dan akurasi lebih baik.	Metode MSE tidak digunakan dimana metode tersebut dapat membantu pengujian keakuratan prediksi lebih baik lagi. Pada penelitian selanjutnya menggunakan pengujian MSE MAE dan MAPE untuk menguji

Tabel 2.1 (lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
						dan membandingkan hasil keakuratan pada setiap metode pengujian yang digunakan dan akan dipilih yang paling baik.
4	Sistem Analisis Kinerja Sales Berdasarkan Transaksi Penjualan dengan Regresi Linear dan Algoritma Apriori	Tania Rizgita, Viny Christanti M., Janson Hendryli. Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi, 2019.	Untuk mengetahui penjualan tiap sales, dan mengetahui sales yang memiliki kinerja baik dengan pengujian metode regresi linear untuk memprediksi penjualan sales dan algoritma apriori untuk mencari kriteria sales yang dipilih dan memenuhi target penjualan.	Pada pengujian algoritma regresi linear berganda mendapatkan koefisien determinasi nilai antara 54.5% - 84.5% sedangkan pengujian metode algoritma apriori didapatkan 3 kriteria yang memenuhi target penjualan diantaranya id sales 98908(ekowati), 98912(nini angraini), dan 98916 (ronny rustan).	Pada teknik perhitungan kedua metode akan lebih baik lagi jika menampilkan perhitungan manual.	Pendekatan <i>weighted least square</i> tidak dilakukan pada penelitian selanjutnya.

Tabel 2.1 (lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
5	Data Mining dengan regresi linier berganda untuk peramalan tingkat inflasi	Amrin, Jurnal Techno Nusa Mandiri, 2018.	Tujuan dari penelitian ini untuk memprediksi tingkat inflasi bulanan menggunakan algoritma regresi linier berganda.	Hasil studi model regresi linier berganda yang dihasilkan adalah $Y = 0,241X_1 + 0,164X_2 + 0,271X_3 + 0,07X_4 + 0,040X_5 + 0,060X_6 + 0,169X_7 - 0,010$. Adapun nilai koefisien regresi sebesar 0,999 dan koefisien determinasi sebesar 0,997 (99,7%). Performa model regresi linier berganda dalam meramal tingkat inflasi bulanan Indonesia menghasilkan tingkat akurasi dengan nilai (MAD) sebesar 0,0380, (MSE) 0,0023, dan nilai (RMSE) sebesar 0,0481.	Pada pengolahan pengujian tidak diperlihatkan bagaimana cara pencarian hasil akhir sehingga dapat disimpulkan bahwa model regresi yang didapatkan bisa dikatakan baik atau tidak.	Penggunaan model pengujian MAE tidak digunakan. Pada penelitian selanjutnya menggunakan penambahan model pengujian MAE sebagai pengukuran nilai kesalahan pada setiap hasil produksi.
6	Prediksi Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Model Regresi Linier Berganda	Adji Prasetyo, Salahuddin, Amirullah, Jurnal Informedia, 2021.	Pada penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem yang mampu mempelajari data yang diberikan sehingga dapat melakukan sebuah proses prediksi secara otomatis, dan mampu menggambarkan hasil prediksi	Penelitian yang dilakukan pada PT. Perkebunan Nusantara 1 memperoleh hasil sistem prediksi produksi kelapa sawit dengan teknik <i>machine learning</i> dan dapat memprediksi hasil produksi dalam periode bulan dengan persentase ketepatan akurasi yang didapatkan menggunakan teknik MAPE senilai 14,28%.	Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan penggunaan metode yang digunakan untuk mencari perhitungan nilai rerata perbedaan absolute agar pencarian hasil prediksi dapat dibandingkan dengan metode lain dan akan dipilih metode mana yang lebih akurasi untuk dilakukan pengujian prediksi produksi.	Penelitian selanjutnya juga menggunakan metode MAPE dengan menambahkan beberapa metode lainnya seperti RMSE, MSE, dan MAE.

Tabel 2.1 (lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
			kelapa sawit untuk masa panen di periode berikutnya.			
7	Penerapan Metode <i>MEAN ABSOLUTE ERROR</i> (MAE) dalam Algoritma Regresi Linear untuk Prediksi Produksi Padi.	Andi Adi Suryanto, Asfan Muqtadir, SAINTEKBU, 2019.	Penelitian ini memiliki tujuan penggunaan metode regresi linear sederhana untuk melakukan peramalan kebutuhan produksi padi.	Berdasarkan pemanfaatan model <i>regresi linier</i> sederhana mendapatkan hasil perhitungan produksi padi pada tahun 2017 sebesar 5437763kw dan prediksi menggunakan metode MAE senilai 1.48950.	Penelitian selanjutnya disarankan menambahkan metode pengujian RMSE sebagai tambahan metode agar dapat dibandingkan dan lebih terlihat hasil akurasi dari prediksi yang akan dilakukan.	Penggunaan metode RMSE, MSE, dan MAPE tidak digunakan. Pada penelitian selanjutnya menggunakan penambahan beberapa metode pengujian sebagai acuan pengujian agar lebih akurat.
8	Penerapan <i>Data Mining</i> untuk memprediksi jumlah total produksi <i>HCL</i> pada Perusahaan PT. Lontar Papyrus Menggunakan Algoritma	M. Al Hafizh Laksamana, Amroni, Afrizal Nehemia Toscani, Jurnal Ilmiah Mahasiswa Teknik Informatika, 2021.	Tujuan dari penelitian ini untuk memprediksi jumlah total produksi <i>hcl</i> menggunakan algoritma regresi linier berganda.	Berdasarkan tahapan analisa dan pengujian pada sistem hasil produksi menggunakan data acuan produksi <i>HCL</i> dalam periode 2017-2019 dengan teknik metode regresi linier berganda maka persamaan regresi dari aplikasi SPSS yang diperoleh adalah $Y=663,386017 + (0,32464744)X1 + (6,49637061)X2$ dan didapatkan tingkat hasil akurasi senilai 78% akurasi.	Tidak ditemukannya penggunaan metode pengujian kesalahan pada setiap prediksi seperti RMSE, MSE, MAE maupun MAPE dan disarankan bisa menggunakan salah satu atau lebih dari kedua metode pengujian diatas	Penggunaan metode pengujian RMSE, MSE, MAE, MAPE dan lainnya tidak digunakan. Pada penelitian selanjutnya menggunakan beberapa metode

Tabel 2.1 (lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	Regresi Linier Berganda				agar hasil perhitungan dapat lebih akurat.	pengujian dan akan dilakukan perbandingan dari beberapa metode tersebut dan dipilih metode mana yang lebih akurat.
9	Prediksi Harga Minyak Sayuran Data <i>Kaggle</i> dengan regresi linier berganda dan <i>backpropagation</i> .	Nur Nafi'iyah & Nela Nevrianti Aulia, JURNAL SISFOTENIKA, 2022.	Tujuan dari studi ini melakukan peramalan harga minyak sayuran, mulai dari minyak sawit, minyak kelapa, minyak ikan, minyak kedelai, minyak kacang tanah, dan minyak bunga matahari dengan metode regresi linear berganda dan <i>backpropagation</i> .	Berdasarkan hasil prediksi harga minyak sayuran dengan algoritma <i>backpropagation</i> mendapatkan akurasi terbaik. Hasil MAPE dari prediksi <i>backpropagation</i> adalah 0,209, sedangkan MAPE dari <i>regresi linier</i> = 0,385.	Penelitian disarankan menambahkan metode pengujian yang lainnya agar menambah perbandingan antara pengujian <i>backpropagation</i> dan <i>regresi linier</i> agar memperoleh perbandingan hasil prediksi dan lebih akurat.	Pada penelitian ini menggunakan teknik perbandingan dua algoritma, pada penelitian selanjutnya tidak digunakan teknik <i>backpropagation</i> akan tetapi lebih diperkuat pada model pengujianya.
10	Algoritma <i>Deep Learning</i> dalam memprediksi	Retno Wardhani, Nur Nafi'iyah,	Tujuan dari studi ini untuk membantu	Berdasarkan pengujian dengan model yang diusulkan, nilai MSE=2939977,481, MAE=301.788,	Berdasarkan kesimpulan yang didapatkan, maka penelitian ini disarankan	

Tabel 2.1 (lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	hasil panen padi di Kabupaten Lamongan	Muhammad Ali Haydar, JPIT, 2022.	perintah dalam mengatasi terjadinya kekurangan stok pangan utama di Kabupaten Lamongan menggunakan algoritma <i>deep learning</i> .	dan MAPE=83,798 model yang diusulkan sama dan tidak ada yang terbaik.	untuk lebih menambahkan metode baru untuk melakukan pengujian agar mengetahui model mana yang mendapatkan nilai terbaik dan pengujian yang akurat.	
11	Implementasi Algoritma Regresi Linear Berganda Untuk Memprediksi Produksi Padi Di Kabupaten Bantul	Ervan Triyanto, Heri Sismoro, Arif Dwi Laksito	Tujuan dari penelitiannya yaitu untuk mengetahui hasil produksi padi menggunakan regresi linear berganda dengan metode pengujian MAD	Berdasarkan pengujian dengan model yang digunakan yaitu MAD dengan data latih yang digunakan dari tahun 2009 sampai 2017, dengan hasil pengujian yang didapatkan dengan metode MAD didapatkan nilai 0.040 sehingga prediksi dapat dikatakan akurat.	Untuk penelitian selanjutnya disarankan agar menambahkan metode evaluasi agar dapat melihat hasil perbandingan prediksi pengujian terbaik seperti RapidMiner	Pada penelitian sebelumnya menggunakan 108 record dataset dan website sebagai metode evaluasinya, sedangkan pada penelitian selanjutnya menggunakan 320 record dataset dan menggunakan evaluasi perhitungan manual, website, dan rapidminer.

2.3 Landasan Teori

2.3.1 Jagung

Dalam penelitian ini akan membahas mengenai Tanaman Jagung. Menurut (Pelangi, 2021), Jagung merupakan salah satu tanaman pangan terpenting setelah padi dan gandum. Di berbagai negara menjadikan tanaman yang satu ini sebagai sumber karbohidrat utama setelah nasi sebagai sumber pangan alternatif seperti Amerika Tengan dan Selatan Azzimaturrafiah & Krisnawati, 2022).

Jagung merupakan salah satu tanaman yang familiar bagi masyarakat Indonesia (Dwi Putra & Suriyanto, 2021). Seiring dengan perkembangan teknologi pada saat ini banyak sekali beredar jenis jagung (Hanifah, 2020). Jagung biasanya ditanam di dataran rendah, baik di sawah irigasi maupun sawah tadah hujan (Rahman, 2021). Sebagian juga di daerah pegunungan pada ketinggian mencapai 1000 sampai 18000 meter diatas permukaan laut. Adapun syarat tumbuh tanaman jagung diantaranya tanah, iklim, varietas, dan waktu tanam (Chotimah, 2019). Pada gambar 2.1 dibawah ini memperlihatkan hasil panen jagung yang berada di Kabupaten Dompu, Kecamatan Woja.



Gambar 2. 1 Hasil Panen Jagung

Produksi hasil panen dipengaruhi oleh beberapa faktor, diantaranya lahan, modal, tenaga kerja, serta pengolahan atau manajemen *skill* (Eriawati, 2019). Oleh karenanya, agar tanaman jagung dapat tumbuh dengan baik, maka diperlukan tempat penanaman yang sesuai dengan syarat tumbuhnya tanaman jagung.

Pentingnya kegiatan analisis produktivitas dalam perkembangan jagung yang dapat dilihat melalui faktor-faktor yang mempengaruhi pertumbuhan jagung tersebut dengan upaya peningkatan produktivitas jagung (Irham, 2022).

Analisis faktor yang mempengaruhi produktivitas jagung tidak dapat dilakukan secara mudah mengingat banyak faktor yang mempengaruhi. Contohnya yang mempengaruhi produktivitas jagung yaitu faktor lingkungan, faktor genetik, dan teknik budidaya.

Analisis produktivitas tanaman jagung dengan melihat faktor-faktor yang mempengaruhinya diharapkan dapat memberikan masukan dalam

upaya peningkatan produksi dan melatih mengembangkan kemampuan analisis. Berikut Faktor penentu produktivitas jagung pada umumnya yaitu:

1. Umur tanaman (Tahun)

Umur tanaman berpengaruh cara nyata positif terhadap produksi jagung (Linda, 2020). Umur tanaman jagung petani, hal ini berarti jagung petani mulai memasuki masa produktivitas maksimal karena produktivitas maksimal jagung dapat dicapai ketika tanaman berumur 1-9 bulan dengan produksi optimal dapat dicapai saat rata-rata umur tanaman 10 bulan.

2. Luas Lahan (Ha)

Ketersediaan yang cukup luas dapat menghasilkan tanaman jagung yang banyak sehingga untuk menghasilkan produktivitas sangat mempengaruhi. Adapun luas lahan rata-rata jagung dapat mencakup sekitar 130 Ha (Daeli, 2022).

3. Tenaga Kerja

Tenaga kerja juga mempengaruhi hasil produksi dimana tenaga kerja merupakan faktor produksi yang penting dan perlu diperhitungkan dalam proses produksi dikarenakan manusialah yang menggerakkan faktor-faktor tersebut untuk menghasilkan suatu hasil produksi.

4. Pupuk (kg)

Faktor Produksi yang penting dan perlu diperhitungkan dalam proses produksi ialah pupuk karena merupakan salah satu

kegiatan perawatan tanaman yang bertujuan untuk mendapatkan target produksi Tandan Buah Segar (TBS) yang optimal dan mendapatkan kualitas minyak yang baik. Pemupukan jagung sebaiknya dilakukan 2-3 kali tergantung pada kondisi lahan, jumlah pupuk, umur dan kondisi tanaman. Pupuk yang mempunyai kualitas baik untuk meningkatkan produksi jagung yaitu pupuk Urea, Phoska dan jenis pupuk lain seperti NPK, KCL, ZA untuk produksi.

5. Herbisida (L)

Tanaman jagung harus di jaga dari gulma yang tumbuh di sekitaran tanaman jagung karena dapat mempengaruhi naik turunnya produksi dan dapat mempermudah dalam proses pemanenan jagung, sehingga dalam mencegah gulma yang tumbuh disekitaran tanaman maka harus dilakukan pencegahan dengan cara menyemprotkan obat-obatan. Pada daerah penelitian petani sampel menggunakan. Adapun jenis Herbisida yang digunakan yaitu RoundUp, Gramoxone, Rambo, Noxone, Nufaris, dan Lindomin.

