

Klasifikasi Tingkat Keberhasilan Produksi Ayam Broiler di Riau Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Syahbudin Hamwar, Alwis Nazir*, Siska Kurnia Gusti, Iwan Iskandar, Fitri Insani

Fakultas Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email: ¹11950111743@students.uin-suska.ac.id, ^{2,*}alwis.nazir@uin-suska.ac.id, ³siskakurniagusti@uin-suska.ac.id,

⁴iwan.iskandar@uin-suska.ac.id, ⁵fitri.insani@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: alwis.nazir@uin-suska.ac.id

Submitted: 24/11/2023; Accepted: 19/12/2023; Published: 22/12/2023

Abstrak—Peternakan menjadi salah satu penyedia sumber protein hewani penting, bersama dengan sektor perikanan, untuk memenuhi kebutuhan protein masyarakat secara luas. Salah satu jenis usaha peternakan yang populer adalah pemeliharaan ayam broiler karena potensi hasil dagingnya. Saat ini, banyak peternak menjalankan pola kemitraan dengan perusahaan besar di mana peternak berperan sebagai pemasok utama dan perusahaan sebagai inti. Langkah ini membantu menjaga stabilitas produksi dan pendapatan peternak. Keberhasilan peternak dalam produksi ayam broiler dapat diukur dengan melihat indeks performa (IP), jika performa tidak bagus maka diperlukan pembinaan dari perusahaan inti. Banyaknya data yang didapat dari para peternak membuat perusahaan inti kesulitan dalam melakukan pemodelan tingkat keberhasilan produksi peternak, hal ini dapat menyulitkan perusahaan inti untuk memilih peternak yang membutuhkan pembinaan. Penerapan metode data mining dengan menggunakan model klasifikasi algoritma Naïve Bayes memiliki potensi untuk memberikan solusi dalam permasalahan ini. Tujuan penelitian ini dilakukan adalah untuk memprediksi seberapa besar tingkat kesuksesan dari produksi ayam broiler pada wilayah Riau dengan memanfaatkan algoritma Naïve Bayes Classifier. Penelitian ini memanfaatkan kumpulan data produksi yang melibatkan 952 peternak ayam broiler di Riau, dengan 3 skenario pembagian rasio data 90:10, 80:20, dan 70:30. Hasil analisis menunjukkan melalui evaluasi confusion matrix paling baik terdapat pada rasio data 90:10 dengan hasil akurasi mencapai 89,58%, presisi mencapai 89,89%, dan recall mencapai 90,16%.

Kata Kunci: Ayam Broiler; Data Mining; Keberhasilan Produksi; Klasifikasi; Naïve Bayes

Abstract—Livestock is becoming one of the important animal protein source providers, along with the fisheries sector, to meet the protein needs of the community at large. One type of livestock business that is popular is the maintenance of broiler chickens because of the potential for meat yield. Today, many breeders run a partnership pattern with large companies where breeders play the role of the main supplier and the company as the core. This step helps maintain the stability of production and income of farmers. The success of farmers in broiler chicken production can be measured by looking at the performance index (IP), if the performance is not good then coaching from the core company is needed. The large amount of data obtained from farmers makes it difficult for core companies to model the success rate of farmer production, this can make it difficult for core companies to choose farmers who need coaching. The application of data mining methods using the Naïve Bayes algorithm classification model has the potential to provide solutions to this problem. The purpose of this study was to predict how much success rate of broiler chicken production in Riau region by utilizing the Naïve Bayes Classifier algorithm. This study utilizes a production data set involving 952 broiler chicken farmers in Riau, with 3 scenarios dividing the data ratio of 90:10, 80:20, and 70:30. The results of the analysis showed that through the evaluation of the confusion matrix, it was best found in a data ratio of 90:10 with accuracy results reaching 89,58%, precision reaching 89,89%, and recall reaching 90,16%.

Keywords: Broiler Chicken; Data Mining; Production Success; Classification; Naïve Bayes

1. PENDAHULUAN

Indonesia adalah sebuah negara yang bergantung pada sektor pertanian sebagai salah satu pilar utama ekonominya. Sektor pertanian ini memberikan andil signifikan terhadap pemasukan negara, termasuk di dalamnya bagian peternakan [1]. Peternakan adalah satu di antara penyedia sumber protein hewani, disamping sektor perikanan, sektor perikanan dapat memenuhi permintaan akan protein hewani untuk masyarakat secara keseluruhan[2]. Ayam broiler menjadi pilihan utama dalam beternak di masyarakat karena memiliki potensi yang besar sebagai penghasil daging yang berkualitas [3].

Selama dekade terakhir, produksi dan stok ayam broiler di dalam negeri telah mengalami kelebihan pasokan secara nasional [4]. Menurut Badan Pusat Statistik Provinsi Riau, total produksi dari daging ayam di Riau pada tahun 2022 mencapai 104 331,48 ton. Angka ini menunjukkan peningkatan signifikan dibandingkan dengan tahun sebelumnya, yang hanya sebesar 90 038,57 ton [5]. Peningkatan produksi ayam broiler akan meningkatkan pendapatan peternak, efisiensi dan keuntungan usaha [6].

