

PREDIKSI PRODUKSI JAGUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN REGRESI LINEAR BERGANDA (STUDI KASUS : DINAS PERTANIAN KABUPATEN DOMPU)

Muh Adha¹⁾, Ema Utami²⁾, Hanafi³⁾

^{1, 2, 3)}Magister Teknik Informatika, Universitas Amikom Yogyakarta, Indonesia

Jalan Ring Road Utara, Condong Catur, Kecamatan Depok, Kabupaten Sleman, Yogyakarta

e-mail: muh.adha@students.amikom.ac.id¹⁾, ema.u@amikom.ac.id²⁾, hanafi@amikom.ac.id³⁾

ABSTRAK

Pangan Jagung adalah termasuk sumber karbohidrat yang penting. Diberbagai wilayah, pangan jagung merupakan jenis makanan yang dapat membakar lemak dikarenakan jagung mempunyai kandungan tinggi lemak dan kalori daripada nasi. Selain itu, asam lemak dan essensial yang dimiliki oleh jagung dapat membantu mencegah penyakit. Sebagai permasalahan pada studi kali ini, permintaan pangan jagung terus meningkat secara signifikan. Akibat dari konsumsi pangan jagung yang terus tumbuh dan meningkat namun produksi jagung itu sendiri masih dalam cakupan rendah sehingga menimbulkan ketimpangan dalam memenuhi kebutuhan pangan jagung. Seiring berjalannya waktu, perubahan produksi jagung Kabupaten Dompus setiap tahun, maka diperlukan suatu metode untuk memperkirakan produksi jagung kedepannya apakah akan menurun atau akan meningkat. Hasil ramalan ini nantinya digunakan sebagai indikator pangan jagung di Kabupaten Dompus. Pada studi kali ini, menggunakan data panen jagung yang didapatkan Dinas Pertanian Perkebunan Kabupaten Dompus periode tanam tahun 2012 sampai 2021. Maka dari itu, studi prediksi produksi jagung ini membutuhkan beberapa teknik algoritma diantaranya regresi linear berganda sebagai teknik prediksi produksi jagung, sedangkan apriori untuk melakukan peramalan pencarian barang yang sering dibeli oleh pelanggan menggunakan teknik asosiasi. 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%.

Kata Kunci: Jagung, Kabupaten Dompus, Regresi Linear Berganda, Apriori, MAD, MSE, RMSE.

ABSTRACT

Food Corn is an essential source of carbohydrates. Corn is a food that can burn fat in various regions because corn has a higher fat and calorie content than rice. In addition, the fatty and essential acids possessed by corn can help prevent disease. As the problem in this study, the demand for corn food continues to increase significantly. As a result of corn food consumption, which continues to grow and improve, corn production is still in a low range, creating inequality in meeting corn food needs. As time goes by, the corn production changes in Dompus Regency every year, so we need a method to predict whether corn production will decrease or increase. The results of this forecast will be used as an indicator of corn food in the Dompus Regency. This study is uses corn harvest data from the Department of Agriculture with Plantation, Dompus Regency, for the planting period from 2012 to 2021. Therefore, this study of corn production prediction requires several algorithmic techniques, including multiple linear regression as a corn production prediction technique, while a priori to forecast the search for goods often purchased by customers using association techniques. The results of calculating multiple linear regression techniques to predict maize using MAD testing worth 54, MSE worth 231372, and RMSE worth 481, and the results of multiple linear regression equations is $Y = -70.860 + -0.505x_1 + 7.069x_2 + -4.349x_3$. While the calculation using the association technique obtained two rules with a minimum support 10% and 70% confidence obtained IF BUY Gandasil THEN BUY Ricestar with 100% confidence.

Keywords: Corn, Dompus Regency, Multiple Linear Regression, Apriori, MAD, MSE, RMSE

I. PENDAHULUAN

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 [1]. Jagung merupakan sumber karbohidrat terpenting kedua setelah nasi. Jagung juga merupakan pembakar lemak yang sangat baik di beberapa daerah. Ini karena jagung memiliki lemak dan kalori yang lebih tinggi daripada nasi. Selain itu, mengandung asam lemak esensial yang mencegah arteriosklerosis [2].

Kementerian Pertanian, Kehutanan dan Perikanan adalah instansi yang terkait dengan pertanian, peternakan, pengobatan dan gizi bekerja sama dengan pemerintah negara bagian. Perkebunan atau Departemen Pertanian

memiliki banyak departemen lainnya, termasuk Departemen Kehutanan dan Pertanian, yang tanggung jawab utamanya adalah pelaksanaan usaha tanaman pangan, peningkatan produksi, dan pencegahan dan pengendalian hama dan penyakit tanaman, termasuk layanan konsultasi. Pengenalan teknologi pertanian dan pendataan. 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. Konsumsi terus tumbuh, namun produksi jagung dalam negeri masih rendah sehingga menyebabkan ketimpangan dalam memenuhi permintaan jagung [3]. Hasil prediksi ini akan digunakan secara khusus sebagai indikator ketahanan pangan untuk jagung di Kabupaten Dompu. Penelitian ini menggunakan data panen atau panen jagung dari Dinas Perkebunan dan Pertanian Kabupaten Dompu sebagai data produksi jagung Kabupaten Dompu. Tentu saja, memprediksi produksi jagung ini membutuhkan algoritma *data mining* yang menggunakan apriori dan regresi linier berganda dalam proses yang digunakan untuk membuat prediksi ini [4]. Kemudian dengan menggunakan metode yang berbeda untuk menggabungkan dan menghitung setiap fungsi data mining. Algoritma regresi linier adalah salah satu metode analisis data yang umum digunakan untuk mempelajari korelasi antara banyak variabel dan memprediksi satu variabel [5]. Sedangkan algoritma *apriorii* merupakan algoritma data mining untuk menentukan frekuensi atau pola *itemset* pada setiap aturan *asosiasi* [4]. 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. Survei ini menggunakan data produksi jagung dari Dinas Pertanian dan Perkebunan Kabupaten Dompu dari tahun 2012 hingga 2021. Studi peramalan ini menggunakan teknik algoritma apriori untuk prediksi rekomendasi item produk pertanian dan regresi linier berganda untuk memprediksi produksi jagung.