2.3.2 Pengertian Produksi

Istilah produksi secara umum dapat diartikan sebagai penggunaan atau pemanfaatan sumber daya yang mengubah suatu komoditi yang sama sekali beda, baik dalam pengertian apa, dan dimana atau kapan komoditi itu dialokasikan, maupun dalam pengertian apa yang dapat dikerjakan oleh konsumen itu (Wehantouw, 2021).

Menurut (Harahap & Effendi, 2020) produksi ialah sebuah kegiatan untuk meningkatkan manfaat dengan cara mengkombinasikan beberapa faktor produksi, yaitu *capital*, tenaga kerja, teknologi, *managerial skill*. Fungsi produksi adalah hubungan teknis antara *input* dan *output*. Produksi merupakan usaha untuk meningkatkan manfaat dengan cara merubah bentuk, memindahkan tempat, dan menyimpan (Pantas, 2021). Analisa produksi dilakukan dengan membedakan analisis jangka pendek dan analisis jangka panjang dimana produksi jangka pendek adalah analisis yang membedakan antara faktor produksi tetap dan faktor produksi variabel. Faktor produksi tetap misalnya modal (K) dan faktor produksi tenaga kerja sebagai produksi variabel (L) (Maringka, 2021).

2.3.3 Prediksi Jagung

Prediksi produksi Jagung merupakan kegiatan memperkirakan hasil produksi yang akan terjadi pada masa yang akan datang melalui data historis masa lalu yang akan dijadikan sebagai acuan untuk tahun selanjutnya agar perusahaan dapat mengambil sebuah keputusan yang tepat apabila produksi

tanaman jagung mengalami penurunan serta perusahaan dapat terus meningkatkan hasil produksi jagung.

2.3.4 Prediksi

Prediksi adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki, agar kesalahannya dapat diperkecil (Adiguno, 2022). Prediksi tidak harus memberikan jawaban secara pasti kejadian yang akan terjadi, melainkan berusaha mencari jawaban sedekat mungkin yang akan terjadi (Sinaga, 2019). Prediksi yang baik merupakan prediksi yang di lakukan dengan mengikuti langkah atau prosedur yang baik. Pada dasarnya ada tiga langkah prediksi yang penting, diantaranya (Sinaga, 2019) :

- 1) Menganalisis data pada masa lampau.
- 2) Menentukan metode yang digunakan.
- 3) Memproyeksikan data yang lalu dengan menggunakan metode yang digunakan dan memperimbangannya dengan beberapa faktor perubahan.

2.3.5 Data Mining

Data mining adalah sebuah proses yang digunakan dibidang statistik, matematika, *artificial intelligence*, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan

pengetahuan yang terkait dari berbagai *database* besar sehingga menjadi informasi yang dapat digunakan (Putri, 2022). *Data mining* biasa juga disebut dengan “Data atau *knowledge discovery*” yaitu kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data *historis* (masa lampau) untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam *set* data berukuran besar. Proses pencarian pola atau informasi yang menarik dalam sebuah data dapat digunakan teknik atau mode tertentu (Saragih, 2021). Teknik, metode, atau algoritme *data mining* sangatlah bervariasi. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses *data mining* (Yunus, 2020). Keluaran dari *data mining* ini bisa dipakai untuk memperbaiki pengambilan keputusan di masa depan (Elfaladonna & Rahmadani, 2019).

Adapun tahapan *data mining* adalah *data selection*, *data integration*, *data transformation*, *data mining*, pola evaluasi, dan representasi pengetahuan (Suputra, 2021). Tujuan utama *data mining* ialah untuk menemukan, menggali, atau menambang pengetahuan dari data atau informasi yang kita miliki (Manihuruk, 2020).

Pengelompokkan *data mining* dibagi menjadi beberapa kelompok, diantaranya (Idris, 2019) :

1) Deskripsi

Deskripsi merupakan cara untuk menggambarkan pola dan kecenderungan yang terdapat di dalam data yang dimiliki (Prasetya, 2022).

2) Estimasi

Estimasi hampir mirip dengan klasifikasi, kecuali variabel target estimasi lebih ke arah *numeric* daripada ke arah kategori. Model yang dibangun menggunakan *record* lengkap yang menyediakan nilai variabel target sesuai nilai (Setio, 2020).

3) Prediksi

Prediksi menerka sebuah nilai yang belum di ketahui dan juga memperkirakan nilai untuk masa mendatang (Sari R.A, 2019).

4) Klasifikasi

Dalam klasifikasi terdapat target variabel kategori, misalnya penggolongan pendapatan dapat dipisahkan dalam 3 kategori, yaitu tinggi, sedang, dan rendah (Algoritma, 2020).

5) Pengklasteran

Merupakan pengelompokan *record*, pengamatan, atau memperhatikan dan membentuk kelas objek-objek yang memiliki kemiripan.

6) Asosiasi

Asosiasi bertugas menemukan atribut yang muncul dalam satu waktu. Dalam dunia bisnis lebih umum disebut analisis keranjang belanja.

2.3.6 Proses Data Mining

Proses pada *data mining* merupakan suatu rangkaian proses untuk mencari sebuah pengetahuan pada *database* (Zai, 2022). Proses ini berhubungan dengan pencarian dan penemuan pola pada data, yang sering disebut dengan penggalian data yang merujuk pada semua aktivitas yang biasanya muncul.

Proses *data mining* juga merupakan suatu langkah dalam *knowledge discovery in database* (KDD) (Nikmatun & Waspada, 2019). Bertujuan sebagai serangkaian proses yang terdiri atas *data selection*, *preprocessing*, *transformation*, *data mining*, *interpretation* atau *evaluation*. Berikut penjelasan tentang tahapan serangkaian proses *data mining* (Herfandi, Arman Diansyah, Eri Sasmita Susanto, 2021) :

1) Data Selection

Proses pemilihan data yang relevan dari sekumpulan data operasional yang perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam KDD dimulai (Manurung & Hasugian, 2019). Dimana data yang relevan dengan tugas analisis dikembalikan ke dalam *database* (Nurviana, 2019). Karena data yang ada pada *database* sering kali tidak semuanya dipakai, oleh karenanya hanya data yang sesuai untuk dianalisa yang akan diambil dari *database* (Syahputra & Ulfa, 2018).

2) Preprocessing

Proses dimana *data mining* dapat dilaksanakan, perlu dilakukan proses *cleaning* pada data yang akan menjadi fokus KDD (Irawan,

2019). Proses *cleaning* mencakup antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang tidak konsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data (Marzuki & Prihatiningsih, 2020).

3) *Transformation*

Proses dimana data dapat berubah atau bersatu ke dalam format yang sesuai untuk di proses dalam data mining (Pratama, 2019). Sebagai contoh, beberapa metode standar seperti asosiasi dan *clustering* hanya bisa menerima *input* data kategorikal (Iryani, 2020). Karenanya data berupa angka numerik yang berlanjut perlu dibagi menjadi beberapa *interval* (Pormes & Manongga, 2020).

4) *Data mining*

Proses data *mining* merupakan sebuah proses yang paling utama pada saat metode digunakan untuk mencari pengetahuan tersembunyi dan berharga dari data (Ardiansyah, 2020). Proses digunakan sebagai proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik tertentu (Fahmi & Sianturi, 2019). Teknik, metode, atau algoritma dalam data *mining* yang sangat bervariasi. Pemilihan metode yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses KDD secara keseluruhan (Silvia & Sundari, 2020).

5) *Interpretation / evaluation*

Dalam tahapan ini hasil dari teknik data *mining* yang berupa pola informasi maupun model prediksi yang dievaluasi untuk menilai apakah hipotesa yang digunakan sudah tercapai atau belum (Sudarsono, 2021). Pola informasi yang dihasilkan dari proses data *mining* ini perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan (Merawati & Rino, 2019). Tahap ini merupakan bagian dari proses KDD yang disebut *interpretation*. Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesis yang ada sebelumnya (Purnama, 2020). Berikut ini penjelasan tentang serangkaian proses data *mining* yang dijelaskan pada gambar 2.2 proses data mining dibawah ini :



Gambar 2. 2 Proses Data Mining (Erwansyah, 2019)

2.3.7 Regresi Linear sederhana

Regresi linear sederhana merupakan hubungan yang didapat dan dinyatakan dalam bentuk persamaan matematik yang menyatakan hubungan fungsional antar variabel (Usman, 2019). Secara umum, analisa regresi ini merupakan kajian terhadap hubungan satu variabel yang disebut sebagai variabel yang diterangkan dengan satu atau dua variabel yang menerangkan (Trianggana, 2020). Variabel yang diterangkan selanjutnya disebut sebagai variabel terikat (*dependent*), sedangkan variabel yang menerangkan biasa disebut sebagai variabel bebas (*Independent*) yaitu variabel yang menjelaskan atau mempengaruhi variabel lain (Abapihi, 2022).

Analisa *regresi* dengan satu variabel bebas X disebut sebagai *regresi linier* sederhana, sedangkan jika terdapat lebih dari satu variabel bebas X disebut *regresi linier* berganda (Eka, 2021).

2.3.8 Regresi Linear Berganda

Regresi linear berganda merupakan *regresi* yang memiliki variabel bebas (*independent*) lebih dari satu dan memiliki satu variabel terikat (*dependent*) (Aryani, 2020). Variabel bebas (*independent*) adalah variabel yang menjelaskan atau mempengaruhi variabel laini seperti : Luas Lahan (X_1), Luas Panen (X_2), Produktivitas (X_3), dll (X_n). variabel terikat (*dependent*) adalah variabel yang jelas dipengaruhi oleh variabel *independent* seperti Jumlah Hasil Produksi Jagung (Y) (Lahan, 2021).

Untuk memprediksi variabel terikat (Y) semua variabel bebas harus sudah diketahui nilainya. Berikut model persamaan *regresi linier* berganda (Rahmawati, 2022) :

$$y = a + x_1 \cdot b_1 + x_2 \cdot b_2 + \dots + x_n \cdot b_n \quad (1)$$

Penerapan konstanta (a) dengan koefisien (b) dihitung menggunakan persamaan (2), dan (3) dapat dilihat dibawah ini (Adha & Utami, 2022) :

$$\sum Y = a_n + b_1 \cdot \sum X_1 + b_2 \cdot \sum X_2 \quad (2)$$

$$\sum y \cdot x_1 = a \cdot \sum b_1 + x_1 \cdot \sum x_1 \cdot x_2 + b_2 \cdot \sum x_2 \cdot x_1 \quad (3)$$

$$\sum y \cdot x_2 = a \cdot \sum b_1 + x_2 \cdot \sum x_2 \cdot x_1 + b_2 \cdot \sum x^2$$

Apabila nilai *variable* bebas lebih besar dari 2, maka nilai koefisien regresi berganda dan konstanta pada setiap *variable* X dapat diperoleh dengan matriks determinan (Wasilaine, 2019). Seperti terdapat tiga buah persamaan menggunakan tiga nilai yang tidak dapat ditemukan, yaitu a, b1, b2, dan b3 dapat dilihat pada persamaan (4) dibawah ini :

$$A = \begin{bmatrix} N & \sum x_1 & \sum x_2 & \sum x_3 \\ \sum x_1 & \sum (x_1^2) & \sum (x_2 \cdot x_1) & \sum (x_3 \cdot x_1) \\ \sum x_2 & \sum (x_1 \cdot x_2) & \sum (x_2^2) & \sum (x_3 \cdot x_2) \\ \sum x_3 & \sum (x_1 \cdot x_3) & \sum (x_2 \cdot x_3) & \sum (x_3^2) \end{bmatrix}$$

$$A1 = \begin{bmatrix} \sum (y) & \sum x_1 & \sum x_2 & \sum x_3 \\ \sum (y \cdot x_1) & \sum (x_1^2) & \sum (x_2 \cdot x_1) & \sum (x_1 \cdot x_3) \\ \sum (y \cdot x_2) & \sum (x_1 \cdot x_2) & \sum (x_2^2) & \sum (x_2 \cdot x_3) \\ \sum (y \cdot x_3) & \sum (x_1 \cdot x_3) & \sum (x_3 \cdot x_2) & \sum (x_3^2) \end{bmatrix}$$

$$A2 = \begin{bmatrix} N & \Sigma(y) & \Sigma x_2 & \Sigma x_3 \\ \Sigma x_1 & \Sigma(y \cdot x_1) & \Sigma (x_2 \cdot x_1) & \Sigma (x_3 \cdot x_1) \\ \Sigma x_2 & \Sigma(y \cdot x_2) & \Sigma (x_2^2) & \Sigma (x_3 \cdot x_2) \\ \Sigma x_3 & \Sigma(y \cdot x_3) & \Sigma (x_2 \cdot x_3) & \Sigma (x_3^2) \end{bmatrix}$$

$$A3 = \begin{bmatrix} N & \Sigma x_1 & \Sigma(y) & \Sigma x_3 \\ \Sigma x_1 & \Sigma (x_1^2) & \Sigma (y \cdot x_1) & \Sigma(x_3 \cdot x_1) \\ \Sigma x_2 & \Sigma (x_1 \cdot x_2) & \Sigma (y \cdot x_2) & \Sigma(x_3 \cdot x_2) \\ \Sigma x_3 & \Sigma (x_1 \cdot x_3) & \Sigma (y \cdot x_3) & \Sigma(x_3^2) \end{bmatrix}$$

$$A4 = \begin{bmatrix} N & \Sigma x_1 & \Sigma x_2 & \Sigma(y) \\ \Sigma x_1 & \Sigma (x_1^2) & \Sigma(x_2 \cdot x_1) & \Sigma (y \cdot x_1) \\ \Sigma x_2 & \Sigma (x_1 \cdot x_2) & \Sigma (x_2^2) & \Sigma (y \cdot x_2) \\ \Sigma x_3 & \Sigma (x_1 \cdot x_3) & \Sigma(x_2 \cdot x_3) & \Sigma (y \cdot x_3) \end{bmatrix} \quad (4)$$

Selanjutnya dilakukan perhitungan menemukan matriks determinan dari masing-masing matriks A, A1 sampai dengan A4, maka selanjutnya yang dilakukan ialah perhitungan determinan menggunakan rumus pada persamaan (5) dibawah ini :

$$a = \frac{\text{Det (A0)}}{\text{Det (A)}}$$

$$b1 = \frac{\text{Det (A1)}}{\text{Det (A)}}$$

$$b2 = \frac{\text{Det (A2)}}{\text{Det (A)}}$$

$$b3 = \frac{\text{Det (A3)}}{\text{Det (A)}} \quad (5)$$

2.3.9 Pengukuran Tingkat Kesalahan

Metode yang baik ialah metode yang mempunyai tingkat akurasi yang tinggi (Clustering, 2019). Untuk mengukur tingkat akurasi, diperlukan perhitungan tingkat kesalahan dalam suatu prediksi. Semakin kecil tingkat kesalahan yang dihasilkan maka semakin akurasi hasil prediksi tersebut (Wiranda, 2019). Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengevaluasi hasil peramalan terhadap data observasi (Krisma & Azhari, 2019).