Ayam broiler adalah jenis unggas yang memiliki efisiensi tinggi dalam menghasilkan produk berupa daging [7]. Pemeliharaan ayam broiler memiliki periode singkat, dimana biasanya ayam pedaging dipanen pada usia 4-5 minggu dengan berat badan berkisar antara 1,2 hingga 1,9 kg per ekor. Hal ini dilakukan dengan tujuan utama sebagai sumber penyediaan daging [7]. Ayam broiler berpotensi untuk dikembangkan karena memiliki beberapa keunggulan, diantaranya: masa produksi relatif singkat, balik modal dan keuntungan lebih cepat dan peningkatan permintaan masyarakat[1][6].

Ketika peternakan telah mencapai skala yang lebih besar, sering kali muncul berbagai masalah seperti distribusi day old chicks (DOC) dan pasokan pakan yang tidak lancar. Hal ini dapat berdampak pada jadwal dan masa produksi ayam broiler, serta berpotensi meningkatkan biaya produksi yang diperlukan [3][8]. Pemerintah

merespons kendala yang dihadapi oleh para peternak dengan merumuskan kebijakan terkait kemitraan. Kebijakan ini bertujuan untuk membantu meringankan beban peternak melalui kerjasama yang lebih terstruktur antara berbagai pihak dalam industri [1]. Dalam pola kemitraan ayam broiler, peternak berperan sebagai kelompok plasma sementara perusahaan berperan sebagai kelompok utama. Pada skema kemitraan ini, kelompok utama memiliki tanggung jawab untuk memastikan kelancaran distribusi day old chicks (DOC) dan pasokan pakan kepada kelompok plasma. Selain itu, kelompok inti juga berkomitmen untuk mencapai kesepakatan mengenai harga penjualan hasil panen bersama kelompok plasma [3]. Peternak memiliki motivasi untuk terlibat dalam kemitraan karena ketersediaan yang lancar dari saponak yang akan dipelihara. Hal ini mengakibatkan masa produksi yang lebih konsisten serta pendapatannya bisa diandalkan [1].

Untuk mencapai kinerja optimal pada ayam broiler, faktor-faktor yang memiliki pengaruh utama adalah bibit, pakan, serta manajemen atau pengelolaan. Berhasil atau tidaknya produksi ayam broiler tercermin dalam penampilan yang dapat diukur melalui beberapa parameter seperti tingkat kematian, konsumsi pakan, berat badan akhir, rasio konversi pakan (FCR), dan indeks performans (IP) [9][10]. Indeks performans menjadi salah satu penanda penting dalam mengevaluasi hasil pemeliharaan ayam broiler. Semakin tinggi nilai indeks performans (IP) pada ayam broiler, semakin baik prestasinya lalu penggunaan pakan menjadi lebih efisien [11].

Menurut narasumber perusahaan inti PT X, para peternak masih membutuhkan pembinaan dari perusahaan dikarenakan terdapat kelompok peternak yang baru memulai maupun telah berdiri dari lama. Sebagian besar dari perusahaan inti merasa tidak mudah untuk melakukan pemodelan tingkat keberhasilan produksi peternak ayam broiler. Kesulitan dalam menentukan tingkat keberhasilan suatu ayam broiler ini dikarenakan banyaknya data peternak yang bekerjasama dengan perusahaan. Adapun data peternak ini diklasifikasikan dalam tiga jenis atau kategori yang dilihat berdasarkan index performance yakni sangat baik, baik, dan kurang baik. Penentuan tingkat keberhasilan ini bertujuan untuk mempermudah pengambilan atau penentuan keputusan, dengan begitu keputusan yang diambil sesuai dan tepat sasaran dalam memilih peternak yang berhak memperoleh pembinaan atau pelatihan. Suatu tahapan yang bertujuan untuk mengumpulkan informasi penting yang terdapat dalam sekumpulan data tersebut dikenal dengan istilah data mining [12].

Klasifikasi data merupakan salah satu proses yang penting dalam analisis data, di mana data-data tersebut dikelompokkan ke dalam kategori-kategori yang telah ditentukan sebelumnya [13]. Klasifikasi data memiliki beragam aplikasi yang luas, mulai dari analisis teks dan pengklasifikasian. Kemudian dalam klasifikasi tersebut terdapat pula suatu metode yang berdasar pada teorema bayes yang dikenal dengan istilah algoritma Naïve Bayes Classifier. Metode ini memiliki karakteristik yaitu setiap kejadian maupun kondisi yang memiliki independensi dengan asumsi yang dikategorikan dalam kelas sangat kuat [14].