Terdapat beberapa studi terdahulu yang berhubungan dengan prediksi jagung yang menggunakan salah satu metode dalam studi ini diantaranya dilakukan oleh Ramandoni [6] Dalam penelitian ini melakukan preduju panen padi, tiga faktor yang mempengaruhi hasil panen digunakan untuk membuat prediksi menggunakan regresi berganda. Hasil tes MAPE adalah 10%. Ini berarti bahwa prediksi hasil industri yang paling penting sangat baik. Kemudian pada studi yang dilakukan oleh Heru *dkk* [7] 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 [4] 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 [8] 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. Pada studi yang dilakukan Jordy *dkk* [9] juga menggunakan 209 penyimpanan data yang terdiri dari 23 transaksi dan 164 bidang untuk menggunakan teknik apriori untuk memprediksi produk mana yang akan sering dibeli konsumen. Produk yang bernama CREAMCUPID HEART COAT HANGER merupakan produk yang paling sering dibeli pelanggan. Selanjutnya pada studi yang dilakukan oleh Adji *dkk* [10] 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 %.

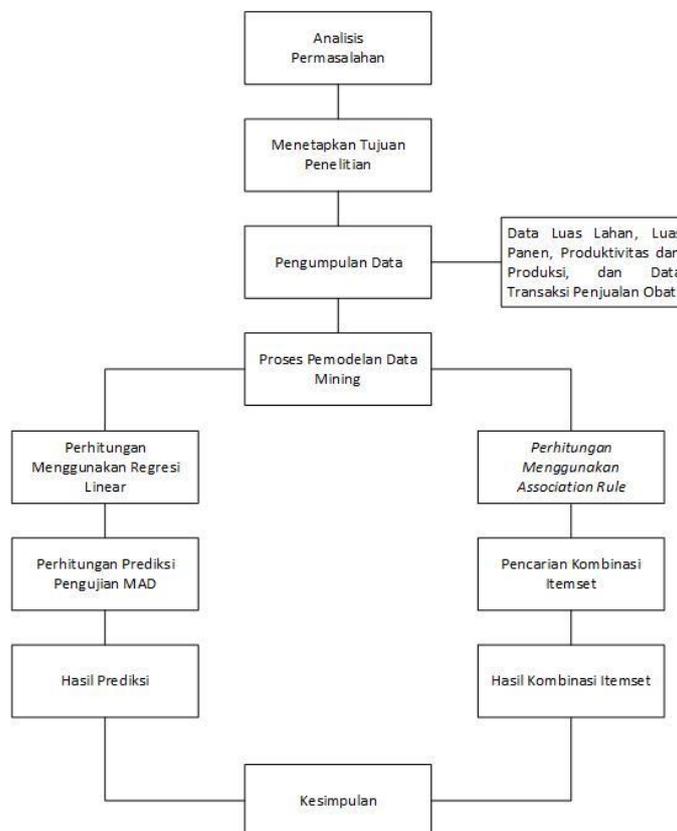
Hasil studinya mendapatkan hasil persamaan regresi linear berganda adalah $Y = -415337.95 + 1073.83x_1 + 3736.69x_2 + -15306.63x_3 + 621.90x_4 + 11.75x_5 + 7.48x_6 + 3341.57x_7$ dan hasil MAPE senilai 14,28%. Selanjutnya pada studi [11] melakukan studi mengenai prediksi hasil blueberry liar. Tujuan dari 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 apriori dan regresi linear berganda. Algoritma apriori ini efisien dan efektif dalam menentukan atau menemukan frekuensi setiap set item dengan menentukan nilai minimal support dan minimal confidence sehingga didapatkan lah kombinasi item. 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 dan prediksi item set produk yang sering dibeli sehingga petani dapat memahami hasil panen, metode penjualan, dan pendapatan di masa mendatang. Masalah ini membantu petani menanam jagung Kabupaten Dompu.

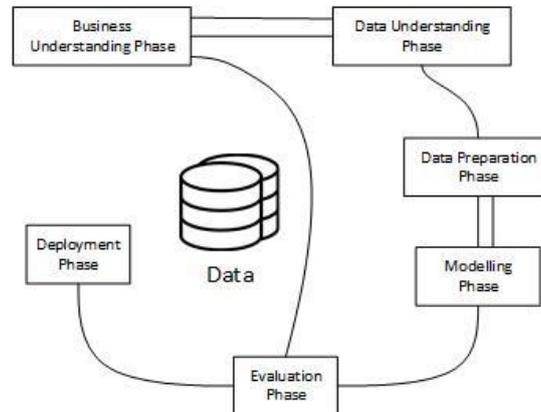
II. METODOLOGI PENELITIAN

Studi ini memakai proses pengembangan untuk menguji algoritma yang digunakan, proses, dan tahapan pada studi ini. Sebuah tahapan pada studi ini menguraikan fase atau proses penelitian ini. Tahapan penelitian pada studi ini dapat diperhatikan pada Gambar. 1. Tahapan Penelitian berikut ini.



Gambar. 1. Tahapan Penelitian

Cross Industry Standart Process for Data Mining (CRISP-DM) dikembangkan pada tahun 1996 oleh analis dari berbagai instansi diantaranya D Chryslers, NCR dan SPSS, CRISP DM telah sediakan proses minimal data mining untuk tujuan dalam memecahkan permasalahan umum [12]. Adapun enam fase data penelitian ini menggunakan CRISP-DM dapat dilihat pada Gambar. 2. Proses siklus menurut CRISP-DM dibawah ini.



Gambar. 2. Proses Siklus menurut CRISP-DM [12]

a. *Business Understanding*

Tujuan dari studi ini adalah menerapkan teknik apriori dan regresi linier berganda dengan data produksi jagung dari Kementerian Pertanian Kabupaten Dompu, membandingkannya, dan kemudian menggunakannya sebagai dasar untuk penyusunan item set dengan metode apriori. Kemudian teknik regresi linear berganda digunakan untuk meramalkan produksi jagung. Setelah kita mengetahui tujuan penelitian ini, langkah selanjutnya adalah mendenoise data.

b. *Data Understanding*

Pada tahapan fase ini dilakukan pengumpulan data sebagai syarat [13] perhitungan pada prediksi produksi jagung menggunakan metode regresi linear berganda. Asal data yang digunakan ialah data produktivitas jagung pada Kabupaten Dompu pada tahun 2012 hingga 2021.

c. *Data Preparation*

1. *Data Cleaning*

Pembersihan data akan dilakukan dengan membersihkan *record* yang kosong (tidak sempurna) dengan tujuan menghindari kesalahan inputan sampai nanti didapatkan hasil perhitungan yang akurat.

2. *Pemilihan Atribut*

Pada tahapan pemilihan atribut atau *field* pada studi kali ini adalah mengumpulkan data yang akan digunakan kemudian melakukan pemilihan atribut yang akan digunakan sebagai syarat dalam melakukan perhitungan prediksi jagung nanti. Pada tahapan ini merupakan tahapan yang cukup sulit dikarenakan perlu memilih beberapa atribut yang benar.

d. *Modelling Phase*

Tahapan fase ini dilakukan menggunakan teknik asosiasi apriori untuk menentukan prediksi yang direkomendasikan untuk item kemasan dalam produk pertanian. Dan algoritma regresi linier berganda yang menentukan hasil produksi jagung berdasar pada data dari tahun 2012 - 2021.