1) MAD

MAD digunakan untuk mengukur kesalahan dengan model yang dinyatakan dalam bentuk rata-rata *absolute* kesalahan (Akbar, 2020). Perumusan untuk model MAD dapat dilihat pada persamaan (13) dibawah ini :

$$MAD = \sum \frac{|Aktual_t - Prediksi_t|}{n} \quad (13)$$

2.4. MySQL

MySQL adalah sebuah *database*, yang merupakan kumpulan tabel yang saling berhubungan atau berelasi dan disimpan dimedia elektronik untuk memudahkan *user* untuk mencari sebuah data (Saragih, 2021). *Database* merupakan salah satu komponen yang penting dalam sistem informasi, karena merupakan basis dalam menyediakan informasi bagi para pemakai. Penerapan database dalam sistem informasi disebut dengan *database sistem* (Surbakti, 2019).










MySQL juga merupakan program *database* server yang mampu menerima dan mengirimkan data dengan sangat cepat, multi user serta menggunakan perintah standar SQL (*Structured Query Language*) dan baik digunakan sebagai client maupun server (Styawati, 2020). MySQL menggunakan bahasa standar SQL (*Structure Query Language*) sebagai bahasa interaktif dalam mengelola data.

MySQL disebut juga sebagai *Relational Database Management System* (RDBMS) yang didistribusikan secara gratis dibawah lisensi GPL (*General Public License*). Dimana setiap orang bebas untuk menggunakan MySQL, namun tidak boleh dijadikan produk turunan yang bersifat komersial. MySQL sebenarnya merupakan turunan salah satu konsep utama dalam database sejak lama, yaitu SQL (*Structured Query Language*).

2.5. *Flowchart*

Penggunaan diagram alir ini adalah untuk menggambarkan alur logika dari sebuah program. Penggambaran alur logika digambarkan secara grafis menggunakan *flowchart*. Flowchart digunakan untuk mempermudah penyusunan program. Dengan menggunakan flowchart, logika pemrograman lebih mudah dipahami dan dianalisis, sehingga anda dapat menentukan kode-kode pemrograman yang sesuai dengan pekerjaannya. Berikut beberapa simbol sistem program *flowchart* yang sering digunakan dalam pemrograman komputer yang dapat dilihat pada tabel 2.2 dibawah ini :

Tabel 2. 2 Simbol Sistem Program Flowchart

No.	Simbol	Nama	Fungsi
1.		Terminator	Permulaan/ akhir program
2.		Garis Alir (Flow Line)	Arah aliran program
3.		Preparation	Proses inialisasi/ pemberian nilai awal
4.		Proses	Proses perhitungan/ pengolahan data
5.		Input/ output data	Proses input/ output data, parameter, dan informasi
6.		Predefined process (sub program)	Permulaan sub program/ proses menjalankan sub program
7.		Decision	Perbandingan pernyataan, penyeleksian data yang memberikan pilihan untuk langkah selanjutnya
8.		On page connector	Penghubung bagian- bagian flowchart yang berada pada satu halaman
9.		Off page connector	Penghubung bagian- bagian flowchart yang berada pada halaman berbeda.

2.6. Bahasa Pemrograman

2.6.1. Hypertext pre-processor (PHP)

PHP adalah sekumpulan *script* yang digunakan untuk mengolah data form dari web yang merupakan kepanjangan dari Hypertext Preprocessor dimana script yang berjenis server side yang menyatu dengan HTML (Al Jufrie, 2021). Sintaks dan perintah- perintah itu kemudian dimasukkan dan dikerjakan oleh server dan disertai pada halaman HTML biasa. PHP bertujuan untuk membuat aplikasi-aplikasi yang dijalankan di atas teknologi

Web. Dalam hal ini, aplikasi pada umumnya akan memberikan hasil pada Web browser, tetapi prosesnya secara keseluruhan dijalankan dan dikerjakan di Web server (Sanubari, 2020).

PHP juga merupakan suatu bahasa pemrograman yang difungsikan untuk membangun suatu website dinamis. Dinamis berarti halaman yang akan ditampilkan dibuat saat halaman itu diminta oleh client. Mekanisme ini menyebabkan informasi yang diterima client selalu yang terbaru. Semua script PHP dieksekusi pada server dimana script tersebut dijalankan. PHP menyatukan kode HTML, maksudnya adalah beda kondisi. HTML digunakan sebagai pembangun atau pondasi dari kerangka layout web, sedangkan PHP difungsikan sebagai prosesnya sehingga dengan adanya PHP tersebut, sebuah web akan sangat mudah dimaintenance. PHP berjalan pada sisi server sehingga PHP disebut juga sebagai bahasa *Server Side Scripting*. Artinya bahwa dalam setiap untuk menjalankan PHP wajib adanya sebuah server.

Aplikasi-aplikasi yang dibangun oleh PHP pada umumnya akan memberikan hasil pada web browser pada prinsipnya server akan bekerja apabila ada permintaan dari client. Dalam hal ini client menggunakan kode-kode PHP untuk mengirimkan permintaan ke server.

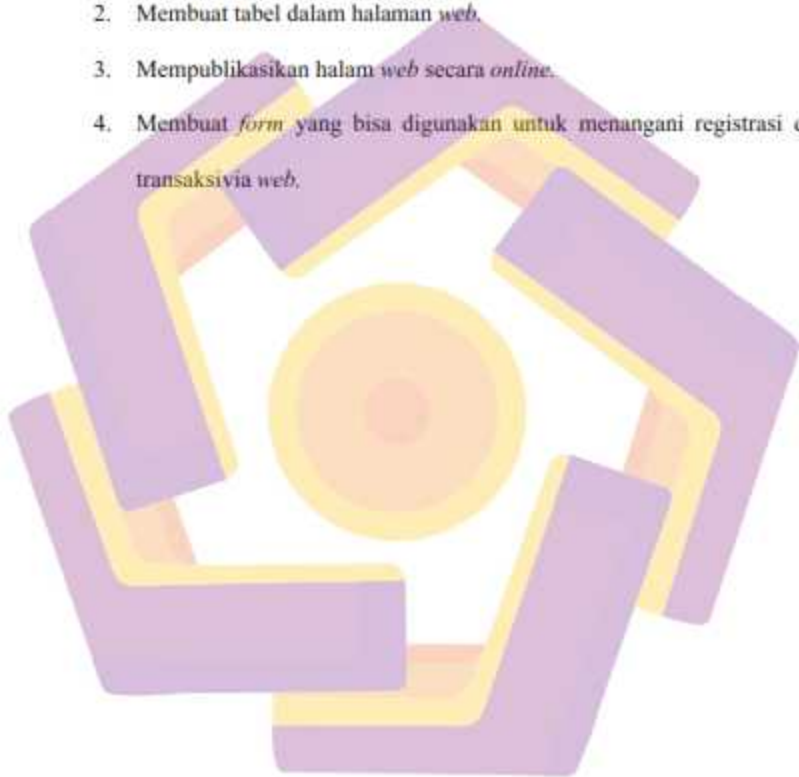
2.6.2. Hypertext Markup Language (HTML)

HTML merupakan singkatan dari Hypertext Markup Language yang menggunakan bahasa mark up. HTML digunakan untuk mark up (penanda)

terhadap suatu dokumen teks. *Hypertext Markup Language (HTML)* adalah bahasa *standard* yang digunakan untuk menampilkan halaman web.

Yang bisa dilakukan dengan HTML yaitu:

1. Mengatur tampilan dari halaman *web* dan isinya.
2. Membuat tabel dalam halaman *web*.
3. Mempublikasikan halaman *web* secara *online*.
4. Membuat *form* yang bisa digunakan untuk menangani registrasi dan transaksi via *web*.



BAB III METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian

Adapun jenis, sifat, dan pendekatan penelitian ini adalah sebagai berikut :

3.1.1. Jenis dan Sifat Penelitian

Jenis penelitian ini adalah penelitian eksperimental dan menggunakan data primer. Dimana penelitian ini melakukan pengujian terhadap pengukuran tingkat kesalahan menggunakan MAD dengan jumlah *dataset* 320 data *training* dan 40 data *testing*. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui metode yang lebih akurat dan tepat dalam melakukan prediksi produksi jagung dimana *dataset* tersebut didapatkan langsung dari Dinas Pertanian dan Perkebunan Kabupaten Dompu dengan rentang waktu 2012 - 2021.

Penelitian ini bersifat deskriptif dikarenakan menggambarkan suatu objek yang akan diteliti dan menjabarkan hasil pengujian masing-masing metode yang dilakukan pada *dataset* yang ada untuk dapat diketahui metode mana yang memiliki tingkat akurasi tertinggi dan kesalahan terendah.

3.1.2. Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif. Dikarenakan penelitian ini merupakan jenis penelitian yang spesifikasinya adalah sistematis, terencana, dan terstruktur dengan jelas sejak awal hingga pembuatan penelitiannya. Penelitian yang akan dilakukan akan menghasilkan berupa hasil pengujian masing masing

metode. Pada tahap kesimpulan hasil peneliti akan menampilkan dalam bentuk tabel yang menampilkan nilai pengujian kesalahan pada metode MAD.

3.2. Analisa Sistem yang Sedang Berjalan

Sebelum sistem prediksi produksi jagung dirancang. Sistem berjalan yang digunakan masih bersifat manual dan disimpan oleh pihak kantor yang berada di bagian produksi sebagai dokumentasi/arsip kantor. Analisa sistem yang sedang berjalan dapat dilihat pada gambar 3.1 dibawah ini :



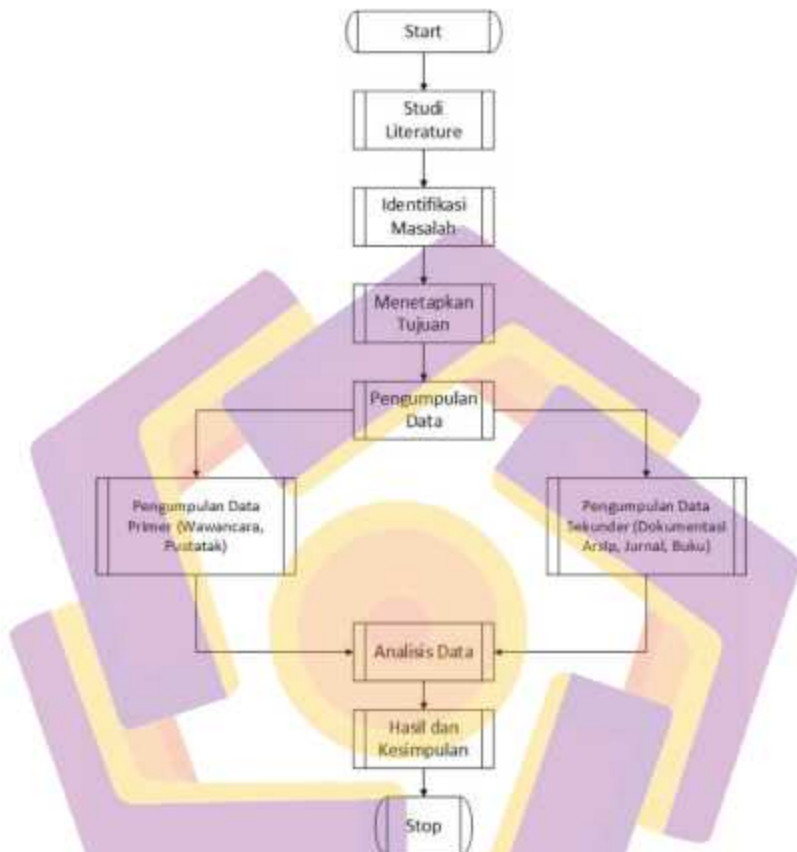
Gambar 3. 1 Analisa Sistem yang Sedang Berjalan

3.3. Metode Pengumpulan Data

Adapun metode pengumpulan data yang diperlukan untuk membangun sistem prediksi produksi jagung ini harus menggunakan data yang akurat agar kasus pada penelitian ini berkaitan dan sesuai yang dikerjakan penulis. Berikut ini pembagian dari analisis data yang akan dibagi menjadi 3 tahapan :

1) Tahap Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data merupakan tahap yang mempelajari materi teori penelitian yang berkaitan dengan identifikasi masalah. Proses tahap pengumpulan data ini mulai dari membaca studi literatur berkaitan dengan permasalahan penelitian, untuk menentukan variabel-variabel dalam penelitian yang akan dilakukan. Kemudian masalah dalam kasus penelitian diidentifikasi untuk mendapatkan tujuan dari penelitian. Tahap pengumpulan data dalam penelitian ini terbagi menjadi dua, yaitu pengumpulan data primer dan sekunder. Pengumpulan data primer dilakukan secara observasi dan wawancara untuk mendapatkan data jumlah produksi jagung dengan rentan waktu 2012-2021. Pengumpulan data sekunder didapatkan dari penelitian sebelumnya. Pada tahap pengumpulan data ini juga akan dianalisa data yang didapatkan. Hasil dari pengumpulan data akan dijadikan sebagai data *training* dan data *testing* dalam penelitian. Berikut ini tahap pengumpulan data yang dapat dilihat pada gambar 3.2.