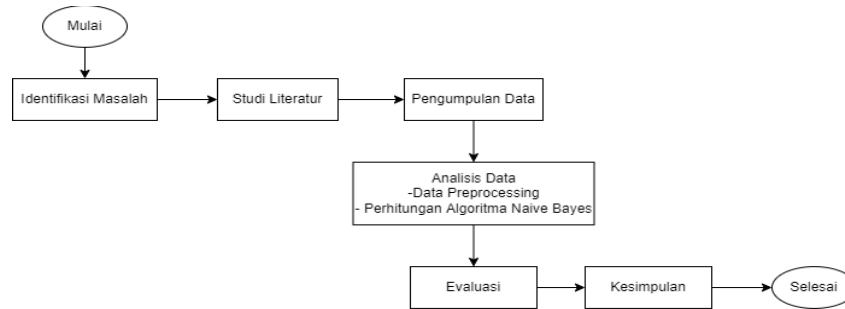
Beberapa penelitian terkait klasifikasi menggunakan Naïve Bayes menunjukkan hasil yang diharapkan. Pada penelitian [15] penerapan Naïve Bayes untuk prediksi hasil produksi ayam broiler mencapai akurasi rata-rata sebesar 96.36%. Kemudian didapatkan pula hasil model yang lebih baik melalui nilai Receiver Operating Curve (ROC) dengan nilai mendekati satu yakni 0,9995. Berdasarkan hasil penelitian [16] menunjukkan bahwa nilai akurasi mencapai 92%, nilai presisi mencapai 100%, nilai recall mencapai 91%. Menurut penelitian diperoleh akurasi 83% dengan presisi 100% dan recall 77% sehingga penelitian penjualan udang menggunakan [17] algoritma Naïve Bayes dapat dilakukan.

Pada tugas akhir [18], dengan menggunakan model Naïve Bayes Classifier didapatkan perkiraan bahwa kasus covid-19 di Pamekasan pada kelas tinggi (lebih atau sama dengan 30 orang) dan memperlihatkan kinerja yang sangat baik melalui model Gaussian Naïve Bayes dengan akurasi model senilai 0,9688, nilai recall sebesar 1,00, nilai presisi sebesar 0,97, dan f-1 score sebesar 0,98. Menurut penelitian [19] perbandingan yang dilakukan antara SVM (Support Vector Machine) dan algoritma Naive Bayes dengan tujuan untuk mengklasifikasikan nilai akurasi tertinggi menggunakan data sejumlah 122 dan 5 variabel didapatkan hasil bahwa tingkat akurasi lebih tinggi pada algoritma Naive Bayes yaitu sebesar 90.90% dibandingkan dengan metode SVM dengan nilai 89.25%. Menurut Penelitian [20] metode algoritma Naive Bayes memiliki nilai keakuratan data untuk menunjukkan tingkat efektivitas dataset yang sedang diolah dapat mencapai angka 94%. Sedangkan pada algoritma C.45 mendapatkan hasil pengukuran akurasi dalam memprediksi kelulusan tepat waktu yaitu sebesar 92,60% +/- 1.60%.

Dari permasalahan tersebut maka penelitian untuk mengklasifikasikan tingkat keberhasilan produksi ayam broiler di Riau akan menggunakan metode algoritma Naïve Bayes. Penelitian ini menggunakan 952 data produksi ayam broiler yang didapat dari perusahaan inti di Riau. Diharapkan penelitian ini dapat membantu perusahaan inti untuk menentukan tingkat keberhasilan produksi peternak ayam broiler. Dengan mengetahui nilai akurasi tingkat keberhasilan produksi peternak, jika ada peternak yang mendapat performa kurang baik dapat dilakukan pembinaan oleh perusahaan inti.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Ada beberapa tahapan pada penelitian ini yang dilakukan untuk mendapatkan hasil yang baik dalam mengklasifikasikan tingkat keberhasilan produksi dari ayam broiler di Provinsi Riau. Tahapan-tahapan tersebut diperlihatkan melalui desain penelitian ini:



Gambar 1. Desain Penelitian

2.1 Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah merupakan tahap awal yang dilakukan dalam penelitian ini, dimana peneliti menguraikan dan mengidentifikasi masalah terkait kasus penelitian sehingga peneliti dapat memahami tentang masalah dalam penelitian yang dilakukan.

2.2 Studi Literatur

Peneliti melakukan serangkaian kegiatan dengan metode pengumpulan data, membaca dan membuat catatan mengenai materi-materi yang berkaitan dengan penelitian. Tujuan dari analisis literatur ini adalah untuk mengemukakan sejumlah teori yang berhubungan dan dapat dijadikan referensi dalam pembahasan hasil dari studi penelitian yang tengah dilaksanakan.

2.3 Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data yang diperlukan oleh peneliti dilaksanakan melalui metode studi pustaka, observasi, dan pelaksanaan wawancara. Dalam kerangka penelitian ini, informasi dikumpulkan melalui proses wawancara dengan narasumber yang berasal dari perusahaan inti di wilayah Riau. Setelah data berhasil dikumpulkan dari perusahaan inti di Riau, informasi yang terdapat dalam data tersebut akan dianalisis sesuai dengan kebutuhan penelitian.

2.4 Analisis Data

2.4.1 Data Preprocessing

Pada tahap ini, data akan diolah dengan melakukan pengelompokan dan proses transformasi data berdasarkan label yang dibutuhkan.