- Pemodelan Alur Proses Algoritma Apriori disajikan pada Gambar 3 berikut ini.



Gambar. 3. Alur Proses Apriori [14]

- Pemodelan Alur Proses Algoritma Regresi Linear Berganda disajikan pada Gambar. 4 berikut ini.



Gambar. 4. Alur Proses Regresi Linear Berganda [5]

e. Evaluation Phase

Pada tahapan atau fase ini digunakan untuk mengevaluasi satu atau lebih model hasil *rule* dan prediksi dari setiap atau masing-masing algoritma untuk memperoleh efektivitas sebelum disebarkan untuk dipergunakan.

f. Deployment Phase

Pada tahapan ini, hasil pembahasan studi dapat disajikan dalam bentuk laporan dan akan diserahkan ke Dinas

Peranian Kabupaten Dompu untuk dijadikan bahan referensi atau acuan untuk rekomendasi set item produk pertanian dan membantu dalam melakukan peramalan produksi jagung dimasa yang akan datang [15]. Perlu diketahui bahwa terbentuknya model tidak menandakan bahwa terselesaikannya proyek.

A. Regresi Linear Berganda

Teknik ini adalah metode analisa yang mempunyai *variable* bebas lebih dari 1 (>1). Teknik metode ini digunakan untuk tujuan mengidentifikasi ada atau tidak pengaruh atribut yang signifikan 2 atau lebih *variable* bebas ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$) terhadap *variable* terikat (Y). Model regresi linear berganda dilihat pada rumus atau persamaan (1) dibawah ini.

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

Penetapan konstanta (a) dengan koefisien (b) dihitung menggunakan persamaan (2), dan (3) dapat dilihat dibawah ini.

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

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

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

Apabila nilai *variable* bebas lebih besar dari 2, maka nilai koefisien regresi berganda dan konstanta pada masing-masing *variable* X dapat diperoleh dengan matriks determinan [7]. Seperti terdapat tiga buah persamaan menggunakan tiga nilai yang tidak dapat ditemukan, yaitu a,b1,b2,b3 dapat dilihat pada persamaan (4) dibawah ini.

$$\begin{aligned}
 A &= \begin{bmatrix} N & \sum x_1 & \sum x_2 & \sum x_3 \\ \sum x_1 & \sum(x_1^2) & \sum(x_2 \cdot x_1) & \sum(x_3 \cdot x_1) \\ \sum x_2 & \sum(x_1 \cdot x_2) & \sum(x_2^2) & \sum(x_3 \cdot x_2) \\ \sum x_3 & \sum(x_1 \cdot x_3) & \sum(x_2 \cdot x_3) & \sum(x_3^2) \end{bmatrix} \\
 A1 &= \begin{bmatrix} \sum(y) & \sum x_1 & \sum x_2 & \sum x_3 \\ \sum(y \cdot x_1) & \sum(x_1^2) & \sum(x_2 \cdot x_1) & \sum(x_1 \cdot x_3) \\ \sum(y \cdot x_2) & \sum(x_1 \cdot x_2) & \sum(x_2^2) & \sum(x_2 \cdot x_3) \\ \sum(y \cdot x_3) & \sum(x_1 \cdot x_3) & \sum(x_3 \cdot x_2) & \sum(x_3^2) \end{bmatrix} \\
 A2 &= \begin{bmatrix} N & \sum(y) & \sum x_2 & \sum x_3 \\ \sum x_1 & \sum(y \cdot x_1) & \sum(x_2 \cdot x_1) & \sum(x_3 \cdot x_1) \\ \sum x_2 & \sum(y \cdot x_2) & \sum(x_2^2) & \sum(x_3 \cdot x_2) \\ \sum x_3 & \sum(y \cdot x_3) & \sum(x_2 \cdot x_3) & \sum(x_3^2) \end{bmatrix} \\
 A3 &= \begin{bmatrix} N & \sum x_1 & \sum(y) & \sum x_3 \\ \sum x_1 & \sum(x_1^2) & \sum(y \cdot x_1) & \sum(x_3 \cdot x_1) \\ \sum x_2 & \sum(x_1 \cdot x_2) & \sum(y \cdot x_2) & \sum(x_3 \cdot x_2) \\ \sum x_3 & \sum(x_1 \cdot x_3) & \sum(y \cdot x_3) & \sum(x_3^2) \end{bmatrix} \\
 A4 &= \begin{bmatrix} N & \sum x_1 & \sum x_2 & \sum(y) \\ \sum x_1 & \sum(x_1^2) & \sum(x_2 \cdot x_1) & \sum(y \cdot x_1) \\ \sum x_2 & \sum(x_1 \cdot x_2) & \sum(x_2^2) & \sum(y \cdot x_2) \\ \sum x_3 & \sum(x_1 \cdot x_3) & \sum(x_2 \cdot x_3) & \sum(y \cdot x_3) \end{bmatrix} \quad (4)
 \end{aligned}$$

setelah dilakukan perhitungan menemukan matriks determinan dari masing-masing matriks A,A1 sampai A4, maka selanjutnya dilakukan perhitungan determinan menggunakan rumus persamaan (5) dibawah ini.

$$\begin{aligned}
 a &= \frac{Det(A0)}{Det(A)} \\
 b1 &= \frac{Det(A1)}{Det(A)} \\
 b2 &= \frac{Det(A2)}{Det(A)} \\
 b3 &= \frac{Det(A3)}{Det(A)} \quad (5)
 \end{aligned}$$

a. Pengujian Tingkat Kesalahan

Keakuratan sebuah prediksi bergantung besar pada kesalahan yang terjadi antara data perkiraan dengan data aktual. Ada beberapa cara untuk melakukan perhitungan besarnya kesalahan keakuratan terhadap suatu ramalan atau prediksi adalah MAD, MSE, RMSE, dan MAPE [16]. Perumusan persamaan pengujian menggunakan MAD, MSE, RMSE, dan MAPE dilihat pada persamaan (6),(7),(8),(9) dibawah ini.

$$MAD = \sum \frac{|Aktual_t - Prediksi_t|}{n} \quad (6)$$

$$MSE = \sum \frac{|Aktual_t - Prediksi_t|^2}{n} \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum \frac{|Aktual_t - Prediksi_t|^2}{n}} \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \frac{|Aktual_t - Prediksi_t|}{Aktual_t} \times 100\% \quad (9)$$

B. Apriori / Association Rule

Association rule mempunyai beberapa metode algoritma yang bisa digunakan dalam perhitungan data mining ialah apriori [17]. Apriori merupakan teknik yang digunakan untuk mendapatkan suatu pola dalam suatu transaksi dan seringkali terdiri dari beberapa elemen. Aturan asosiasi dapat diperhatikan dari dua parameter, yaitu nilai *support* dan nilai kepercayaan (*confidence*).