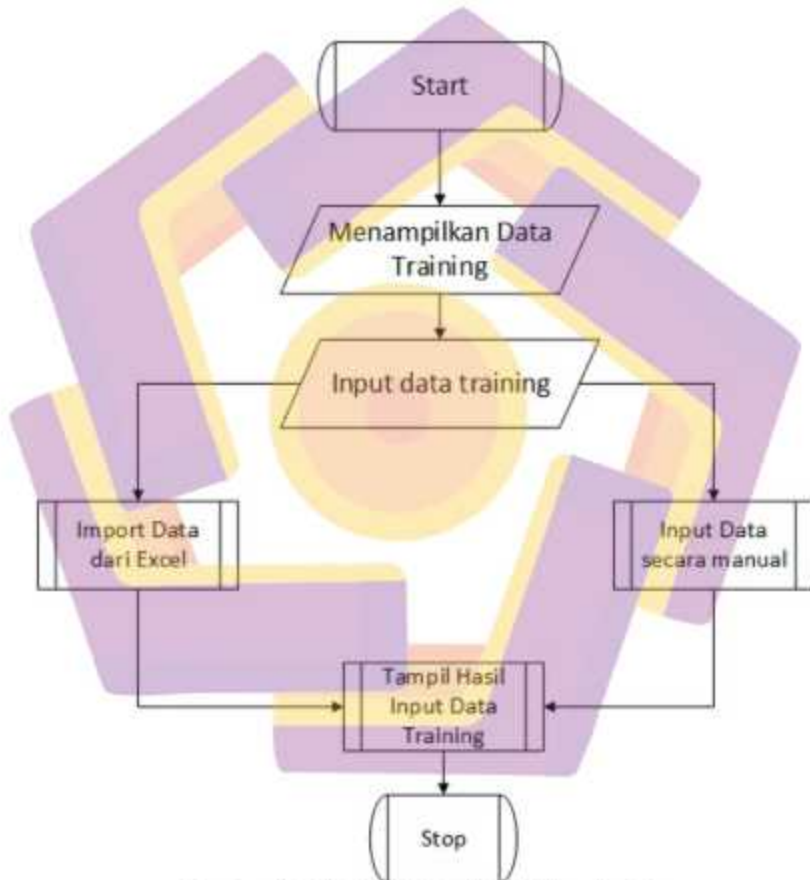


Gambar 3. 2 Alur Kerja Penelitian Tahap Pengumpulan Data

2) Tahap *Training*

Tahap *training* merupakan tahap yang digunakan untuk proses data latih sebelum dilakukan proses prediksi dengan metode Regresi Linear Berganda. Hal pertama pada tahap *training* adalah menampilkan *form* data *training* dimana, *form* ini akan menunjukkan proses *input* data *training*, dimana variabel-variabel yang akan digunakan sudah diketahui

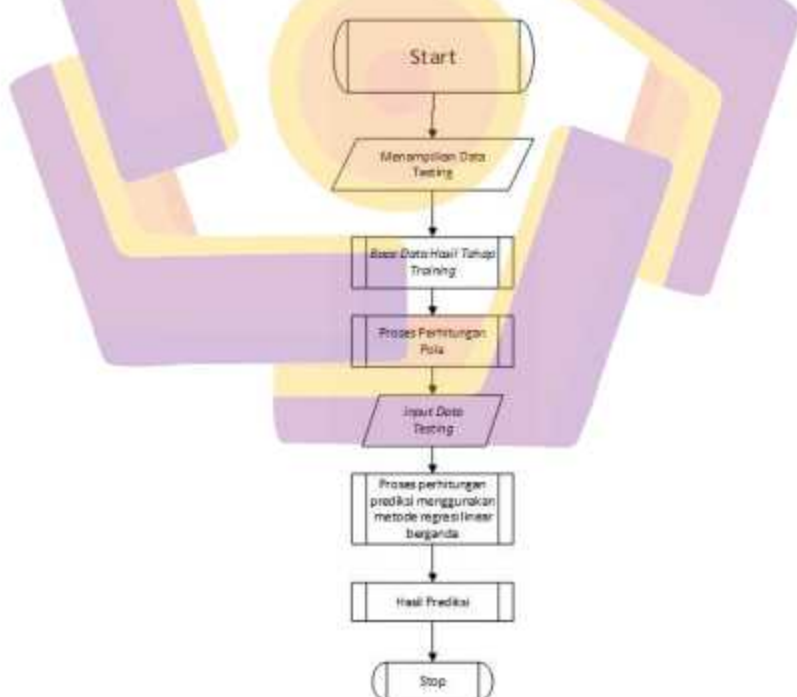
pada tahap pengumpulan data. Tahap *training* akhir adalah menampilkan hasil data *training*, dimana data ini akan di proses di data *testing* selanjutnya. Berikut ini merupakan tahap *training* yang dapat dilihat pada gambar 3.3.



Gambar 3. 3 Alur Kerja Penelitian Tahap Training

3) Tahap *Testing*

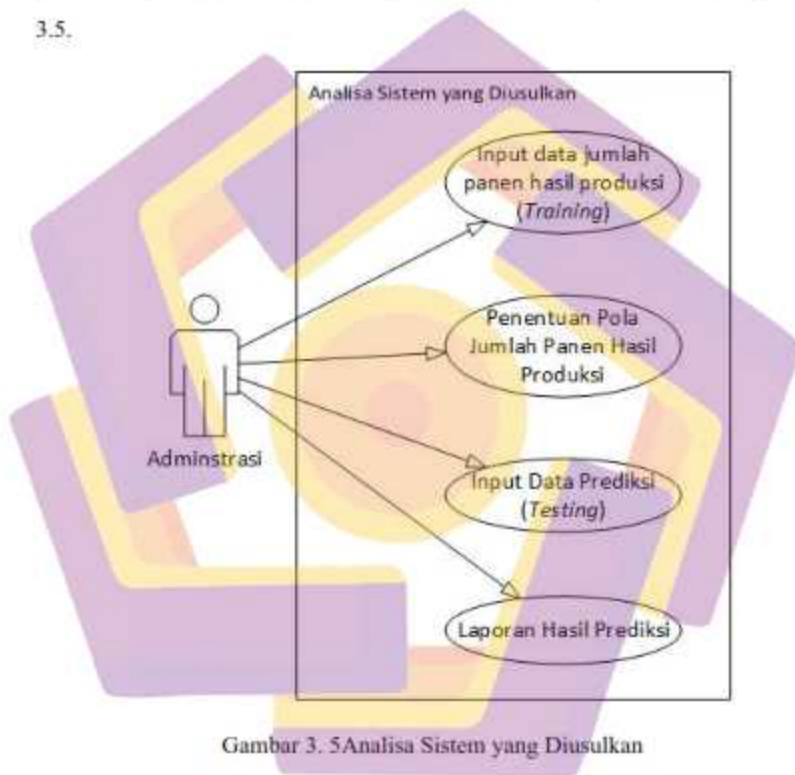
Tahap *testing* merupakan tahap yang digunakan untuk proses pengujian untuk melihat keberhasilan dari suatu sistem dalam membaca data uji (*testing*). Tampilan tahap *testing* pertama adalah menampilkan data *testing*, dimana terdapat proses *input* data *testing*, yang sama dengan proses *input* data *training*. Hasil inputan data *testing* kemudian di uji dengan hasil tahap *training* sehingga dilakukan proses prediksi dengan metode regresi linear berganda. Setelah tahap *testing* selesai maka akan menampilkan hasil prediksi yang dibutuhkan. Berikut tahap *testing* yang dapat dilihat pada gambar 3.4.



Gambar 3. 4 Alur Kerja Penelitian Tahap *Testing*.

3.4. Pengembangan Sistem

Dalam penelitian ini akan dirancang sebuah sistem yang akan membantu pihak Dinas Pertanian dan Perkebunan Kabupaten Dompu untuk melakukan prediksi hasil produksi Jagung. Analisa sistem yang akan diusulkan dapat dilihat pada gambar 3.5.



Gambar 3. 5Analisa Sistem yang Diusulkan

Berdasarkan gambar 3.5 dijelaskan bahwa seorang aktor (administrasi) akan melakukan input data jumlah panen hasil produksi (*training*) yang menggunakan variabel luas lahan (X_1), luas panen (X_2), dan produktivitas (X_3). Data yang telah diinputkan akan diproses dengan menggunakan perhitungan metode Regresi Linear Berganda menggunakan *software Microsoft Excel*. Hasil perhitungan tersebut akan

menghasilkan nilai persamaan untuk penentuan pola produksi. Kemudian hasil persamaan pola produksi tersebut akan melakukan tahap perhitungan pada inputan data *testing* untuk menghasilkan prediksi hasil produksi. Hasil prediksi produksi akan diarsipkan ke sebuah laporan hasil produksi untuk mempermudah staff jika sewaktu/waktu dibutuhkan.

3.5. *Hierarchy Chart*

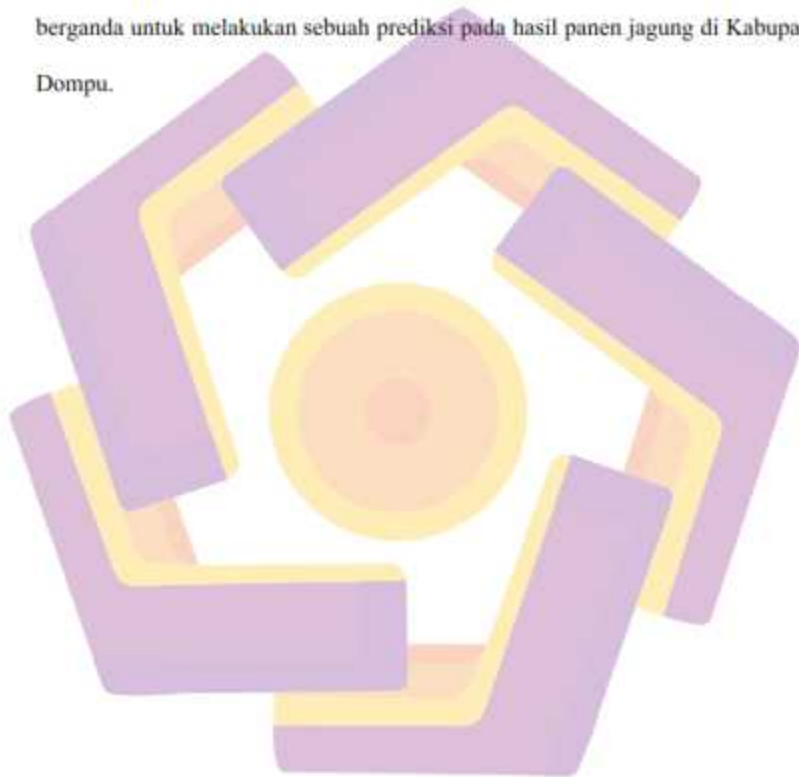
Hierarchy chart merupakan suatu diagram yang menggambarkan berbagai permasalahan yang kompleks dan diuraikan pada elemen-elemen yang bersangkutan. Berikut sistem *Hierarchy Chart* yang akan dibangun dapat dilihat pada gambar 3.6 dibawah ini :



3.6. Fase Evaluasi

Pada Fase evaluasi dilakukan pengujian terhadap hasil dari proses data mining menggunakan algoritma regresi linear berganda pada sistem yang akan dibangun. Proses pengujian akurasi dilakukan dengan sebuah aplikasi berbasis

website dan aplikasi *RapidMiner*. Sistem yang dibangun menggunakan *website* dengan *framework* PHP *Native* dan aplikasi *RapidMiner* akan dibandingkan, apakah hasil dari ketiga prediksi sama atau berbeda. Jika hasil antara keduanya sama, maka sistem sudah mampu mengimplementasikan algoritma regresi linear berganda untuk melakukan sebuah prediksi pada hasil panen jagung di Kabupaten Dompu.



BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengujian Hasil

Pengujian pada prediksi jumlah produksi jagung ini menggunakan dua tahapan pengujian, diantaranya pada proses data *training* untuk mendapatkan proses penentuan pola regresi dan pengujian untuk melakukan uji akurasi hasil pada proses prediksi yang dilakukan menggunakan *Microsoft excel*, *website*, dan *rapid miner*. Dalam menentukan kriteria untuk prediksi jumlah produksi jagung ini dilakukan dengan tahap wawancara secara langsung dengan Dinas Pertanian dan Perkebunan di Kabupaten Dompu. Dari hasil tahapan wawancara tersebut dapat disimpulkan bahwa terdapat kriteria yang digunakan untuk melakukan prediksi jumlah panen hasil produksi jagung diantaranya yaitu luas lahan, luas panen, produktivitas, dan produksi. Jumlah pemanan sangat berpengaruh pada jumlah hasil panen yang akan diproduksi, dikarenakan jumlah pemanen memiliki peran dalam penentuan peningkatan hasil jagung yang akan dipanen. Jumlah pemanen yang tidak seimbang dengan luas lahan yang akan dipanen saat itu, dapat mengakibatkan hasil panen yang tidak stabil. Oleh karena itu jumlah pemanen berpengaruh pada jumlah hasil produksi pada jagung. Pengolahan perhitungan prediksi jumlah produksi jagung saat ini menggunakan *sample data* sebanyak 320 data *training* maupun 40 data *testing*.

4.2. Perhitungan Manualisasi

Proses perhitungan manual adalah proses perhitungan yang dilakukan secara manual dengan bantuan *Microsoft Excel* yang ditujukan untuk mengetahui kebenaran suatu tahapan perhitungan. Pada perhitungan manual ini data *training* dan *testing* yang digunakan adalah data hasil produksi tahun 2012 sampai tahun 2021 Kabupaten Dompu, Kecamatan Woja. Banyak jumlah data yang digunakan adalah sebanyak 320 data dengan persentase data latih dan uji sebesar 80% : 20%, sehingga didapatkan data latih sebanyak 320 data dan data uji sebanyak 10 data. Dibawah ini menampilkan dataset yang didapatkan dari Dinas Pertanian dan Perkebunan Kabupaten Dompu dimana data yang sudah dinormalisasikan terdiri dari Luas Lahan, Luas Panen, Produktivitas, dan Produksi dapat dilihat pada tabel 4.1 sampai tabel 4.4 dibawah ini.