Dalam melakukan klasifikasi data harus diproses dahulu dalam tahap preprocessing. Langkah-langkah yang dilakukan sebagai berikut:

a Seleksi Data

Pada fase ini, dilakukan seleksi dan eliminasi atribut yang relevan bagi proses perhitungan. Dalam hal ini, atribut-atribut yang diacu dapat ditemukan dalam Tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Seleksi Data

Id Peternak
Deplesi/Mortalitas (%)
Rataan Berat Panen (Kg)
FCR
Umur Panen
Indeks Performa

b Transformasi Data

Pada langkah berikutnya, dilakukan transformasi data melalui pemberian kelas tingkat keberhasilan. Pengelompokan data tersebut dilakukan berdasarkan hasil dari interaksi dengan PT X. Hasil transformasi data dapat dilihat dalam Tabel 2 berikut:

Tabel 2. Transformasi Data

No	Indeks Performance	Keterangan
1	>400	Sangat Baik
2	>300	Baik
3	<300	Kurang Baik

Kemudian, transformasi juga dilakukan dengan menerapkan normalisasi data menggunakan Z-Score (Standar Score) Scaling dimana nilai-nilai diubah dengan memiliki rata-rata nol (0) dan deviasi Standar (1). Formula yang digunakan dalam teknik ini sebagai berikut:

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \tag{1}$$

Keterangan :

Z : Nilai yang dinormalisasi

X : Nilai Asli

μ : Rata-rata dari atribut

σ : Deviasi standar dari atribut

c. Pembagian Data

Sebelum proses pengklasifikasian dataset yang sudah diproses akan dibagi menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing. Dataset penelitian yang digunakan berjumlah 952 data, penelitian ini akan menggunakan 3 skenario perbandingan data training dan data testing dengan presentase perbandingan 90:10, 80:20, dan 70:30. Pembagian data ini bertujuan agar kinerja dari proses klasifikasi lebih cepat dan akurat.

2.4.2 Pemodelan Algoritma Naïve Bayes

Setelah melalui tahapan pengumpulan dan preprocessing data. Selanjutnya data akan diproses dengan menggunakan algoritma Naïve bayes Gaussian pada langkah-langkah sebagai berikut:

a. Perhitungan jumlah dan probabilitas

Hitung probabilitas untuk setiap kategori dengan membagi jumlah data yang termasuk dalam kategori tersebut oleh total jumlah data pada kategori tersebut. Dalam konteks data yang bersifat numerik, carilah nilai rata-rata dan deviasi standar dari setiap parameter yang menggambarkan nilai angka pada data tersebut. Di bawah ini tertera formula untuk mengkomputasi nilai mean:

$$\mu = \frac{X = \sum_{i=1}^n X_i}{n} \text{ atau } \mu = \frac{x_1 + x_2 + x_3 \dots + x_n}{n} \tag{2}$$

Keterangan :

μ : rata-rata(mean)

x_i : nilai sample ke -i

n : jumlah sampel

Berikut ini formula untuk perhitungan nilai standar deviasi:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n - 1}} \tag{3}$$

Keterangan :

σ : standar deviasi

x_i : nilai x ke -i

b. Nilai Probabilitas Setiap Kelas

Dengan mengkalkulasi jumlah data yang termasuk dalam kategori yang serupa, langkah selanjutnya adalah melakukan pembagian dengan jumlah data dalam kategori tersebut. Proses ini akan menghasilkan informasi mengenai probabilitas dari setiap fitur pada kelas yang bersangkutan. Berikut ini formula untuk perhitungan nilai probabilitas setiap kelas:

$$P(A|X) = \frac{P(X|A).P(A)}{P(X)} \tag{4}$$

Keterangan :

$P(A|X)$: Probabilitas kelas A (target)

$P(X|A)$: Probabilitas fitur-fitur X_1, X_2, X_3, \dots, X jika data masuk dalam kelas A

$P(A)$: Probabilitas/prior dari kelas A

$P(X)$: Probabilitas dari fitur-fitur X_1, X_2, X_3, \dots, X

c. Nilai Distribusi Gaussian

Untuk menghitung probabilitas pada fitur data testing yang memiliki sifat numerik atau berupa angka, digunakanlah persamaan distribusi Gaussian.

$$P = (X_i=x_i | Y=y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}}} \times e^{-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \tag{5}$$

d. Probabilitas Akhir Setiap Kelas

Dengan menggabungkan semua data nilai distribusi Gaussian yang relevan ke dalam satu kelompok yang seragam, langkah selanjutnya adalah melakukan perhitungan probabilitas akhir untuk masing-masing kelas.

$$P(X|Kelas) = P(V1|Kelas) \times P(V2|Kelas) \times P(V3|Kelas) \times P(V4|Kelas) \tag{6}$$

e. Probabilitas Akhir

Untuk memperoleh probabilitas akhir, dilakukan perhitungan probabilitas akhir untuk setiap kelas dengan menerapkan formula dari klasifikasi Naïve Bayes sebagai berikut:

$$P(\text{Kelas}|X) = P(\text{Kelas}) \cdot P(X) \tag{7}$$

Langkah selanjutnya ketika sudah mendapatkan probabilitas akhir, dilakukan normalisasi dengan membagikan nilai probabilitas satu kategori dengan jumlah nilai semua kategori

$$P(\text{Kelas}) = \frac{P(\text{Kelas}|X)}{P(X|\text{Kelas}) + P(X|\text{Kelas})} \tag{8}$$

2.5 Evaluasi

Dalam penelitian ini, penilaian dilakukan dengan memanfaatkan Confusion Matrix. Tujuan dari penggunaan matriks ini adalah untuk mengukur akurasi, presisi, serta recall dalam mengevaluasi kinerja algoritma Naïve Bayes. Berikut formula yang digunakan untuk melakukan evaluasi Confusion Matrix dalam konteks multi-kelas: Nilai Akurasi:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP}{\text{Jumlah Data}} \tag{9}$$