Analisa *association rule* dengan metode apriori memiliki beberapa konsep dasar diantaranya :

1. High Frequency Pattern (Pola Frekuensi Tinggi)

Fase pola frekuensi tinggi menentukan kombinasi pola item yang memenuhi persyaratan nilai dukungan minimum (*support*) untuk semua data transaksi. Berkaitan dengan hal tersebut, perlu dilakukan pemodelan *data mining* dengan algoritma *apriori* untuk menemukan kombinasi set item yang memiliki nilai tertentu. Nilai minimum (*support*) ditentukan sesuai pada persamaan (10,11, dan 12) dibawah ini.

$$support(A) = \frac{\sum \text{Transaksi yang mengandung } A}{\text{Total Transaksi}} \times 100 \quad (10)$$

$$support(A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi yang mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \quad (11)$$

$$support(A, B, C) = \frac{\sum \text{Transaksi yang mengandung } A, B, \text{ dan } C}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \quad (12)$$

Rumus atau persamaan-persamaan di atas digunakan untuk menentukan nilai *support* untuk dua atau lebih item set. Ini adalah total pembelian yang memiliki item A dengan item B dibagi jumlah total keseluruhan pemasaran yang telah kejadian dalam data set.

2. Pembentukan Aturan Association Rules

Setelah didapatkan pola frekuensi tinggi, maka aturan selanjutnya ialah menentukan pola asosiasi yang memenuhi syarat minimal *confidence* dicari dengan menggunakan perhitungan aturan asosiasi [18]. Didalam perhitungan nilai minimal *confidence* dilakukan dengan cara pertukaran *item set*. Misalnya pola dua set item ialah $A \rightarrow B$, maka akan dibalik seperti $B \rightarrow A$. Aturan tersebut berlaku pada kombinasi 3 *item set*. Nilai setiap *support* mungkin akan sama, akan tetapi tidak menutup kemungkinan nilai minimal *confidence* memiliki nilai yang berbeda. Untuk melakukan perhitungan nilai *confidence* dengan 2 *itemset* atau lebih menggunakan persamaan (13) berikut ini.

$$confidence(A \rightarrow B) = \frac{\sum \text{transaksi } A, B}{\sum \text{transaksi } A} \quad (13)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada studi kali ini menggunakan data produksi jagung sebanyak 80 dari 320 jumlah *record* data yang diolah dan didapatkan dari Dinas Pertanian serta Perkebunan Kabupaten Dompu. Data dalam studi kali ini menggunakan beberapa atribut sebagai acuan untuk melakukan prediksi produksi Jagung diantaranya Tahun, Kecamatan, Luas Panen, Luas Lahan, Produktivitas, dan Hasil Produksi dari tahun 2012 sampai tahun 2021.

A. Perhitungan Metode Regresi Linear Berganda

a. Pengumpulan Dataset

Pada tahapan fase ini yaitu dibuat perolehan data *record* [19] yang bersumber dari instansi Dinas Pertanian serta Perkebunan di Kabupaten Dompu. Dibawah ini menyajikan data yang telah diperoleh dari Dinas Pertanian serta Perkebunan di Kabupaten Dompu ialah Tabel I menunjukkan Data Luas Lahan, Tabel II menunjukkan Data Luas Panen, Tabel III menunjukkan Data Produktivitas, dan Tabel IV menunjukkan Data Produksi Jagung di Kabupaten Dompu.

TABEL I
DATA LUAS LAHAN KABUPATEN DOMPU

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 II
DATA LUAS PANEN KABUPATEN DOMPU

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 III
DATA PRODUKTIVITAS KABUPATEN DOMPU

Kecamatan	Produktivitas Jagung Kabupaten Dompu (Kw/Ha)									
	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Dompu	54.9	57.5	63.4	73.4	64.3	69.77	67.59	65.35	51.9	50.6
Woja	55	57.6	63.4	73.4	64.3	69.78	67.59	68.15	51.9	50.6
Pajo	54.9	57.5	63.4	73.4	64.3	69.76	67.59	62.25	51.9	50.6
Hu'u	54.9	57.6	63.4	73.4	64.3	69.78	67.59	62.15	51.9	50.6
Manggelewa	55	57.7	63.4	73.4	64.3	69.8	67.61	67.1	52	50.7
Kempo	55	57.6	63.4	73.4	64.3	69.78	67.59	62.05	51.9	50.6

Kilo	55	57.6	63.4	73.4	64.3	69.8	67.6	65.15	51.9	50.7
Pekat	54.9	57.6	63.4	73.4	64.3	69.78	67.59	67.1	51.9	50.6

TABEL IV
DATA PRODUKSI KABUPATEN DOMPU

Kecamatan	Produksi Jagung Kabupaten Dompus (Ton)									
	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Dompus	12323	6086	1013	2679	7238	52341	65738	54804	31298	23363
Woja	20784	22859	29585	36118	40911	90816	76012	111457	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

b. Pengolahan Data

Pada tahapan ini merupakan langkah awal proses data dengan tujuan memastikan teknik yang digunakan sudah benar dilakukan menggunakan teknik pengujian MAD [5], MSE, dan RMSE [19]. Tahap olah data dilanjutkan dengan melakukan proses *data cleaning* yang digunakan oleh proses olah data untuk menghilangkan informasi yang tidak perlu.

c. Pemodelan Data

Ditahapan pengolahan data, pemilihan data dilakukan dengan tujuan agar data sama dengan jenis yang akan digunakan dalam teknik *data mining*. Metode yang dipergunakan adalah metode peramalan dengan regresi linear berganda. Dengan metode ini, diharapkan pada hasil panen jagung dapat diprediksi secara akurat.

Dibawah ini, Data Training (data uji) yang dipakai sejumlah 80 *record* data dari 320 *record* data dari periode tanam tahun 2012 sampai tahun 2021. Pada pengujian kali ini, akan menghitung 10 data *record* Kecamatan Woja dilihat pada Tabel V berikut ini.

TABEL V
DATA TRAINING

Tahun	Luas Lahan (X1)	Luas Panen (X2)	Produktivitas (X3)	Produksi (Y)
2012	2663	3783	55.0	20784
2013	5548	3970	57.6	22859
2014	4805	5138	63.4	29585
2015	4796	4920	73.4	36118
2016	5644	5573	64.3	40911
2017	12661	12371	69.8	90816
2018	12496	11246	67.6	76012
2019	11149	17171	68.2	111457
2020	8006	3771	51.9	19583
2021	10544	8412	50.6	43684

Selanjutnya, dibuatkan tabel agar mempermudah dalam melakukan perhitungan regresi linear berganda seperti pada Tabel VI Perhitungan Data Training dibawah ini.