Tabel 4. 1 Data Luas Lahan

Kecamatan	Luas Lahan Jagung Kabupaten Dompu (Hektar)									
	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Dompu	806	542	216	365	986	7130	7445	5707	7174	6867
Woja	2663	5548	4805	4796	5644	12661	12496	11149	8006	10544
Pajo	384	610	943	896	1440	6722	7079	4931	7248	7505
Hu'u	648	2511	1616	2107	3197	8201	8905	3360	8160	8233
Manggelewa	4107	6693	7550	7517	7372	14522	13626	8071	14775	9996
Kempo	2353	4366	2150	3751	6034	14166	6115	4333	9614	12681
Kilo	2926	6412	5103	7025	6944	13827	7491	6077	8404	15775
Pekat	1615	4835	2761	3515	3331	11397	14682	13776	11460	12682

Tabel 4. 2 Data Luas Panen

Kecamatan	Luas Panen Jagung Kabupaten Dompu (Hektar)									
	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Dompu	2243	1057	176	365	986	7130	9726	8443	6027	4499
Woja	3783	3970	5138	4920	5573	12371	11246	17171	3771	8412
Pajo	2268	645	446	888	1373	6722	8279	6699	6309	5565
Hu'u	2279	1074	2132	2104	3197	8201	9974	6356	7753	7054
Manggelewa	5327	4274	7510	7517	7372	14522	11427	14729	8957	8999
Kempo	3514	3557	3557	3751	6034	14166	9107	5600	7405	8212
Kilo	4452	4556	5326	6913	6904	13827	8419	8974	5543	9156
Pekat	3964	2460	5262	3515	3324	11404	12122	14518	12618	9227

Tabel 4. 3 Data Produktivitas

Kecamatan	Produktivitas Jagung Kabupaten Dompu (Kw/Ha)									
	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Dompu	54,9	57,48	63,4	73,4	64,29	69,77	67,59	65,35	51,9	50,62
Woja	54,98	57,6	63,42	73,42	64,3	69,78	67,59	68,15	51,93	50,64
Pajo	54,87	57,5	63,38	73,38	64,29	69,76	67,59	62,25	51,89	50,63
Hu'u	54,89	57,56	63,41	73,41	64,3	69,78	67,59	62,15	51,93	50,63
Manggelewa	55	57,65	63,43	73,43	64,32	69,8	67,81	67,1	51,97	50,7
Kempo	54,95	57,62	63,42	73,42	64,32	69,78	67,59	62,05	51,93	50,64
Kilo	54,98	57,63	63,43	73,43	64,31	69,8	67,6	65,15	51,94	50,65
Pekat	54,92	57,58	63,42	73,42	64,3	69,78	67,59	67,1	51,93	50,64

Tabel 4. 4 Data Produksi

Kecamatan	Produksi Jagung Kabupaten Dompu (Ton)									
	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Dompu	12323	6086	1013	2679	7238	52341	65738	54804	31298	23363
Woja	20784	22859	29585	36118	40911	90816	76012	1E+05	19583	43684
Pajo	12460	3714	2568	6519	10079	49346	55958	43843	32763	28899
Hu'u	12521	6184	12276	15445	23469	60204	67414	41257	40261	36631
Manggelewa	29267	24610	43243	55182	54113	106606	77235	95606	46514	46732
Kempo	19306	20481	20481	27536	44296	103993	61554	36350	38454	42645
Kilo	24459	26233	30667	50748	50682	101504	56904	58250	28785	47547
Pekat	21778	14165	30299	25803	24401	83717	81933	94236	65525	47916

a. Mendeskripsikan Data

Data yang digunakan dari Dinas Pertanian dan Perkebunan Kabupaten Dompu adalah data hasil panen jagung dari tahun 2012 – 2021 dengan menggunakan format excel, dari data tersebut terdapat 5 atribut yang dideskripsikan pada tabel 4.5 dibawah ini :

Tabel 4. 5 Pemilihan Atribut

Atribut	Keterangan
Tahun	Menjelaskan tentang data dalam kurun waktu tahunan
Kecamatan	Menjelaskan nama-nama Kecamatan yang ada di Kabupaten Dompu, Nusa Tenggara Barat.
Luas Lahan	Luas Lahan dari setiap Kecamatan di Kabupaten Dompu per tahun
Produktivitas	Produktivitas jagung adalah hasil persatuan atau satu lahan panen dari seluruh luas lahan yang dipanen pada setiap Kecamatan di Kabupaten Dompu per tahun.
Produksi	Data Produksi dari setiap Kecamatan di Kabupaten Dompu per tahun.

4.2.1. Inisialisasi Parameter

Perhitungan manual ini menggunakan data produksi dengan pola data campuran yaitu data fundamental (parameter: x_1 , x_2 , x_3) dan data teknikal (Y). Untuk pembelajaran pola data menggunakan data hasil produksi lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 4.6 dibawah ini.

Tabel 4. 6 Dataset Perhitungan Manualisasi

Tahun	Luas Lahan (X1)	Luas Panen (X2)	Produktivitas (X3)	Produksi (Y)
2012	2663	3783	55,0	20784
2013	5548	3970	58,0	22859
2014	4805	5138	63,0	29585
2015	4796	4920	73,0	36118
2016	5644	5573	64,0	40911
2017	12661	12371	70,0	90816
2018	12496	11246	68,0	76012
2019	11149	17171	68,0	111457
2020	8006	3771	52,0	19583
2021	10544	8412	51,0	43684

Setelah dilakukan inisialisasi parameter pada dataset untuk dilakukan perhitungan manualisasi, langkah selanjutnya adalah melakukan perhitungan pada dataset pada tabel 4.6. untuk pembelajaran perhitungan data lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 4.7 dan lanjutan pada tabel 4.8 dibawah ini.

Tabel 4. 7 Perhitungan Data

X1.Y	X2.Y	X3.Y	X1.X2
55347792	78625872	1142704,32	10074129
126821732	90750230	1316678,4	22025560
142155925	152007730	1876280,7	24688090
173221928	177700560	2651783,56	23596320
230901684	227997003	2630577,3	31454012
1149821376	1123484736	6337140,48	156629231
949845952	854830952	5137651,08	140530016
1242634093	1913828147	7595794,55	191439479
156781498	73847493	1016945,19	30190626
460604096	367469808	2212157,76	88696128

Tabel 4. 8 Perhitungan Data

X1.X3	X2.X3	X1^2	X2^2	X3^2
146411,74	207989,34	7091569	14311089	3022,8004
319564,8	228672	30780304	15760900	3317,76
304733,1	325851,96	23088025	26399044	4022,0964
352122,32	361226,4	23001616	24206400	5390,4964
362909,2	358343,9	31854736	31058329	4134,49
883484,58	863248,38	160300921	153041641	4869,2484
844604,64	760117,14	156150016	126472516	4568,4081
759804,35	1170203,65	124300201	294843241	4644,4225
415751,58	195828,03	64096036	14220441	2696,7249
533948,16	425983,68	111175936	70761744	2564,4096

Setelah perhitungan data selesai maka langkah selanjutnya adalah menjumlahkan data tersebut berdasarkan kolom masing-masing. Perhitungan data jumlah prediksi dapat dilihat pada tabel 4.9 dibawah ini :

Tabel 4. 9 Jumlah Data Prediksi

N	320
Y	491809
X1	78312
X2	76355
X3	621,98
X1Y	4688136076
X2Y	5060542531
X3Y	31922213,72
X1X2	719323591
X1X3	4923416,14
X2X3	4898032,14
X1^2	731839360
X2^2	771075345
X3^2	39229,1804

Setelah jumlah data prediksi di dapatkan maka di lanjutkan dengan menentukan matriks A, A1, A2, A3, A4 dan H untuk menentukan konstanta dan koefisien. Untuk mencari konstanta dan koefisien matriks a, a1, a2, a3, dan a4 digunakan persamaan simultan sebagai berikut :

$$A = \begin{bmatrix} 320 & 78312 & 76355 & 621.98 \\ 78312 & 731839360 & 719323591 & 4930420.74 \\ 76355 & 719323591 & 771075345 & 4901205.34 \\ 621.98 & 4930420.74 & 4901205.43 & 39233.80 \end{bmatrix}$$

$$A1 = \begin{bmatrix} 491809 & 78312 & 76355 & 621.98 \\ 4688136076 & 731839360 & 719323591 & 4930420.74 \\ 5060542531 & 719323591 & 771075345 & 490125.34 \\ 31938511.32 & 4930420.74 & 4901205.34 & 39233.8004 \end{bmatrix}$$

$$A2 = \begin{bmatrix} 320 & 491809 & 76355 & 621.98 \\ 78312 & 4688136076 & 719323591 & 4930420.74 \\ 76355 & 5060542531 & 771075345 & 49012 - 5.34 \\ 621.98 & 31938511.32 & 4901205.34 & 39233.8004 \end{bmatrix}$$

$$A3 = \begin{bmatrix} 320 & 78312 & 491809 & 621.98 \\ 78312 & 731839360 & 4688136076 & 4930420.74 \\ 76355 & 719323591 & 5060542531 & 49012 - 5.34 \\ 621.98 & 4930420.74 & 31938511.32 & 39233.8004 \end{bmatrix}$$

$$A4 = \begin{bmatrix} 320 & 78312 & 76355 & 491809 \\ 78312 & 731839360 & 719323591 & 4688136076 \\ 76355 & 719323591 & 771075345 & 5060542531 \\ 621.98 & 4930420.74 & 4901205.34 & 31938511.32 \end{bmatrix}$$

Adapun tahap penyelesaian contoh kasus diatas yang menggunakan metode persamaan Regresi Linear Berganda dapat dilihat pada tabel 4.10 sampai dengan tabel 4.14 dibawah ini :

Tabel 4. 10 Koefisien dan Konstanta Matriks A

10	78312	76355	621,81
78312	731839360	719323591	4923334,47
76355	719323591	771075345	4897464,48
621,81	4923334,47	4897464,48	39230,86

Tabel 4. 11 Koefisien dan Konstanta Matriks A1

491809	78312	76355	621,81
4688136076	731839360	719323591	4923334,47
5060542531	719323591	771075345	4897464,48
31917713,34	4923334,47	4897464,48	39230,8567

Tabel 4. 12 Koefisien dan Konstanta Matriks A2

80	491809	76355	621,81
78312	4688136076	719323591	4923334,47
76355	5060542531	771075345	4897464,48
621,81	31917713,34	4897464,48	39230,8567

Tabel 4. 13 Koefisien dan Konstanta Matriks A3

80	78312	491809	621,81
78312	731839360	4688136076	4923334,47
76355	719323591	5060542531	4897464,48
621,81	4923334,47	31917713,34	39230,8567

Tabel 4. 14 Koefisien dan konstanta Matriks A4

80	78312	76355	491809
78312	731839360	719323591	4688136076
76355	719323591	771075345	5060542531
621,81	4923334,47	4897464,48	31917713,34

Selanjutnya adalah menentukan determinan dari setiap matriks yang di dapat sebelumnya. Berikut ini hasil dari perhitungan determinan A1, A2, A3, dan A4 yang dapat dilihat pada tabel 4.15 dibawah ini :

Tabel 4. 15 Hasil Determinan Matriks

Det A	8,6785E+22
Det A1	-1,381E+24
Det A2	-4,3745E+22
Det A3	6,136E+23
Det A4	-4,8579E+23

Dari nilai determinan yang telah dihitung maka nilai b_1 , b_2 , b_3 , dan b_4 dapat dicari dengan persamaan sebagai berikut :

$$b_1 = \frac{-1,381E+24}{8,6785E+22} = -15,913$$

$$b_2 = \frac{-4,3745E+22}{8,6785E+22} = -0,504$$

$$b_3 = \frac{6,136E+23}{8,6785E+22} = 7,070$$

$$b_4 = \frac{-4,8579E+23}{8,6785E+22} = -5,598$$

Setelah nilai dari b_1 , b_2 , b_3 , dan b_4 telah dihitung maka dapat diperoleh persamaan regresi linear berganda untuk data hasil panen jagung yaitu : $Y = -15,91 + -0,504 (X_1) + 7,070 (X_2) + -5,598 (X_3)$.

4.3. Pengujian Hasil Prediksi

Untuk meningkatkan hasil prediksi produksi jagung tentu diperlukan pengujian hasil produksi. Pengujian ini dilakukan untuk menentukan error dari hasil prediksi hasil panen. Semakin kecil error yang didapatkan maka akan semakin tepat juga hasil prediksi. Untuk melakukan pengujian ini peneliti menggunakan MAD. Rumus yang digunakan dalam menentukan nilai *error absolute* menggunakan

persamaan (13). Data latih yang digunakan dibawah ini adalah data Kecamatan Woja, yaitu :

Tahun	: 2013
Luas Lahan	: 2663
Luas Panen	: 3783
Produktivitas	: 55
Produksi	: 20784
Prediksi	: 24932

$$MAD = \frac{20784 - 24932}{320} = 0.013$$

Setelah dilakukan pengujian kesalahan *absolute error* telah didapatkan *error* yang cukup kecil sehingga data hasil prediksinya hampir tepat. Untuk pengujian menentukan *absolute error* dari hasil prediksi panen jagung dengan MAD. Semakin kecil nilai *error* yang didapatkan maka akan semakin tepat juga hasil prediksi. Dalam MAD, kesalahan dengan arah positif atau negative yang diukur hanya besar kesalahan secara *absolute*. Nilai MAD yang didapatkan bernilai **0.013** sehingga dapat dikategorikan *error* yang didapatkan bernilai cukup kecil sehingga data hasil prediksinya hampir tepat.

4.4. Skenario Perbandingan Pengujian Hasil Prediksi

Pada bagian ini dilakukan skenario perbandingan pengujian terhadap perhitungan manual, perhitunga pada *website*, dan perhitungan pada aplikasi

RapidMiner menggunakan metode pengujian MAD. Kemudian dilakukan perbandingan berdasarkan persentase hasil pengujian pada dataset dimana data *training* berjumlah 320 *record* dan data *testing* berjumlah 40 *record*. Pembagian data *training* dan *testing* bertujuan untuk mengetahui performa dari metode regresi *linear* berganda. Pada hasil pengujian prediksi ini menggunakan data berupa atribut luas lahan, luas panen, produktivitas, dan produksi di Kecamatan Woja pada tahun 2013. Kemudian perhitungan dataset dengan cara mengkali kan antara variabel X dengan Y untuk mendapatkan hasil jumlah data prediksi. Kemudian menentukan nilai matriks A, A1, A2, A3, dan A4 menggunakan rumus persamaan (4), setelah itu menentukan determinan dari setiap matriks menggunakan rumus persamaan (5) sehingga didapatkan lah persamaan regresi *linear* berganda. Perbandingan perhitungan pengujian menggunakan MAD dapat dilihat pada tabel 4.16 dibawah ini :

Tabel 4. 16 Perbandingan Pengujian MAD

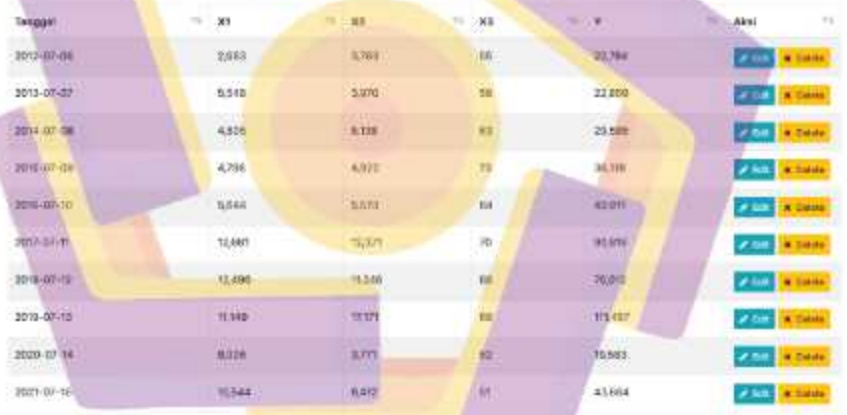
Data	Produksi	Prediksi Produksi	MAD
Prediksi Manual	20784	24932	0.013
Prediksi Website	20784	24736	0.012
Prediksi RapidMiner	20784	19013	0.060

Pada tabel 4.16 didapatkan hasil pengujian menggunakan metode MAD dengan hasil pengujian yang hampir sama atau mendekati akurat, sehingga pengujian dengan perhitungan manual, perhitungan *website*, dan perhitungan *RapidMiner* dengan metode MAD didapatkan hasil rata-rata hampir mendekat 0.001 sehingga

dapat dikategorikan *error* yang didapatkan bernilai cukup kecil sehingga data hasil prediksi hampir tepat atau akurat. Pada perbandingan pengujian MAD pada tabel 4.16 dapat dilihat bahwa prediksi menggunakan *RapidMiner* dengan metode MAD mendapatkan hasil yang optimal yaitu 0.060.