Nilai Presisi:

$$\text{All Precision} = \frac{\text{Precision A+B+C}}{\text{Jumlah kelas}} \tag{10}$$

Nilai Recall:

$$\text{All Recall} = \frac{\text{Recall A+B+C}}{\text{Jumlah Kelas}} \tag{11}$$

2.6 Kesimpulan

Kesimpulan diperoleh berdasarkan hasil perhitungan menggunakan algoritma Naïve Bayes yang menghasilkan nilai-nilai akurasi, presisi, dan recall.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian dari penerapan algoritma Naïve Bayes untuk melakukan klasifikasi tingkat keberhasilan produksi ayam broiler di Riau sehingga perusahaan inti dapat menentukan tingkat keberhasilan produksi peternak ayam berdasarkan variabel IP. Penelitian ini menggunakan data numerik yang didapatkan dari perusahaan inti yang berada di Riau. Berikut merupakan data produksi peternak yang terdapat pada tabel 3:

Tabel 3. Dataset Produksi Peternak

No	Id Peternak	Populasi	Deplesi(%)	Ayam Dipanen	Rataan Berat Panen(Kg)	Total Pakan	Tonase	FCR	Umur Panen	IP
1	0120-01	6000	1.0	5941	1.6	15800	10713	1.4	28	404
2	0120-02	6000	1.3	5804	1.7	15300	9883	1.5	28	400
3	0120-03	6000	1.3	5956	1.8	16850	11505	1.6	27	411
4	0120-04	6000	1.7	5716	1.6	14750	10225	1.5	27	376
5	0120-05	6000	1.2	5900	2.0	15300	10967	1.8	29	381
6	0120-06	11000	4.3	10619	1.7	22800	14598	1.7	32	294
7	0120-07	6500	3.8	6237	1.6	12000	8174	1.7	31	299
8	0120-08	6330	2.3	6035	1.7	13600	9605	1.5	28	397
9	0120-09	10000	1.3	9300	1.6	21300	12500	1.4	27	419
10	0120-10	3500	1.1	3340	1.7	9400	6814	1.3	30	430
--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
951	1220-69	7000	1.6	6800	1.8	19700	11300	1.7	28	371
952	1220-70	9000	5.1	8540	1.6	22700	13500	1.8	29	294

3.1 Pemrosesan Data

Sebelum melakukan perhitungan dengan algoritma Naïve Bayes. Perlu dilakukan tahapan selection data dan preprocessing data sesuai dengan kebutuhan yang diperlukan dalam penelitian ini. Berikut merupakan data yang telah melalui tahapan selection dan preprocessing ada pada tabel 4.

Tabel 4. Data Selection Produksi

No	Id Peternak	Deplesi	Rataan Berat Panen	FCR	Umur Panen	IP
1	0120-01	1.0	1.6	1.4	28	Sangat Baik
2	0120-02	1.3	1.7	1.5	28	Baik

No	Id Peternak	Depleksi	Rataan Berat Panen	FCR	Umur Panen	IP
3	0120-03	1.3	1.8	1.6	27	Sangat Baik
4	0120-04	1.7	1.6	1.5	27	Baik
5	0120-05	1.2	2.0	1.8	29	Baik
6	0120-06	4.3	1.7	1.7	32	Kurang Baik
7	0120-07	3.8	1.6	1.7	31	Kurang Baik
8	0120-08	2.3	1.7	1.5	28	Baik
9	0120-09	1.3	1.6	1.4	27	Sangat Baik
10	0120-10	1.1	1.7	1.3	30	Sangat Baik
---	---	---	---	---	---	---
---	---	---	---	---	---	---
951	1220-69	1.6	1.8	1.7	28	Baik
952	1220-70	5.1	1.6	1.8	29	Kurang Baik

Untuk menciptakan konsistensi dalam skala dan rentang nilai data diatas. Dilakukan normalisasi menggunakan Standar Score Normalization (Z-Score) yang memungkinkan data memiliki distribusi seperti distribusi normal standar (Distribusi Gauss). Hasil dari normalisasi data ditampilkan pada tabel 5.

Tabel 5. Data Produksi (Normalisasi)

No	Id Peternak	Depleksi	Rataan Berat Panen	FCR	Umur Panen	IP
1	0120-01	-1,3590	-0,8196	-1,0827	-1,0729	Sangat Baik
2	0120-02	-1,1876	-0,1428	-0,4883	-1,0729	Baik
3	0120-03	-1,1876	0,5340	0,1061	-1,9047	Sangat Baik
4	0120-04	-0,9534	-1,0903	-0,4289	-1,9047	Baik
5	0120-05	-1,2504	1,8199	1,1760	-0,2411	Baik
6	0120-06	0,5196	-0,2037	0,8194	2,2542	Kurang Baik
7	0120-07	0,2135	-0,5894	0,6886	1,4224	Kurang Baik
8	0120-08	-0,6393	-0,3458	-0,6666	-1,0729	Baik
9	0120-09	-1,1876	-0,8196	-1,0827	-1,9047	Sangat Baik
10	0120-10	-1,3019	-0,1428	-1,6771	0,5906	Sangat Baik
---	---	---	---	---	---	---
---	---	---	---	---	---	---
951	1220-69	-1,0448	0,2633	0,5222	-1,0729	Baik
952	1220-70	0,9886	-0,9008	1,0571	-0,2411	Kurang Baik

Sebelum melakukan pemodelan klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes, dilakukan pembagian dataset menjadi 2 bagian yaitu data training dan data testing secara acak. Dengan 3 skenario perbandingan 90:10, 80:20, dan 70:30 dari 952 data.