TABEL VI
PERHITUNGAN DATA TRAINING

X1.Y	X2.Y	X3.Y	X1.X2	X1.X3	X2.X3	X1^2	X2^2	X3^2
55347792	78625872	1142704.32	10074129	146411.74	207989.34	7091569	14311089	3022.8004
126821732	90750230	1316678.4	22025560	319564.8	228672	30780304	15760900	3317.76
142155925	152007730	1876280.7	24688090	304733.1	325851.96	23088025	26399044	4022.0964
173221928	177700560	2651783.56	23596320	352122.32	361226.4	23001616	24206400	5390.4964
230901684	227997003	2630577.3	31454012	362909.2	358343.9	31854736	31058329	4134.49
1149821376	1123484736	6337140.48	156629231	883484.58	863248.38	160300921	153041641	4869.2484
949845952	854830952	5137651.08	140530016	844604.64	760117.14	156150016	126472516	4568.4081
1242634093	1913828147	7595794.55	191439479	759804.35	1170203.65	124300201	294843241	4644.4225
156781498	73847493	1016945.19	30190626	415751.58	195828.03	64096036	14220441	2696.7249
460604096	367469808	2212157.76	88696128	533948.16	425983.68	111175936	70761744	2564.4096

Selanjutnya melakukan perhitungan *data record* dengan cara mentotalkan data tersebut berdasarkan tiap-tiap kolom. Hasil perhitungan penjumlahan data training dapat di lihat pada Tabel VII berikut ini.

TABEL VII
JUMLAH DATA PREDIKSI

N	80
Y	491809
X1	78312
X2	76355
X3	621.81
X1Y	4688136076
X2Y	5060542531
X3Y	31917713.34
X1X2	719323591
X1X3	4923334.47
X2X3	4897464.48
X1^2	731839360
X2^2	771075345
X3^2	39230.8567

Setelah itu, akan diperoleh untuk perhitungan nilai konstanta dan koefisien determinan matriks A,A1,A2,A3,A4 sesuai dengan persamaan (4).

$$A = \begin{bmatrix} 80 & 78312 & 76355 & 621.81 \\ 78312 & 731839360 & 719323591 & 4923334.47 \\ 76355 & 719323591 & 771075345 & 4897464.48 \\ 621.81 & 4923334.47 & 4897464.48 & 39230.86 \end{bmatrix}$$

$$A1 = \begin{bmatrix} 491809 & 78312 & 76355 & 621.81 \\ 4688136076 & 731839360 & 719323591 & 4923334.47 \\ 5060542531 & 719323591 & 771075345 & 4897464.48 \\ 31917713.5 & 4923334.47 & 4897464.48 & 39230.86 \end{bmatrix}$$

$$A2 = \begin{bmatrix} 80 & 491809 & 76355 & 621.81 \\ 78312 & 4688136076 & 719323591 & 4923334.47 \\ 76355 & 5060542531 & 771075345 & 4897464.48 \\ 621.81 & 31917713.3 & 4897464.48 & 39230.86 \end{bmatrix}$$

$$A3 = \begin{bmatrix} 80 & 78312 & 76355 & 621.81 \\ 78312 & 731839360 & 4688136076 & 4923334.47 \\ 76355 & 719323591 & 5060542531 & 4897464.48 \\ 621.81 & 4923334.47 & 31917713.3 & 39230.86 \end{bmatrix}$$

$$A4 = \begin{bmatrix} 80 & 78312 & 76355 & 491809 \\ 78312 & 731839360 & 719323591 & 4688136076 \\ 76355 & 719323591 & 771075345 & 5060542531 \\ 621.81 & 4923334.47 & 4897464.48 & 31917713.3 \end{bmatrix}$$

Kemudian, langkah selanjutnya yaitu menentukan masing-masing determinan yang didapatkan sebelumnya menggunakan persamaan (4). Hasil perhitungan determinan matriks A,A1,A2,A3,A4 dapat diperhatikan pada Tabel VIII berikut ini.

TABEL VIII
PERHITUNGAN DETERMINAN MATRIKS

Det A	1.9905E+22
Det A1	-1.4105E+24
Det A2	-1.0057E+22
Det A3	1.4071E+23
Det A4	-8.6574E+22

Kemudian, dari hasil perhitungan determinan matriks diatas, maka nilai a,b1 sampai b3 diperoleh menggunakan persamaan (5). Hasil dari nilai determinan dapat diperhatikan pada tabel IX.

TABEL IX
HASIL NILAI DETERMINAN

a	-70.860
B1	-0.505
B2	7.069
B3	-4.349

Setelah nilai determinan dari a,b1 sampai b3 diperoleh maka didapatkan persamaan regresi linear berganda ialah $Y = -70.860 + -0.505x_1 + 7.069x_2 + -4.349x_3$.

d. Pengujian Hasil Prediksi

Untuk dapat menentukan prediksi hasil jagung, maka diperlukan untuk menguji hasil tersebut. Tahap yang dilakukan ialah mengetahui tiap kesalahan pada prediksi jagung. Semakin kecil nilai *error*, maka semakin akurat prediksinya. Dalam studi kali ini, pengujian menggunakan teknik MAD, MSE, dan RMSE. Rumus yang digunakan dalam menentukan nilai *error absolute* menggunakan persamaan (6), sedangkan rumus untuk menentukan *square error* menggunakan persamaan (7 dan 8).

Data latih yang digunakan dibawah ini adalah data Kecamatan Woja, yaitu :

Tahun	: 2013
Luas Lahan	: 2663
Luas Panen	: 3783
Produktivitas	: 55
Produksi	: 20784
Prediksi	: 25086

$$MAD = \frac{20784 - 25086}{80} = 54$$

$$MSE = \frac{18509731}{80} = 231372$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{18509731}{80}} = 481$$

Setelah dilakukan pengujian kesalahan, maka diperoleh hasil MAD senilai 54, MSE senilai 231371, dan RMSE senilai 481. Nilai kesalahan MAD cukup kecil sehingga data prediksi hampir benar, sedangkan Nilai kesalahan MSE dan RMSE cukup besar, akan tetapi hasil ramalan yang diperoleh dapat dinyatakan akurat. Nilai MSE dan RMSE dipengaruhi oleh banyaknya data yang digunakan.

$$\text{Hasil Prediksi Terendah} = 25086 - 481 = 24605$$

$$\text{Hasil Prediksi Tertinggi} = 25086 + 231372 = 256458$$

Sehingga, nilai yang diramalkan sekitar dari angka 24605 ton sampai 256458 ton.