4.5. Percobaan dan Pengujian Sistem Website

Pada saat pengguna memilih menu data training, maka admin dapat melihat data training yang telah diinputkan. Tampilan menu data *training* dapat dilihat pada gambar 4.1 dibawah ini :



Tanggal	X1	X2	X3	Y	Aksi
2012-07-06	2,063	5,703	66	20,794	[Add] [Edit] [Delete]
2013-07-07	5,510	5,970	58	22,800	[Add] [Edit] [Delete]
2014-07-08	4,526	8,138	83	23,580	[Add] [Edit] [Delete]
2015-07-09	4,736	4,971	73	36,118	[Add] [Edit] [Delete]
2016-07-10	3,544	5,573	64	40,071	[Add] [Edit] [Delete]
2017-07-11	11,687	71,071	70	91,976	[Add] [Edit] [Delete]
2018-07-12	13,490	11,536	68	70,070	[Add] [Edit] [Delete]
2019-07-13	11,340	11,071	88	113,437	[Add] [Edit] [Delete]
2020-07-14	8,128	8,771	82	10,583	[Add] [Edit] [Delete]
2021-07-15	10,344	8,412	61	41,604	[Add] [Edit] [Delete]

Gambar 4. 1 Pengujian Data *Training*

Pada gambar 4.1 dapat disimpulkan bahwa pada form data training pengguna dapat melihat informasi jumlah data yang ada serta pengguna dapat menambah, mengedit, menghapus, dan mencari data training. Kemudian untuk form tambah data training dapat dilihat pada gambar 4.2 dibawah ini :



The image shows a web-based form titled "Buku Jejak" (Log Book) for manual data entry. The form is titled "Form Data Jejak" and includes several input fields: "Tanggal" (Date) with the value "06/05/2023", "Lokasi Labor (01)", "Lokasi Petak (02)", "Proses/Alat (03)", and "Pihak (04)". There are also two buttons at the bottom: "Simpan" (Save) and "Batal" (Cancel). The form is overlaid on a large, stylized purple and yellow geometric logo.

Gambar 4. 2 Form Tambah Data Training Secara Manual

4.6. Pengujian Penentuan Pola

Pada menu penentuan pola, pengguna dapat melihat proses perhitungan pada sistem. Pada form penentuan pola, pengguna dapat melihat hasil perhitungan penentuan pola regresi linear berganda berdasarkan dari data training yang telah diinputkan sebelumnya. Tampilan penentuan pola dapat dilihat pada gambar 4.3 dan 4.4 dibawah ini :

No.	Tanggal	X_1	X_2	X_3	Y	X_1^2	X_2^2	X_3^2	Y^2
1	2012-07-06	2,683	3,763	55	30,784	7,198,889	14,311,089	3,025	431,874,856
2	2013-07-07	6,548	3,870	58	22,819	30,765,304	15,760,900	3,364	822,531,981
3	2014-07-08	4,805	5,738	83	39,585	23,088,025	38,399,044	3,969	876,272,225
4	2015-07-09	4,796	4,920	73	36,178	23,001,816	24,206,400	5,329	1,304,609,924
5	2016-07-10	6,644	5,573	64	40,971	31,854,736	31,058,329	4,096	1,673,708,321
6	2017-07-11	12,661	12,371	70	96,896	161,300,921	152,941,641	4,900	8,247,545,856
7	2018-07-12	12,496	11,340	84	70,012	156,180,016	128,421,136	4,624	8,777,824,144
8	2019-07-13	11,140	11,171	88	111,457	124,300,201	239,645,241	4,824	12,422,662,849
9	2020-07-14	6,006	3,775	72	18,583	64,096,036	16,220,441	2,704	281,493,889
10	2021-07-15	10,544	8,472	91	40,564	111,176,336	70,787,764	2,801	1,368,281,856
I		78,212	76,383	623	491,008	4,988,136,076	8,060,542,331	31,928,927	731,636,360


Gambar 4. 3 Form Hasil Perhitungan Regresi Linear Berganda

$\sum X_1 Y$	$\sum X_2 Y$	$\sum X_3 Y$	$\sum X_1 X_2$	$\sum X_1 X_3$	$\sum X_2 X_3$
55,547,792	76,825,872	1,143,120	10,074,128	140,488	238,088
136,821,732	90,798,238	1,425,632	22,025,940	321,764	130,360
142,185,828	152,007,730	1,843,280	24,688,036	302,736	222,864
173,221,938	177,702,090	2,496,614	23,196,128	382,708	354,360
238,901,884	222,847,582	2,918,304	21,414,372	581,216	256,672
1,148,821,176	1,023,444,736	4,341,120	106,628,220	846,376	888,872
949,845,502	854,832,392	5,148,616	140,520,076	940,728	704,728
1,242,834,080	1,815,828,547	23,78,076	191,438,476	758,132	1,167,628
156,781,498	71,847,492	1,378,376	20,390,828	418,312	156,032
460,804,160	367,886,808	2,227,884	60,886,108	637,744	428,012
771,076,340	38,236	33,847,816,201	718,323,381	4,300,476	4,901,281

Gambar 4. 4 Form Hasil Perhitungan Regresi Linear Berganda

4.7. Hasil Prediksi Aplikasi Website

Salah satu pengujian sistem *website* terhadap pengguna yang dilakukan yaitu membagikan pengujian dibawah ini dilakukan untuk mengukur hasil kinerja prediksi jumlah produksi Jagung dengan menggunakan metode Regresi Linear Berganda pada sistem. Hasil prediksi ini dapat dilihat pada gambar 4.5 dibawah ini



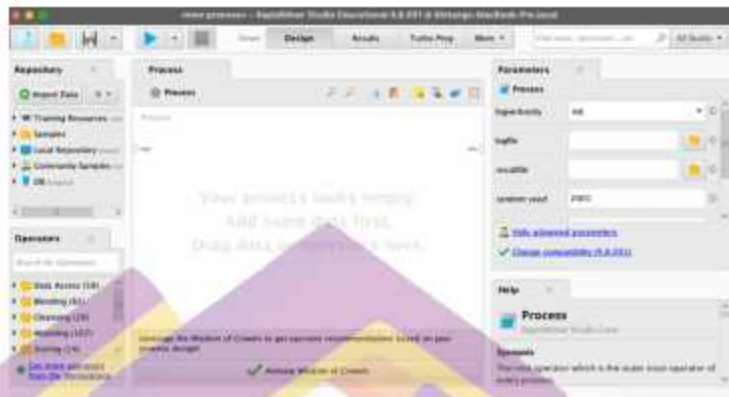
Tanggal	X_1	X_2	X_3	Y	Prediksi \hat{Y}
2012-07-08	2969	3993	81	20784	24430,797
2015-04-07	5348	3070	54	23839	24730,334
2014-07-08	4889	6138	81	20485	23488,884
2016-07-08	4798	8820	71	28116	22683,216
2018-07-10	8844	5575	84	40871	38296,452
2017-07-01	52007	52271	70	33378	67001,314
2016-07-02	50460	71340	89	70010	72778,655
2018-02-14	71128	57771	88	71450	101071,888
2020-07-14	8008	3771	52	18883	23688,541
2021-07-12	10544	3412	91	43884	62274,433

Gambar 4. 5 Hasil Prediksi Pada Sistem

4.8.Percobaan dan Pengujian Aplikasi Rapid Miner 9.8

a) Tampilan Menu Utama RapidMiner

Dibawah ini merupakan tampilan awal pada menu *tools RapidMiner* dan akan dimulai dengan mengklik menu *new process*. Tampilan menu utama RapidMiner dapat dilihat pada gambar 4.6 dibawah ini :



Gambar 4. 6 Menu Utama RapidMiner

b) Input Sistem RapidMiner

Sistem akan menjelaskan cara memasukkan data baru yang akan dieksekusi. Pada hal ini ada yang akan dieksekusi berupa data dengan format Excel. Ketik *import* pada kolom pencarian operator dibagian kiri bawah, lalu pilih "Read Excel". Kemudian drag data ke kolom operator. Tampilan input data *read excel* RapidMiner dapat dilihat pada gambar 4.7 dibawah ini :



Gambar 4. 7 Menu Input dan Read Excel RapidMiner

Pada data *import configuration wizard*, kemudian pilih tempat kita menyimpan data yang digunakan. Selanjutnya pilih *file name* data yang akan digunakan. Lalu klik *next* pada bagian kanan bawah seperti pada gambar 4.8 dibawah ini :



Gambar 4. 8 Data Import Configuration Wizard (a)

Setelah mengklik *next* , maka akan muncul tampilan yang akan menunjukkan isi data yang akan diproses. Lalu langkah berikutnya pilih *next*. Setelah itu pilih tempat penyimpanan yang akan diproses (*sheet*) kemudian tentukan nama data yang akan diproses. Selanjutnya pilih *finish*. Data yang telag di *import* akan terlihat seperti gambar 4.9 dan data siap untuk diproses. Pada tahapan ini dilakukan pemilihan tipe data dimana bagian *attribute* yang sebagai variabel bebas diubah menjadi

label. Lalu pilih “apply”. Tampilan data *import configuration wizard* dapat dilihat pada gambar 4.9 dan gambar 4.10 dibawah ini :

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1									
2	800.000	224.000	14.000	1.070.000		1600.000	1700.000	14.000	
3	1600.000	4700.000	16.000	20700.000		14700.000	3070.000	17.000	
4	3000.000	1200.000	14.070	13400.000		1600.000	1100.000	11.000	
5	6000.000	2270.000	14.000	12220.000		1000.000	600.000	11.000	
6	12000.000	3710.000	15.000	2000.000		1000.000	1070.000	10.000	
7	24000.000	5510.000	14.000	1000.000		1000.000	1070.000	10.000	
8	48000.000	4000.000	14.000	2000.000		1000.000	1000.000	10.000	
9	96000.000	2000.000	14.000	2170.000		1100.000	1000.000	10.000	
10	192000.000	1000.000	13.000	600.000		1000.000	1000.000	10.000	
11	384000.000	500.000	13.000	2000.000		1000.000	1000.000	10.000	
12	768000.000	400.000	13.000	3710.000					
13	1536000.000	300.000	12.000	6700.000					
14	3072000.000	400.000	12.000	2000.000					
15	6144000.000	300.000	12.000	20000.000					
16	12288000.000	400.000	12.000	10000.000					
17	24576000.000	300.000	12.000	17000.000					
18	49152000.000	200.000	12.000	10000.000					
19	98304000.000	100.000	11.000	20000.000					
20	196608000.000	400.000	10.000	10000.000					
21	393216000.000	200.000	10.000	10000.000					

Gambar 4. 9 Data Import Configuration Wizard (b)

	A	B	C	D	E
1	800	224	14	1070	1700
2	1600	4700	16	20700	14700
3	3000	1200	14	13400	1600
4	6000	2270	14	12220	1000
5	12000	3710	15	2000	1000
6	24000	5510	14	1000	1000
7	48000	4000	14	2000	1000
8	96000	2000	14	2170	1100
9	192000	1000	13	600	1000
10	384000	500	13	2000	1000
11	768000	400	13	3710	
12	1536000	300	12	6700	
13	3072000	400	12	2000	
14	6144000	300	12	20000	
15	12288000	400	12	10000	
16	24576000	300	12	17000	
17	49152000	200	12	10000	
18	98304000	100	11	20000	
19	196608000	400	10	10000	
20	393216000	200	10	10000	

Gambar 4. 10 Data Import Configuration Wizard (c)

c) Model RapidMiner

Pada tahap ini adalah hasil dari algoritma regresi linear berganda menggunakan RapidMiner. Tampilan pemodelan Regresi linear berganda dapat dilihat pada gambar 4.11 dibawah ini :



Gambar 4. 11 Model Regresi Linear Berganda dari RapidMiner

d) Hasil Pengolahan RapidMiner

Berdasarkan gambar 4.12 dapat dilihat maka hasil dari prediksi produksi jagung di Kabupaten Dompu dari tahun 2012 sampai dengan tahun 2021 adalah sebanyak 21242.193 ton jagung dengan kategori manual. Artinya terdapat penambahan jumlah jagung dan diperoleh hasil sampai tahun 2021 dengan jumlah sebanyak 49709.384 ton jagung. Tampilan hasil pengolahan regresi linear berganda dari *RapidMiner* dapat dilihat pada gambar 4.12 dibawah ini :

Row No.	Y	prediction(Y)	X1	X2	X3
1	?	19013.676	2663	3783	54.900
2	?	21630.672	5548	3970	57
3	?	33532.729	4805	5138	63.420
4	?	38742.152	4796	4920	73.420
5	?	36962.763	5644	5573	64.300
6	?	85076.649	12661	12371	69.780
7	?	76262.847	12496	11246	67.590
8	?	115400.143	11149	17171	68.150
9	?	16964.348	8006	3771	51.930
10	?	46473.163	10544	8412	50.640

Gambar 4. 12 Hasil Pengolahan RapidMiner

4.9. Hasil Evaluasi

Pada tahap evaluasi ini akan dilakukan proses perbandingan antara *output* perhitungan manual, perhitungan menggunakan sistem website, dan perhitungan menggunakan aplikasi RapidMiner 9.8 dengan menggunakan data *training* sebanyak 320 data. Perbandingan hasil perhitungan dapat dilihat pada tabel 4.17 dibawah ini :

Tabel 4. 17 Perbandingan Hasil Perhitungan Manual dan Sistem

TAHUN	Data Asli	Prediksi Manual	Prediksi Sistem Website	Prediksi Sistem Rapidminer 9.8
2012	20784	25081,163	24400.797	19013.676
2013	22859	24932,205	24736.394	21630.672
2014	29585	33536,903	33498.984	33532.729
2015	36118	31944,127	32635.215	38742.152
2016	40911	36184,003	36256.653	36962.763
2017	90816	80677,689	81181.314	85076.649
2018	76012	72817,908	73279.652	76262.847
2019	111457	115388,708	115101.968	115400.143
2020	19583	22319,815	21968.541	16964.348
2021	43684	53859,613	53214.433	46473.163

Dari data perbandingan pada tabel 4.17, selanjutnya akan dinyatakan dalam bentuk grafik yang dapat dilihat pada gambar 4.13 dibawah ini :



Gambar 4.13 Grafik Prediksi Sistem

Pada gambar 4.13 terdapat grafik hasil prediksi antara data actual dan data prediksi dengan perhitungan pada sistem yang dihasilkan dari website yang dibangun. Pada tampilan grafik tersebut terdapat tahun yang dimulai dari 2012-2021 dan produksi jagung untuk setiap tahunnya dengan kisaran dari 24400.8 sampai 53214.4 ton. Pada tampilan grafik tersebut terdapat beberapa titik yang tersebar. Dapat dilihat bahwa pada persebaran titik tersebut ada yang mendekati garis persamaan linier dan ada yang tepat pada garis tersebut. Jadi, dapat disimpulkan bahwa hasil perbandingan prediksi tersebut cukup akurat.