3.2 Model Perhitungan Algoritma Naïve Bayes

3.2.1 Jumlah Label Kelas

Dalam perhitungan kali ini, peneliti menggunakan 952 data dengan perbandingan 80% sebagai set training dan 20% sebagai set testing. Oleh karena itu, diperoleh data training sebanyak 761 data dan data testing sebanyak 191 data. Untuk memudahkan perhitungan, peneliti pertama-tama menghitung jumlah setiap label dengan predikat `Sangat Baik`, `Baik`, dan `Kurang Baik` dari data training yang digunakan. Hasilnya adalah sebagai berikut:

Tabel 6. Jumlah Label Sesuai Predikat

Label	Jumlah
Sangat Baik	272
Baik	271
Kurang Baik	218

3.2.2 Nilai Mean dan Standar Deviasi

Dikarenakan data penelitian bertipe numerik, maka perlu dicari dahulu nilai mean dan standar deviasi setiap variabelnya. Untuk menghitung mean variabel depleksi dengan klasifikasi `Sangat Baik`, dihitung terlebih dulu jumlah label `Sangat Baik` pada data training, didapatkan jumlah ada 272 data dengan perhitungan mean sebagai berikut.

$$\mu(\text{Sangat Baik}) = -1,2447 + -0,6907 + -0,0624 + 0,5259... + -1,1305 / 272$$

$$\mu(\text{Sangat Baik}) = -150,5428/272$$

$$\mu(\text{Sangat Baik}) = -0,5535$$

Dari perhitungan diatas didapat nilai μ untuk variabel deplesi dengan label kelas `Sangat Baik`, dimana perhitungan nilai μ untuk hasil `Baik` dan `Kurang Baik` pada variabel deplesi langkahnya juga sama. Untuk menghitung nilai μ setiap variabel lain dapat dilakukan dengan cara yang sama. Maka didapatkan hasil untuk nilai mean seperti pada tabel berikut.

Tabel 7. Nilai Mean

Label Kelas	Deplesi	Rataan Berat Panen	FCR	Umur Panen
Sangat Baik	-0,5535	0,7637	-0,8573	-0,2931
Baik	0,0348	-0,0987	-0,0814	-0,1184
Kurang Baik	0,6991	-0,8259	1,1668	0,5029

Setelah masing-masing nilai μ pada setiap variabel sudah didapatkan, maka selanjutnya dilakukan pencarian nilai standar deviasi setiap variabel dengan label klasifikasi `Sangat Baik`, `Baik`, dan `Kurang Baik`. Dengan melakukan perhitungan nilai standar deviasi sebagai berikut.

$$\sigma(\text{Sangat Baik}) = \sqrt{\frac{(-1,2447 - (-0,5535))^2 + (0,6907 - (-0,543))^2 + (0,0624 - (-0,543))^2 + (0,5259 - (-0,5535))^2 + \dots + (-1,1305 - (-0,543))^2}{272-1}}$$

$$\sigma(\text{Sangat Baik}) = \sqrt{0,4287}$$

$$\sigma(\text{Sangat Baik}) = 0,6548$$

Perhitungan diatas menggunakan data pada variabel deplesi dengan label kelas `Sangat Baik` dengan mendapatkan nilai σ nya. Untuk Perhitungan label kelas `Baik` dan `Kurang Baik` pada variabel deplesi langkahnya juga sama. Untuk menghitung nilai setiap variabel lain dapat dilakukan dengan cara yang sama. Maka didapatkan hasil untuk nilai standar deviasi seperti pada tabel berikut.

Tabel 8. Nilai Standar Deviasi

Label Kelas	Deplesi	Rataan Berat Panen	FCR	Umur Panen
Sangat Baik	0,6548	0,6429	0,4586	0,9094
Baik	1,1095	0,8850	0,7915	1,0595
Kurang Baik	0,7200	0,6916	0,4456	0,8310

3.2.3 Nilai Probabilitas Fitur Setiap Kelas

Setelah menghitung nilai mean dan standar deviasi untuk fitur data numerik, selanjutnya melakukan perhitungan untuk mengetahui nilai probabilitas setiap kelasnya. Jumlah data training yang digunakan adalah 761 data dengan data `Sangat Baik` ada 272, data `Baik` ada 271 dan data `Kurang Baik` ada 218. Untuk menghitung nilai probabilitas dapat dilakukan sebagai berikut.