B. Perhitungan Metode Apriori

Studi pembahasan metode apriori berikut ini mencakup analisa *data mining* serta pengolahan data yang menghasilkan *association rules*. Pada tahapan perhitungan apriori menggunakan data sekunder dari penjualan CV. Santya Makmur ditahun 2022 periode Januari – Juni. Data setiap transaksi diolah dan diproses menggunakan teknik apriori untuk menentukan jumlah data transaksi dan nilai *support* untuk masing-masing itemnya. Selanjutnya item yang memenuhi nilai minimum *support* dipilih kemudian akan dikombinasikan dengan aturan 2 dan 3 item set [9][20]. Pada studi ini memakai nilai minimum *support* 10% dan *confidence* sebesar 70%. Berikut ini adalah paparan yang sudah diberikan lima belas *record* data transaksi penjualan obat-obatan pertanian yang didapatkan dari CV. Santya Makmur dengan periode transaksi Februari sampai Juni 2022, dan telah dilakukan pengolahan dan dijabarkan pada tabel X berikut ini.

TABEL X
DATA TRANSAKSI PENJUALAN

Tanggal Order	Nama Obat
23/02/2022	Gandasil, Lannate, Ricestar, Roundup
09/03/2022	Neocron, Tabas, Roundup, Gandasil
20/04/2022	Basmilang, Bitop
30/04/2022	Chix, Cornbelt, Lindomin, Roundup, Sinergy, Tabas, Tobi
18/05/2022	ADV 313 Joss, Booster, Gibgro, Green Tonik, Kaos
19/05/2022	Ricestar
20/05/2022	Bentan
23/05/2022	Neocron, Basmilang, Regent Red
06/06/2022	ADV 313 Joss, Kaos, Basmilang
07/06/2022	Convey, Kayabas, Regent Red, Basmilang
13/06/2022	Chlormite, Gandasil, Ricestar, Sarvoxone, Toxedon, Green Tonik
14/06/2022	Ricestar
16/06/2022	Alamor, Basmilang, Bitop, Convey
19/06/2022	Explore, Klensect, Penalty
29/06/2022	Calaris, Kisan, Nominee

Setelah data transaksi diatas dipetakan, maka langkah selanjutnya adalah dijabarkan ke dalam bentuk tabular menjadi 1 *item set* seperti pada tabel XI, XII, dan XIII berikut ini. Dimana fungsi penjabaran ini nantinya ialah agar mendapatkan calon (k+1) *set item* berikutnya.

TABEL XI
PENJABARAN TRANSAKSI 1 ITEM SET

Tanggal Order	Gandasil	Lannate	Ricestar	Roundup	Neocron	Tabas	Basmilang	Bitop	Chix
23/02/2022	1	1	1	1	0	0	0	0	0
09/03/2022	1	0	0	1	1	1	0	0	0
20/04/2022	0	0	0	0	0	0	1	1	0
30/04/2022	0	0	0	1	0	1	0	0	1
18/05/2022	0	0	0	0	0	0	0	0	0
19/05/2022	0	0	1	0	0	0	0	0	0
20/05/2022	0	0	0	0	0	0	0	0	0
23/05/2022	0	0	0	0	1	0	1	0	0
06/06/2022	0	0	0	0	0	0	1	0	0
07/06/2022	0	0	0	0	0	0	1	0	0
13/06/2022	1	0	1	0	0	0	0	0	0
14/06/2022	0	0	1	0	0	0	0	0	0
16/06/2022	0	0	0	0	0	0	1	1	0
19/06/2022	0	0	0	0	0	0	0	0	0
29/06/2022	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Total	2	1	4	3	2	2	5	2	1

TABEL XII
PENJABARAN TRANSAKSI 1 ITEM SET

Cornbelt	Lindomin	Sinergy	Tobi	ADV 313	Booster	Gibgro	Green Tonik	Kaos	Bentan
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	2	1	1	2	2	1

TABEL XIII
PENJABARAN TRANSAKSI 1 ITEM SET

Klensect	Penalty	Calaris	Kisan	Nominee
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
1	1	0	0	0
0	0	1	1	1
1	1	1	1	1

Selanjutnya ialah melakukan penyelesaian berdasarkan data yang sudah disediakan pada tabel XI, XII, dan XIII proses pembentukan C1 atau biasa disebut 1 item set menggunakan minimal *support 10%* dengan persamaan (10). Maka didapatkanlah hasil untuk pemrosesan data transaksi yang dapat dilihat pada Tabel XIV berikut ini.

TABEL XIV
PEMBENTUKAN ITEM SET 1

Nama Item	Jumlah	Support
Gandasil	2/15	13%
Lannate	1/15	7%
Ricestar	4/15	27%
Roundup	3/15	20%
Neocron	2/15	13%
Tabas	2/15	13%

Basmilang	5/15	33%
Bitop	2/15	13%
Chix	1/15	7%
Cornbelt	1/15	7%
Lindomin	1/15	7%
Sinergy	1/15	7%
Tobi	1/15	7%
ADV 313 Joss	2/15	13%
Booster	1/15	7%
Gibgro	1/15	7%
Green Tonik	2/15	13%
Kaos	2/15	13%
Bentan	1/15	7%
Convey	2/15	13%
Kayabas	1/15	7%
Regent Red	2/15	13%
Chlormite	1/15	7%
Sarvoxone	1/15	7%
Toxedon	1/15	7%
Alamor	1/15	7%
Explore	1/15	7%
Klensect	1/15	7%
Penalty	1/15	7%
Calaris	1/15	7%
Kisan	1/15	7%
Nominee	1/15	7%

Selanjutnya adalah melakukan pengolahan data transaksi dengan menganalisa hasil frekuensi item A menggunakan persamaan (10). Berdasarkan Tabel XIV, dengan nilai minimal *support* 10% dan *confidence* 70% dilakukan pemisahan atau *filter* data transaksi yang memenuhi nilai minimal *support* [21]. Hasil *filter* tersebut dapat dilihat pada tabel XV Item Set I dibawah ini.

TABEL XV
ITEM SET I

Nama Item	Jumlah	Support
Gandasil	2/15	13%
Ricestar	4/15	27%
Roundup	3/15	20%
Neocron	2/15	13%
Tabas	2/15	13%
Basmilang	5/15	33%
Bitop	2/15	13%
ADV 313 Joss	2/15	13%
Green Tonik	2/15	13%
Kaos	2/15	13%
Convey	2/15	13%
Regent Red	2/15	13%

Selanjutnya dibentuk kombinasi dua set item yang memenuhi nilai minimum *support* 10% dari proses terbentuknya item set pertama pada tabel XV dapat diketahui yang memenuhi minimal *support* yaitu pembentukan obat Gandasil, Ricestar, Roundup, Neocron, Tabas, Basmilang, Bitop, ADV 313 Joss, Green Tonik, Kaos, Convey, dan Regent Red. Kemudian dari pada 1 item set akan dilakukan kombinasi 2 item set seperti pada tabel XVI berikut ini.