4.10. Kontribusi Penelitian

Pada pembahasan kontribusi penelitian dibawah ini akan menampilkan perbandingan atau komparasi dengan penelitian terdahulu menggunakan metode MAD dan metode Evaluasi yang digunakan. Hasil penelitian ini berperan dalam

memperkaya metode dataset dan metode evaluasi dengan membandingkan dengan tidak metode prediksi pengujian dimulai dari pengujian manual, website, dan juga pada aplikasi RapidMiner. Hasil prediksi pengujian yang terbaik akan digunakan sebagai bahan acuan untuk melakukan perbandingan dengan penelitian yang terdahulu. Perbandingan penelitian terdahulu dengan penelitian selanjutnya dapat dilihat pada tabel 4.18 dibawah ini :

Tabel 4.18 Komparasi Penelitian Terdahulu

	Komparasi Penelitian Terdahulu	
	E Triyanto (2019)	Muh Adha (2023)
Dataset	108 record data produksi Padi	320 record produksi jagung
Variabel X	Luas Panen, Curah Hujan, Hama	Luas Lahan, Luas Panen, Produktivitas
Variabel Y	Hasil Panen	Produksi
Evaluasi	Website	Manual, Website, RapidMiner
MAD	0.040	0.060

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

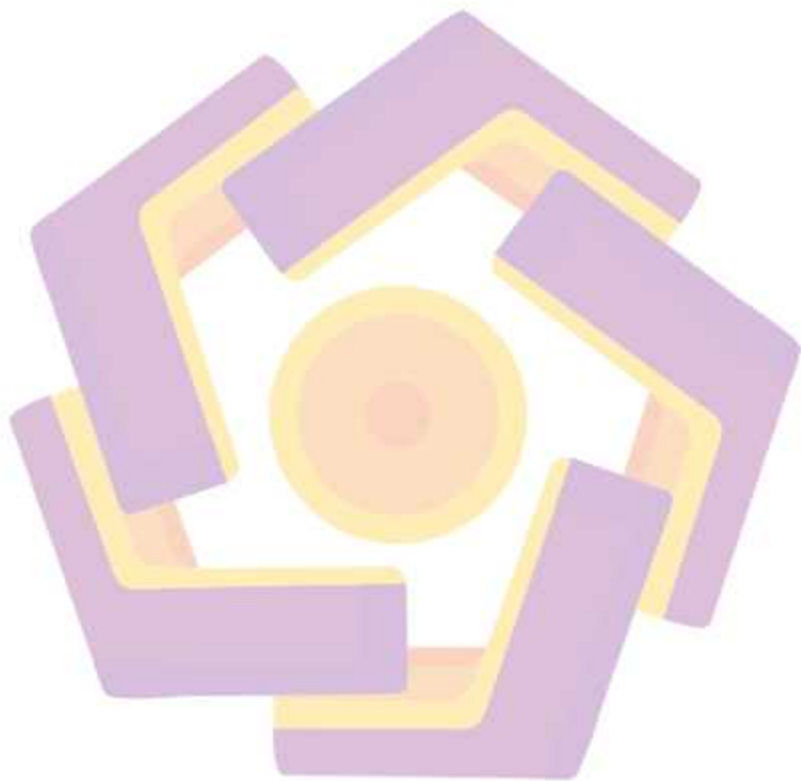
Berdasarkan pembahasan yang telah dilakukan sebelumnya, maka pada penelitian ini dapat disimpulkan yaitu :

1. Penelitian ini menghasilkan sebuah sistem untuk memprediksi hasil panen jagung menggunakan regresi linier berganda di Kabupaten Dompu dengan memperhitungkan 4 variabel yang meliputi luas lahan, luas panen, produktivitas, dan produksi yang mampu mempengaruhi hasil panen jagung.
2. Dari penelitian ini didapatkan sebuah persamaan linear berganda yaitu $Y = -70.86 + -0.505 (X1) + 7.069 (X2) + -.349 (X3)$.
3. Pada tahap pengujian hasil tingkat akurasi prediksi ini menggunakan metode MAD dengan hasil persentasi tingkat *error* 0.013 yang dihasilkan dari perhitungan manual, 0.012 yang dihasilkan dari perhitungan *website*, 0.005 yang dihasilkan dari aplikasi *RapidMiner*, sehingga pengujian dapat dikatakan akurat.

5.2. Saran

Penerapan metode Regresi Linear berganda untuk memprediksi jumlah produksi jagung ini merupakan simulasi yang belum sempurna sehingga dibutuhkan penyempurnaan yang baik lagi. Adapun saran untuk peneliti selanjutnya yaitu dapat melakukan perbandingan antara metode regresi linear

berganda dengan metode lain seperti metode *fuzzy time series* ataupun metode lain yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi.



DAFTAR PUSTAKA

PUSTAKA MAJALAH, JURNAL ILMIAH ATAU PROSIDING

- Abapihi, B., Yahya, I., & Laome, L. (2022). Pemodelan Angka Morbiditas Dengan Menggunakan Regresi Nonparametrik Spline DiIndonesia. *Seminar Nasional Sains Dan ... April*, 79–84. <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/sinta6/article/download/41873/37129>
- Adha, M., & Utami, E. (2022). *Prediksi produksi jagung menggunakan algoritma apriori dan regresi linear berganda (studi kasus : dinas pertanian kabupaten dompu)*. 07(September), 803–820.
- Adiguno, S., Syahra, Y., & Yetri, M. (2022). Prediksi Peningkatan Omset Penjualan Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, 1(4), 275. <https://doi.org/10.53513/jursi.v1i4.5331>
- Adji Prasetyo, Salahuddin, A. (2021). *Prediksi Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda*. 6(2), 76–80.
- Akbar, A. S., Kusumodestoni, R. H., & Kusumodestoni, R. H. (2020). *Optimasi nilai k dan parameter lag algoritme k-nearest neighbor pada prediksi tingkat hunian hotel Optimization of k value and lag parameter of k-nearest neighbor algorithm on the*. 8(May), 246–254. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2020.13648>
- Algoritma, C., Carolina, A., Ade, K., & Kunci, K. (2020). Penerapan Data Mining Dengan Menggunakan Algoritma C4.5 Pada Klasifikasi Fasilitas Kesehatan Provinsi Di Indonesia. *Jurnal Ilmiah Komputasi*, 19(1), 27–38. <https://doi.org/10.32409/jikstik.19.1.153>
- Amrin. (2018). Data Mining Dengan Regresi Linier Berganda Untuk Peramalan Data Mining Dengan Regresi Linier Berganda Untuk. *Jurnal Techno Nusa Mandiri*, XIII(March 2016), 74–79.

- Amzeri, A. (2018). Tinjauan Perkembangan Pertanian Jagung Di Madura Dan Alternatif Pengolahan Menjadi Biomaterial. *Rekayasa*, 11(1), 74. <https://doi.org/10.21107/rekayasa.v11i1.4127>
- Ardiansyah, A. H., Nugroho, W., Alfiyah, N. H., Handoko, R. A., & Bakhtiar, M. A. (2020). Penerapan Data Mining Menggunakan Metode Clustering untuk Menentukan Status Provinsi di Indonesia 2020. *Seminar Nasional Inovasi Teknologi*, 4(3), 329–333.
- Armita, A. (2020). Comparison of Single Exponential Smoothing, Naive Model, and SARIMA Methods for Forecasting Rainfall in Medan. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 17(1), 117–128. <https://doi.org/10.20956/jmsk.v17i1.10236>
- Aryani, Y. (2020). Sistem Informasi Penjualan Barang Dengan Metode Regresi Linear Berganda Dalam Prediksi Pendapatan Perusahaan. *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi (JURSISTEKNI)*, 2(2), 39–51. <https://doi.org/10.52005/jursistekni.v2i2.47>
- Chotimah, K., Baruwadi, M., & Bakari, Y. (2019). Analisis efisiensi usahatani jagung di kecamatan randangan kabupaten pohuwato. *Agrinesia*, 3(3), 174–182.
- Clustering, A. K. (2019). *Perbandingan Akurasi Euclidean Distance, Minkowski Distance, dan Manhattan Distance pada Algoritma K-Means Clustering berbasis Chi-Square*. January, 19–24. <https://doi.org/10.30591/jpit.v4i1.1253>
- Dwi Putra, A. I., & Suriyanto, M. A. (2021). Menakar Penerapan Standar Operasional Prosedur Budidaya Untuk Pengendalian Kualitas Hasil Panen Jagung. *Jurnal Manajemen Bisnis*, 18(4), 448–458. <https://doi.org/10.38043/jmb.v18i4.3278>
- Eka, A., Juarna, A., Informatika, T., Industri, F. T., & Gunadarma, U. (2021). *Prediksi Produksi Daging Sapi Nasional dengan Metode Regresi Linier dan Regresi Polinomial Pendahuluan Regresi Linier Regresi Polinomial*. 20, 209–215.

- Elfaladonna, F., & Rahmadani, A. (2019). Analisa Metode Classification-Decision Tree Dan Algoritma C.45 Untuk Memprediksi Penyakit Diabetes Dengan Menggunakan Aplikasi Rapid Miner. *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, 2(1), 10–17. <https://doi.org/10.31598/sintechjournal.v2i1.293>
- Eriawati, Y. (2019). Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Konsumsi Pangan Di Indonesia. *Jurnal Education and Development*, 7(1), 58–62.
- Erwansyah, K. (2019). Implementasi Data Mining Untuk Menganalisa Hubungan Data Penjualan Produk Bahan Kimia Terhadap Persediaan Stok Barang Menggunakan Algoritma FP (Frequent Pattern) Growth Pada PT . Grand Multi Chemicals. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Sistem Komputer TGD (J-SISKO TECH)*, 2(2), 30–40.
- Fahmi, M., & Sianturi, F. A. (2019). Analisa Algoritma Apriori Pada Pemesanan Konsumen Di Caf e the L . Co Coffe. *SAINTEK (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 1(1), 52–57.
- Ginting, F., Buulolo, E., & Siagian, E. R. (2019). Implementasi Algoritma Regresi Linear Sederhana Dalam Memprediksi Besaran Pendapatan Daerah (Studi Kasus: Dinas Pendapatan Kab. Deli Serdang). *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi Dan Komputer)*, 3(1), 274–279. <https://doi.org/10.30865/komik.v3i1.1602>
- Hanifah, U., Alawiyah, P., & Agustin, A. (2020). Pengembangan Ekonomi Masyarakat Melalui Program Diversifikasi Olahan Makanan Berbahan Dasar Jagung di Desa Mat egal Kecamatan Parang Kabupaten Magetan. *Engagement: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 4(2), 363–375. <https://doi.org/10.29062/engagement.v4i2.209>
- Harahap, B., & Effendi, S. (2020). Analisis Penerapan Akuntansi Raw Materials Cost dan Direct Labor Cost Terhadap Cost of Production Pada UMKM Bina Usaha Rakyat di Kota Batam. *September*, 19–24.

- Herfandi, Arman Diansyah, Eri Sasmita Susanto, 2021. (2021). JINTEKS (Jurnal Informatika Teknologi dan Sains) ISSN 2686-3359 (Online) JINTEKS (Jurnal Informatika Teknologi dan Sains) ISSN 2686-3359 (Online). (*Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains*, 3(1), 301–307.
- Herwanto, H. W., Widiyaningtyas, T., & Indriana, P. (2019). Penerapan Algoritme Linear Regression untuk Prediksi Hasil Panen Tanaman Padi. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi (JNTETI)*, 8(4), 364. <https://doi.org/10.22146/jnteti.v8i4.537>
- Idris, M. (2019). Implementasi Data Mining Dengan Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Angka Kelahiran. *Jurnal Pelita Informatika*, 7(3), 421–428. <https://ejournal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/pelita/article/view/1154>
- Irawan, Y. (2019). Penerapan data mining untuk evaluasi data penjualan menggunakan metode clustering dan algoritma hirarki divisive. *Jiulm*, 3(1), 13–20.
- Iryani, L. (2020). Penerapan Datamining Menentukan Minat Baca Mahasiswa Di Perpustakaan Universitas Bina Darma Palembang Menggunakan Metode Clustering. *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, 3(1), 82–89. <https://doi.org/10.31539/intecom.v3i1.1251>
- Komputer, F. I., Ring, J., Utara, R., & Catur, C. (2020). *PERBANDINGAN METODE ARIMA DAN EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS UNTUK PERAMALAN DATA KUNJUNGAN*. 9(September), 622–632.
- Krisma, A., & Azhari, M. (2019). *Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Dan Triple Exponential Smoothing Dalam Parameter Tingkat Error Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Means Absolute Deviation (MAD)*. 1, 81–87.
- Laksamana, M. A. H., Amroni, & Toscany, A. N. (2021). Penerapan Data Mining untuk Memprediksi Jumlah Total Produksi Hcl Pada Perusahaan PT . Lontar Papyrus Menggunakan Algoritma Regresi Linier Berganda. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Teknik Informatika*, 3(2), 187–198.