$$P(\text{Sangat Baik}) = 272/761$$

$$P(\text{Sangat Baik}) = 0,3574$$

$$P(\text{Baik}) = 271/761$$

$$P(\text{Baik}) = 0,3561$$

$$P(\text{Kurang Baik}) = 218/761$$

$$P(\text{Kurang Baik}) = 0,2865$$

3.2.4 Nilai Distribusi Gaussian

Melakukan perhitungan nilai probabilitas untuk fitur data testing dengan tipe data numerik. Dikarenakan keseluruhan kelas bertipe data numerik maka nilai probabilitas harus dihitung secara keseluruhan. Untuk mengetahui hasil prediksi untuk data testing tersebut dapat dilakukan dengan menghitung nilai Distribusi Gaussian sebagai berikut.

$$P(\text{Deplesi}=0,0690|\text{Sangat Baik}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 0,6548} \times 2,7183^{-\frac{(0,0690 - (-0,5535))^2}{2 \cdot 0,4287}}$$

$$P(\text{Deplesi}=0,0690|\text{Sangat Baik}) = \frac{1}{1,641340194} \times 2,7183^{-0,4519550385}$$

$$P(\text{Deplesi}=0,0690|\text{Sangat Baik}) = \frac{1}{1,641340194} \times 0,6363827818$$

$$P(\text{Deplesi}=0,0690|\text{Sangat Baik}) = 0,3877214389$$

Perhitungan diatas menghasilkan nilai distribusi gaussian untuk variabel deplesi label `Sangat Baik` dengan menginput nilai deplesi pada data testing dengan ke-1, nilai mean dan nilai standar deviasi. Untuk nilai gaussian variabel deplesi kelas `Baik` dan `Kurang Baik` perhitungannya sama. Kemudian untuk menghitung variabel lainnya langkah-langkahnya juga sama. Dari Perhitungan keseluruhan untuk data testing tersebut didapatkan hasil nilai distribusi gaussian data testing ke-1.

Tabel 9. Hasil Distribusi Gaussian

Data Testing Ke-	Deplesi	Rataan Berat Badan	FCR	Umur Panen
1	0,0690	-1,4963	1,2949	-0,2411
Sangat Baik	0,3878	0,0010	0,0000	0,4178
Baik	0,3787	0,1219	0,0989	0,3851
Kurang Baik	0,3207	0,2999	0,5736	0,2932

3.2.5 Probabilitas Akhir Setiap Kelas

Dengan memasukkan semua data nilai distribusi gaussian yang sudah didapatkan ke dalam satu kelas yang sama, seperti berikut ini.

$$P(X | \text{Sangat Baik}) = P(\text{Deplesi} = | \text{Sangat Baik}) \times P(\text{Rataan Berat Panen} = | \text{Sangat Baik}) \times$$

$$P(\text{FCR} = | \text{Sangat Baik}) \times P(\text{Umur Panen} = | \text{Sangat Baik})$$

$$P(X | \text{Sangat Baik}) = 0,3878 \times 0,0010 \times 0,0000 \times 0,4178$$

$$P(X | \text{Sangat Baik}) = 0,0000$$

Dari hasil diatas didapatkan nilai yang merupakan probabilitas akhir untuk kelas dengan label `Sangat Baik`. Untuk mencari probabilitas kelas dengan label `Baik` dan `Kurang Baik` langkahnya sama. Dari perhitungan probabilitas akhir setiap kelas didapatkan nilai sebagai berikut.

$$P(X | \text{Sangat Baik}) = 0,0000$$

$$P(X | \text{Baik}) = 0,0018$$

$$P(X | \text{Kurang Baik}) = 0,0162$$

3.2.6 Probabilitas Akhir

Perhitungan probabilitas akhir dilakukan dengan menghitung nilai probabilitas akhir kelas dengan rumus Naive Bayes Classifier. Perhitungannya sebagai berikut.

$$P(\text{Sangat Baik} | X) = 0,3547 \times 0,0000$$

$$P(\text{Sangat Baik} | X) = 0,000000$$

$$P(\text{Baik} | X) = 0,3561 \times 0,0018$$

$$P(\text{Baik} | X) = 0,0006$$

$$P(\text{Kurang baik} | X) = 0,2865 \times 0,0162$$

$$P(\text{Kurang baik} | X) = 0,0046$$

Langkah selanjutnya melakukan normalisasi untuk mendapat nilai sama dengan 1, sebagai berikut.

$$P(\text{Sangat Baik}) = 0,0000 / (0,0000 + 0,0006 + 0,0046)$$

$$P(\text{Sangat Baik}) = 0,0000$$

$$P(\text{Baik}) = 0,0006 / (0,0000 + 0,0006 + 0,0046)$$

$$P(\text{Baik}) = 0,1153$$

$$P(\text{Kurang Baik}) = 0,0046 / (0,0000 + 0,0006 + 0,0046)$$

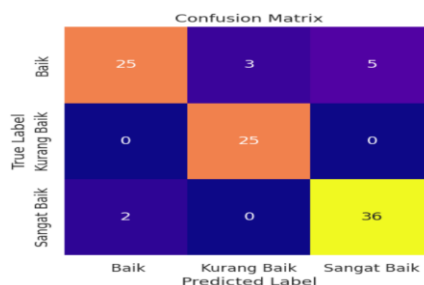
$$P(\text{Kurang Baik}) = 0,8847$$

Didapatkan hasil probabilitas akhir untuk kelas `Sangat Baik`, `Baik` dan `Kurang Baik`. Dapat dilihat dari nilai tersebut angka terbesar terdapat pada kelas `Kurang Baik`, sehingga prediksi pada data testing tersebut hasil yang didapat adalah `Kurang Baik`. Untuk mencari nilai prediksi data testing yang lain dilakukan dengan langkah-langkah yang sama.