TABEL XVI
PEMBENTUKAN ITEM SET 2

Nama Item	Jumlah	Support
Gandasil, Ricestar	2/15	13%
Gandasil, Roundup	2/15	13%
Gandasil, Neocron	1/15	7%
Gandasil, Tabas	1/15	7%
Gandasil, Basmilang	0/15	0%
Gandasil, Bitop	0/15	0%
Gandasil, ADV 313 Joss	0/15	0%
Gandasil, Green Tonik	1/15	7%
Gandasil, Kaos	0/15	0%
Gandasil, Convey	0/15	0%
Gandasil Regen Red	0/15	0%
Ricestar, Roundup	1/15	7%
Ricestar, Neocron	0/15	0%
Ricestar, Tabas	0/15	0%
Ricestar, Basmilang	0/15	0%
Ricestar, Bitop	0/15	0%
Ricestar, ADV 313 Joss	0/15	0%
Ricestar, Green Tonik	1/15	7%
Ricestar, Kaos	0/15	0%
Ricestar, Convey	0/15	0%
Ricestar, Regent Red	0/15	0%
Roundup, Neocron	1/15	7%
Roundup, Tabas	2/15	13%
Roundup, Basmilang	0/15	0%
Roundup, Bitop	0/15	0%
Roundup, ADV 313 Joss	0/15	0%
Roundup, Green Tonik	0/15	0%
Roundup, Kaos	0/15	0%
Roundup, Convey	0/15	0%
Roundup, Regent Red	0/15	0%
Neocron, Tabas	1/15	7%
Neocron, Basmilang	1/15	7%
Neocron, Bitop	0/15	0%
Neocron, ADV 313 Joss	0/15	0%
Neocron, Green Tonik	0/15	0%
Neocron, Kaos	0/15	0%
Neocron, Convey	0/15	0%
Neocron, Regent Red	0/15	0%
Tabas, Basmilang	0/15	0%
Tabas, Bitop	0/15	0%
Tabas, ADV 313 Joss	0/15	0%
Tabas, Green Tonik	0/15	0%
Tabas, Kaos	0/15	0%
Tabas, Convey	0/15	0%
Tabas, Regent Red	0/15	0%
Basmilang, Bitop	2/15	13%
Basmilang, ADV 313 Joss	1/15	7%
Basmilang, Green Tonik	0/15	0%
Basmilang, Kaos	0/15	0%
Basmilang, Convey	2/15	13%
Basmilang, Regent Red	2/15	13%

Bitop, ADV 313 Joss	0/15	0%
Bitop, Green Tonik	0/15	0%
Bitop, Kaos	0/15	0%
Bitop, Convey	1/15	7%
Bitop, Regent Red	0/15	0%
ADV 313 Joss, Green Tonik	1/15	7%
ADV 313 Joss, Kaos	1/15	7%
ADV 313 Joss, Convey	0/15	0%
ADV 313 Joss, Regent Red	0/15	0%
Green Tonik, Kaos	1/15	7%
Green Tonik, Convey	0/15	0%
Green Tonik, Regent Red	0/15	0%
Kaos, Convey	0/15	0%
Kaos, Regent Red	0/15	0%
Convey, Regent Red	1/15	7%

Hasil kombinasi dua set item yang memenuhi minimal *support* 10% dapat di lihat pada Tabel XVII berikut ini.

TABEL XVII
ITEM SET 2

Nama Item	Jumlah	Support
Gandasil, Ricestar	2/15	13%
Roundup, Tabas	2/15	13%
Basmilang, Bitop	2/15	13%
Basmilang, Convey	2/15	13%
Basmilang, Regent Red	2/15	13%

Dari kombinasi 2 itemset dgn minimum support 10% dapat diketahui kombinasi 2 itemset yang memenuhi standar minimum support yaitu Gandasil, Ricestar, Roundup, Tabas, Basmilang, Bitop, Convey, Regent Red. Kemudian dari hasil kombinasi 2 set item akan dilakukan pembentukan 3 set item seperti pada tabel XVIII berikut ini.

TABEL XVIII
PEMBENTUKAN ITEM SET 3

Nama Item	Jumlah	Support
Gandasil, Ricestar, Roundup	1/15	7%
Gandasil, Ricestar, Tabas	0/15	0%
Gandasil, Ricestar, Basmilang	0/15	0%
Gandasil, Ricestar, Bitop	0/15	0%
Gandasil, Ricestar, Convey	0/15	0%
Gandasil, Ricestar, Regent Red	0/15	0%
Ricestar, Roundup, Tabas	0/15	0%
Ricestar, Roundup, Basmilang	0/15	0%
Ricestar, Roundup, Bitop	0/15	0%
Ricestar, Roundup, Convey	0/15	0%
Ricestar, Roundup, Regent Red	0/15	0%
Roundup, Tabas, Basmilang	0/15	0%
Roundup, Tabas, Bitop	0/15	0%
Roundup, Tabas, Convey	0/15	0%
Roundup, Tabas, Regent Red	0/15	0%
Tabas, Basmilang, Bitop	0/15	0%
Tabas, Basmilang, Convey	0/15	0%
Tabas, Basmilang, Regent Red	0/15	0%
Basmilang, Bitop, Convey	1/15	7%
Basmilang, Bitop, Regent Red	0/15	0%
Bitop, Convey, Regent Red	0	0%

Dikarena kombinasi tiga item set tidak ada yang memenuhi minimum nilai *support* 10%, maka kombinasi 2 item set yang memenuhi untuk melakukan aturan asosiasi dengan menggunakan perhitungan *confidence* $A \rightarrow B$ dan minimal *confidence* 70%. Nilai minimum *confidence* $A \rightarrow B$ dapat dihitung dengan persamaan (13) dan hasil perhitungan tersebut dapat diperhatikan pada tabel XIX berikut ini.

TABEL XIX
PEMBENTUKAN ATURAN ASOSIASI

Aturan	Confidence
IF buy Gandasil then buy Ricestar	2/2 100%
IF buy Roundup then buy Tabas	2/3 67%
IF buy Basmilang then buy Bitop	2/5 40%
IF buy Bamilang then buy Convey	2/5 40%
Jika membeli Basmilang maka membeli Regent Red	2/5 40%

Berdasarkan perhitungan Tabel XI Aturan asosiasi diatas, maka obat yang paling sering dibeli oleh pelanggan adalah Gandasil dan Ricestar. Sehingga didapatkan hasil *rule IF BUY Gandasil THEN BUY Ricestar with confidence* 100%.