- Manihuruk, N. A., Zarlis, M., Irawan, E., & Tambunan, H. S. (2020). Penerapan Data Mining Dalam Mengelompokkan Calon Penerima Beasiswa Dengan Menggunakan Algoritma K-Means. *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi Dan Komputer)*, 4(1), 29–34. <https://doi.org/10.30865/komik.v4i1.2575>
- Manurung, E., & Hasugian, P. S. (2019). Data Mining Tingkat Pesanan Inventaris Kantor Menggunakan Algoritma Apriori pada Kepolisian Daerah Sumatera Utara. *Journal Of Informatic Pelita Nusantara*, 4(2), 8–13.
- Maringka, M. L. F., Kindangen, P., & Rotinsulu, D. C. (2021). Analisis Pengaruh Faktor-faktor Produksi Pengolahan Ikan Terhadap Pendapatan Rumah Tangga di Kabupaten Minahasa Tenggara. *Jurnal Pembangunan Ekonomi Dan Keuangan Daerah*, 22(1), 37–51.
- Marzuki, I., & Prihatiningsih, T. (2020). Prediksi Kelayakan Ekonomi Pada Pengolahan Limbah Cair Tahu di CV. Proma Tun Saroyyan Probolinggo Menggunakan Algoritma Data Mining. *Jurnal Teknologi Informasi Indonesia (JTII)*, 5(2), 1–8. <https://doi.org/10.30869/jtii.v5i2.666>
- Merawati, D., & Rino. (2019). Penerapan data mining penentu minat Dan bakat siswa Smk dengan metode C4 . 5. *Jurnal Algor*, 1(1), 28–37.
- Minarsih, S., Samijan, S., Supriyo, A., Praptana, R. H., & Komalawati, K. (2022). Efektivitas Pupuk Organik Cair Hasil Aktivasi Molekul dalam Meningkatkan Pertumbuhan dan Hasil Jagung. *Jurnal Pangan*, 31(2), 125–134. <https://doi.org/10.33964/jp.v31i2.602>
- Mulyana, D. I., & Marjuki. (2022). Optimasi Prediksi Harga Udang Vaname Dengan Metode Rmse Dan Mae Dalam Algoritma Regresi Linier. *Jurnal Ilmiah Betrik*, 13(1), 50–58. <https://doi.org/10.36050/betrik.v13i1.439>
- Nafi, N., & Aulia, N. N. (2022). *Prediksi Harga Minyak Sayuran Data Kaggle dengan Regresi Linear Berganda dan Backpropagation Price Prediction of Vegetable Oil Kaggle Data with Multiple Linear Regression and Backpropagation*. 12(2), 136–145.

- Nikmatun, I. A., & Waspada, I. (2019). Implementasi Data Mining untuk Klasifikasi Masa Studi Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal SIMETRIS*, 10(2), 421–432.
- No, V. (2019). *Procuratio : Jurnal Ilmiah Manajemen Procuratio : Jurnal Ilmiah Manajemen Plot Data Aktual Harga Emas*. 7(4), 379–390.
- Nurviana, N., Kusumo Ati, S., & Purwati Hanifah, H. (2019). Predictive Model of Passengers Trans Metro Bandung Encouraging Smart Transportation. *Jurnal Sistem Cerdas*, 2(2), 111–118. <https://doi.org/10.37396/jsc.v2i2.30>
- Pantas, O. C., Pangemanan, L. R. J., & Kaunang, R. . . (2021). Analisis Keuntungan Usaha Tempe Sedap “Andika” Di Kelurahan Bahu Kecamatan Malalayang Kota Manado. *Agri-Sosioekonomi*, 17(2), 187. <https://doi.org/10.35791/agrsosek.17.2.2021.33835>
- Pelangi, K. C. (2021). *Prediksi Hasil Produksi Jagung Menggunakan Metode Least Square*. 5(2), 58–63.
- Pormes, R., & Manongga, D. H. F. (2020). Penggunaan Algoritma Clustering K-means Untuk Melihat Daerah-Daerah Penyuplai Mahasiswa Di Universitas Kristen Satya Wacana, Salatiga. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 5(3), 340–349. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v5i3.1968>
- Prasetya, T., Yanti, J. E., Purnamasari, A. I., Dikananda, A. R., & Nurdiawan, O. (2022). Analisis Data Transaksi Terhadap Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori. *INFORMATICS FOR EDUCATORS AND PROFESSIONAL : Journal of Informatics*, 6(1), 43. <https://doi.org/10.51211/itbi.v6i1.1688>
- Pratama, I. W., Hafiz, A., Informatika, J. M., & Informatika, J. M. (2019). Implementasi Data Mining Untuk Menentukan Trend Penjualan Cetakan Sablon Pada Fatih Clothing Di Bandar. *Cendekia*, XVIII(1), 326–330.

- Produksi, A. P., Harga, K. D. A. N., Di, J., Nusa, P., Barat, T., In, P., Nusa, W., & Province, T. (2021). *FORECASTING ANALYSIS OF CORN PRODUCTION, CONSUMPTION*. 22(1), 49–60.
- Produksi, M., Di, P., & Bantul, K. (2019). *Ervan Triyanto, 2) Heri Sismoro, 3) Arif Dwi Laksito*. 4(2), 73–86.
- Puji Lestari, S. A., & Widayanti, B. H. (2019). Evaluasi Kesesuaian Lahan untuk Tanaman Jagung di Kabupaten Dompu Berbasis SIG. *Jurnal Planoearth*, 2(1), 20. <https://doi.org/10.31764/jpe.v2i1.837>
- Purnama, A. (2020). *Prosiding 4 Pendidikan*. 23, 169–172.
- Puspasari, R., Effendi, S., Kurniawan, H., Ayoe, M., & Nasution, E. (2022). *Penentuan Prediksi Hasil Panen Kelapa Sawit Menggunakan Metode Regresi Linier*. 4, 91–98.
- Putri, A. N., Wakhidah, N., & Utomo, V. G. (2022). *Pemanfaatan Data Mining untuk Media Pembelajaran di SMK Hidayah Semarang*. 13(3), 487–491.
- Rahman, I., Amrullah, Z., Sutono, B., Kurniawan, A., Hasanah, B. H., & Elmazani, B. (2021). *Jurnal PEPADU*. 2(2), 149–156.
- Rahmawati, D., Kristanto, T., Freega, B., Pratama, S., & Abiansa, D. B. (2022). *Prediksi Pelaku Perjalanan Luar Negeri Di Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan Metode Regresi Linier Sederhana*. 3(3), 338–343. <https://doi.org/10.47065/josh.v3i3.1507>
- Rizgitta, T., M, V. C., & Hendryli, J. (n.d.). *Sistem Analisis Kinerja Sales Berdasarkan Transaksi Penjualan Dengan Regresi Linear Dan Algoritma Apriori*. 173–178.

- Rusmilawati, N., & Prasetyaningrum, P. T. (2021). Implementation of Data Mining in the Prediction of Palm Oil Production for PT Borneo Ketapang Indah Using the Linear Regression Method. *Journal of Information System and Artificial Intelligence*, 1(2), 1–7.
- S.P, A. S., A.T, A., Azimaturrafiah, A., & Krisnawati, W. (2022). Pembuatan Legung Berbahan Dasar Jagung Dan Gula Merah Di Desa Sidokelar Kecamatan Paciran Kabupaten Lamongan. *DedikasiMU: Journal of Community Service*, 4(1), 86. <https://doi.org/10.30587/dedikasimu.v4i1.3795>
- Saimima, J. R. (2021). View of Jagung Sebagai Identitas Kultural Masyarakat Kepulauan Babar. *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 7(2), 343–350. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4718081>
- Saragih, L. (2021). *Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Jumlah Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode Regresi Linear Berganda (Studi Kasus: PT. Padasa Enam Utama)*. <https://repository.uir.ac.id/9071/>
- Sari, R. A. (n.d.). *Prediksi Calon Penerima Bantuan Program Keluarga Harapan (Pkh) Menggunakan Algoritma C4 . 5 (Studi Kasus : Kecamatan Bangko Kabupaten Rokan Hilir)*. 5, 1–11.
- Setio, P. B. N., Saputro, D. R. S., & Bowo Winarno. (2020). Klasifikasi Dengan Pohon Keputusan Berbasis Algoritme C4.5. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 3, 64–71.
- Silvia, L., & Sundari, J. (2020). Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Impor Barang Pada PT . Pada Mandiri Sakti. *Processor*, 15(1), 54–61.
- Sistem, M., Pada, L., Web, S., Serangan, D., Injection, S. Q. L., Sistem, P., Peramalan, I., Meubel, P., & Metode, M. (2022). *JURNAL INFORMATIKA DAN TEKNOLOGI INFORMASI*. 7(2).

- Sudarsono, B. G., Leo, M. I., Santoso, A., & Hendrawan, F. (2021). Analisis Data Mining Data Netflix Menggunakan Aplikasi Rapid Miner. *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, 4(1), 13–21. <https://doi.org/10.30813/jbase.v4i1.2729>
- Sumaraw, M. G. (2018). Prediksi Pencapaian Target Produksi Jagung Di Kabupaten Gorontalo Menggunakan Regresi Linier Berganda. *Jurnal Cosphi*, 2(1), 6–10. <https://www.cosphijournal.unisan.ac.id/index.php/cosphihome/article/view/71%0Ahttps://www.cosphijournal.unisan.ac.id/index.php/cosphihome/article/download/71/25>
- Suputra, W. A. (2021). Klusterisasi Hasil Ujian Nasional SMA/MA dengan Algoritma K-Means. *Wahana Matematika Dan Sains: Jurnal Matematika, Sains, Dan Pembelajarannya*, 15(1), 22–30. <https://ejournal.undiksha.ac.id/index.php/JPM/article/view/25380>
- Suryanto, A. A. (2019). Penerapan Metode Mean Absolute Error (Mea) Dalam Algoritma Regresi Linear Untuk Prediksi Produksi Padi. *Saintekbu*, 11(1), 78–83. <https://doi.org/10.32764/saintekbu.v11i1.298>
- Syahputra, M. R., & Ulfa, M. (2018). Penerapan Data Mining Dalam Pengelompokan Jumlah Pemumpang Trans Musi Di Kota Palembang Menggunakan Metode K-Means. 60–68.
- Syamsiah, N. O., & Purwandani, I. (2021). Penerapan Ensemble Stacking untuk Peramalan Laba Bersih Bank Syariah Indonesia (BSI). 3(3), 295–301. <https://doi.org/10.47065/bits.v3i3.1017>
- Trianggana, D. A. (2020). a Peramalan Jumlah Siswa-Siswi Melalui Pendekatan Metode Regresi Linear. *Jurnal Media Infotama*, 16(2), 115–120. <https://doi.org/10.37676/jmi.v16i2.1149>

- Walalangi, O. M., Ahmad, L., Une, S., Jurusan, D., Pangan, T., Pertanian, F., & Negeri, U. (n.d.). *Analisis Karakteristik Komponen Kimia dan Organoleptik Grits Bubur Jagung Terfortifikasi Ekstrak Daun Kersen (Muntingia calabura L.) Analysis of Characteristics of Chemical Components and Organoleptic Grits of Fortified Corn Porridge Extract of Mersia* (. 1–15.
- Wardhani, R., Nafi, N., & Haydar, M. A. (2022). *Algoritma Deep Learning dalam Memprediksi Hasil Panen Padi di Kabupaten Lamongan*. 7(1), 13–17.
- Wasilaine, T. L., Talakua, M. W., & Lesnussa, Y. A. (2014). Model Regresi Ridge Untuk Mengatasi Model Regresi Linier Berganda Yang Mengandung Multikolinieritas. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 8(1), 31–37. <https://doi.org/10.30598/barekengvol8iss1pp31-37>
- Wehantouw, D. V., Kindangen, P., & Walewangko, E. N. (2021). Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Tingkat Ketahanan Pangan Di Propinsi Sulawesi Utara. *Jurnal Pembangunan Ekonomi Dan Keuangan Daerah*, 22(3), 132. <https://doi.org/10.35794/jpekd.35496.22.3.2021>
- Wiranda, L., Sadikin, M., Informatika, J. T., & Komputer, F. I. (2019). *PENERAPAN LONG SHORT TERM MEMORY PADA DATA TIME SERIES UNTUK MEMPREDIKSI PENJUALAN PRODUK PT. METISKA FARMA*. 8, 184–196.
- Yunus, A., Akbar, M., & Andri. (2020). *Data Mining Untuk Memprediksi Hasil Produksi Buah Sawit Pada Pt Bumi Sawit Sukses (Bss) Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor*. 198–207.
- Yusriani, Y., Anggrawan, A., & Syahrir, M. (2016). Berganda Berbasis Web (Studi Kasus : Dinas Pertanian Kabupaten Sumbawa). *Universitas Bumigora*, 1–14.
- Zai, C. (2022). Implementasi Data Mining Sebagai Pengolahan Data. *Portal Data*, 2(3), 1–12.

- Irham, D. H. (2022). *Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Keputusan Petani Jagung Mengikuti Korporasi Petani di Kabupaten Lampung Selatan*. Lampung Selatan: Jurnal Ekonomi Pertanian dan Agribisnis.
- Linda, A. M. (2020). *Linda, A. M. (2020). Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Produksi Jagung di Desa Kiritana Kecamatan Kampera Kabupaten Sumba Timur*. Sumba Timur: Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis.
- Daeli, P. M. (2022). *KAJIAN KOMBINASI KETEBALAN MULSA DAN INTERVAL IRIGASI TETES DILAHAN KERING TERHADAP PRODUKTIVITAS JAGUNG MANIS* (Vol. 4). PROSIDING SEMINAR NASIONAL PENELITIAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT (SNPPM) UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH METRO.
- Saragih, L. (2021). *Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Jumlah Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode Regresi Linear Berganda (Studi Kasus: PT. Padasa Enam Utama)*. Doctoral dissertation, Universitas Islam Riau.
- Surbakti, K. (2019). *Kajian mengenai pentingnya basis data bagi sekolah saat ini*. (Vol. 2). Jurnal Curere.
- Styawati, S. A. (2020). *Styawati, S., Ariany, F., Alita, D., & Susanto, E. R. (2020). Pembelajaran Tradisional Menuju Milenial: Pengembangan Aplikasi Berbasis Web Sebagai Penunjang Pembelajaran E-Learning Pada Man 1 Pesawaran*. (Vol. 1). Journal of Social Sciences and Technology for Community Service (JSSTCS).
- Al Jufrie, A. (2021). *Al Jufrie, A. (2021). Sistem Informasi Manajemen Sumber Daya Manusia Proyek Perangkat Lunak CV. Hanina*. Doctoral dissertation, Universitas Komputer Indonesia.
- Sanubari, T. P. (2020). *Odol (one desa one product unggulan online) penerapan metode Naive Bayes pada pengembangan aplikasi e-commerce menggunakan Codeigniter*.