IV. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh setelah melakukan proses terhadap peramalan hasil produksi jagung menggunakan data dari Dinas Pertanian serta Perkebunan Kabupaten Dompu periode tanam tahun 2012 sampai dengan 2021 menggunakan teknik regresi linear berganda didapatkan persamaan ialah $Y = -70.860 + -0.505x_1 + 7.069x_2 + -4.349x_3$, dengan menggunakan teknik pengujian kesalahan menggunakan metode MAD didapatkan hasil senilai 54 sehingga hasil ramalan dalam kategori sangat baik, dan pengujian kesalahan menggunakan metode MSE senilai 231372 dan RMSE senilai 481. Sedangkan hasil peramalan data transaksi penjualan yang diperoleh dari CV. Santya Makmur dengan teknik apriori dalam mencari *rules* atau produk obat yang sering dibeli oleh pelanggan didapatkan *rules IF BUY Gandasil THEN BUY Ricestar with confidence* 100%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. A. Puji Lestari and B. H. Widayanti, "Evaluasi Kesesuaian Lahan untuk Tanaman Jagung di Kabupaten Dompu Berbasis SIG," *J. Planeoearth*, vol. 2, no. 1, p. 20, 2019, doi: 10.31764/jpe.v2i1.837.
- [2] M. G. Sumaraw, "Prediksi Pencapaian Target Produksi Jagung Di Kabupaten Gorontalo Menggunakan Regresi Linier Berganda," *J. Cosphi*, vol. 2, no. 1, pp. 6–10, 2018, [Online]. Available: <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>.
- [3] A. P. Produksi *et al.*, "FORECASTING ANALYSIS OF CORN PRODUCTION , CONSUMPTION," vol. 22, no. 1, pp. 49–60, 2021.
- [4] T. Rizgitta, V. C. M, and J. Hendryli, "Sistem Analisis Kinerja Sales Berdasarkan Transaksi Penjualan Dengan Regresi Linear Dan Algoritma Apriori," pp. 173–178.
- [5] M. Produksi, P. Di, and K. Bantul, "Ervan Triyanto, 2) Heri Sismoro, 3) Arif Dwi Laksito," vol. 4, no. 2, pp. 73–86, 2019.
- [6] A. Ramandoni, "No Title," *Penerapan Metod. Regresi Linear Berganda Untuk Prediksi Has. Panen Jagung*, 2017.
- [7] H. W. Herwanto, T. Widiyaningtyas, and P. Indriana, "Penerapan Algoritma Linear Regression untuk Prediksi Hasil Panen Tanaman Padi," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 4, p. 364, 2019, doi: 10.22146/jnteti.v8i4.537.
- [8] Amrin, "Data Mining Dengan Regresi Linier Berganda Untuk Peramalan Data Mining Dengan Regresi Linier Berganda Untuk," *J. Techno Nusa Mandiri*, vol. XIII, no. March 2016, pp. 74–79, 2018.
- [9] J. L. Putra, M. Raharjo, T. A. A. Sandi, R. Ridwan, and R. Prasetyo, "Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Data Penjualan Pada Perusahaan Retail," *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. 15, no. 1, pp. 85–90, 2019, doi: 10.33480/pilar.v15i1.113.
- [10] A. Adji Prasetyo, Salahuddin, "Prediksi Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda," vol. 6, no. 2, pp. 76–80, 2021.
- [11] E. Y. Obsie, H. Qu, and F. Drummond, "Wild blueberry yield prediction using a combination of computer simulation and machine learning algorithms," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 178, no. May, p. 105778, 2020, doi: 10.1016/j.compag.2020.105778.
- [12] D. P. Sari, "Data Mining Perkiraan Produksi Spanduk Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus : Cv . Mentari Persada Medan)," *Pelita Inform. Budi Darma*, vol. 9, no. 1, pp. 33–41, 2015, [Online]. Available: <https://www.e-jurnal.com/2016/09/data-mining-perkiraan-produksi-spanduk.html>.
- [13] S. Shedriko and M. Firdaus, "Penentuan Klasifikasi Dengan Crisp-Dm Dalam Memprediksi Kelulusan Mahasiswa Pada Suatu Mata Kuliah," *Semnas Ristek (Seminar Nas. Ris. dan Inov. Teknol.*, vol. 6, no. 1, pp. 826–831, 2022, doi: 10.30998/semnasristek.v6i1.5814.
- [14] H. Maulidiya and A. Jananto, "Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fp-GROWTH SEBAGAI DASAR PERTIMBANGAN PENENTUAN PAKET SEMBAKO," *Proceeding SENDIU 2020*, vol. 6, pp. 36–42, 2020.
- [15] A. I. Jamhur, "Penerapan Data Mining Untuk Menganalisa Jumlah," vol. 23, no. 2, pp. 12–20, 2016.
- [16] M. N. Faruqhy, D. Andreswari, and J. P. Sari, "Prediksi prestasi nilai akademik mahasiswa berdasarkan jalur masuk perguruan tinggi menggunakan metode multiple linear regression," *J. Rekursif*, vol. 9, no. 2, 2021.
- [17] D. Hartanti, I. Nofikasari, M. A. Yusuf Hermawan, and D. Handayani, "Penerapan Association Rule Menggunakan Apriori Untuk Rekomendasi Produksi Roti," *Bianglala Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 17–23, 2021, doi: 10.31294/bi.v9i1.9941.
- [18] A. R. Riszky and M. Sadikin, "Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 103–108, 2019, doi: 10.14710/jtsiskom.7.3.2019.103-108.



- [19] Y. Yusriani, A. Anggrawan, and M. Syahrir, “Berganda Berbasis Web (Studi Kasus : Dinas Pertanian Kabupaten Sumbawa),” *Univ. Bumigora*, pp. 1–14, 2016.
- [20] D. Irawan and M. R. Arief, “EXPLORE – Volume 11 No 2 Tahun 2021 Terakreditasi Sinta 5 SK No : 23 / E / KPT / 2019 Rekomendasi Penjual Bahan Makanan Dengan Metode Filtering Berbasis Konten dan Lokasi Pada Aplikasi Resep Masakan EXPLORE – Volume 11 No 2 Tahun 2021 Terakreditasi Sinta,” *J. Explor.*, vol. 11, no. 2, pp. 29–34, 2021.
- [21] A. A. Firdaus, N. Iksan, D. N. Sadiyah, L. Sagita, and D. Setiawan, “Penerapan Algoritma Apriori untuk Prediksi Kebutuhan Suku Cadang Mobil,” *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 1, p. 13, 2021, doi: 10.26418/justin.v9i1.41151.