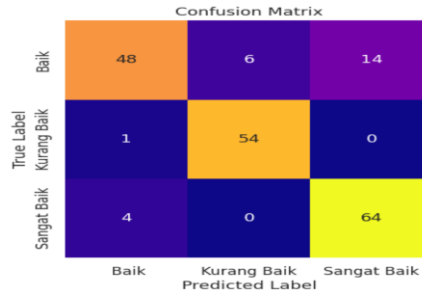
Setelah melakukan perhitungan dengan algoritma Naive Bayes, peneliti melakukan praktik data mining menggunakan Google Colab Python. Praktik ini dilakukan untuk membantu peneliti dalam melakukan perhitungan algoritma Naive Bayes dan membuat model prediksi dari klasifikasi.

3.3 Evaluasi

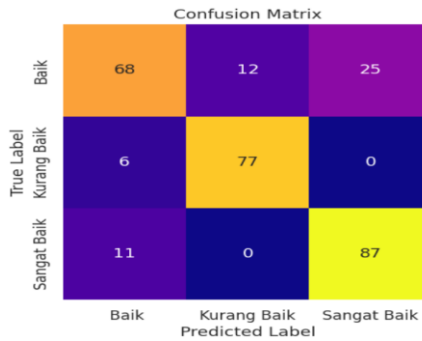
Proses evaluasi dilakukan dengan menggunakan bantuan metode Confusion Matrix untuk mengukur kinerja algoritma berupa nilai akurasi, presisi dan recall. Pada pengujian ini, ada 952 data yang digunakan dengan 3 skenario pembagian data yang berbeda. Hasil evaluasi Confusion Matrix ditunjukkan pada gambar-gambar dibawah ini.



Gambar 2. Confusion Matrix 90:10

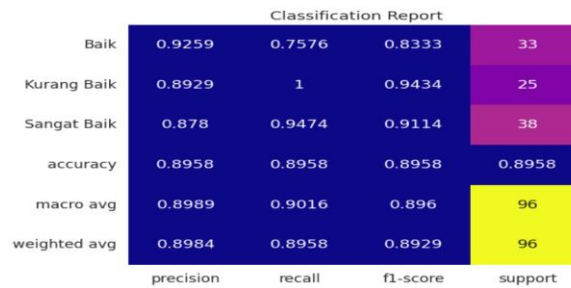


Gambar 3. Confusion Matrix 80:20

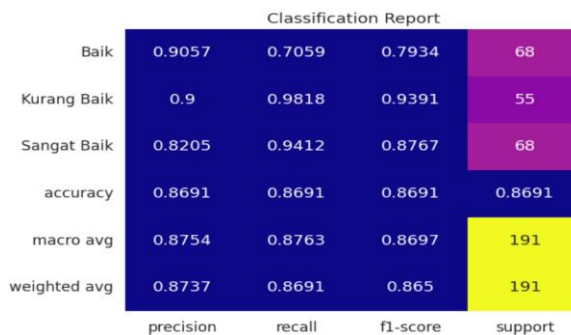


Gambar 4. Confusion Matrix 70:30

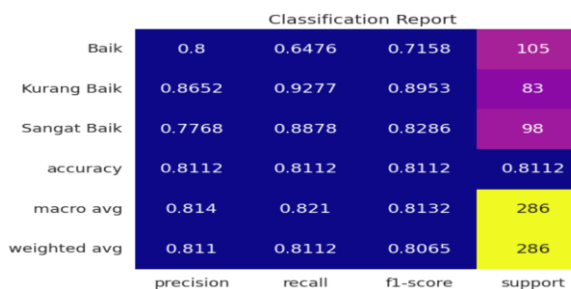
Dari pengujian yang telah dilakukan dengan 3 skenario perbandingan data. Didapatkan hasil laporan klasifikasi yang ditunjukkan pada gambar-gambar dibawah berikut.



Gambar 5. Hasil Perbandingan 90:10



Gambar 6. Hasil Perbandingan 80:20

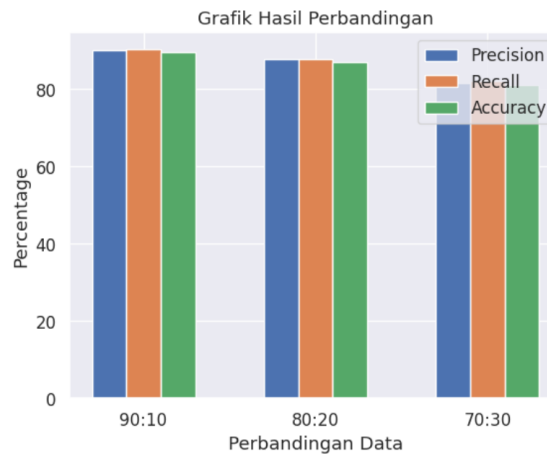


Gambar 7. Hasil Perbandingan 70:30

Dengan menggunakan data training dan data testing dengan pembagian diatas. Dari hasil yang diperoleh maka dapat dikatakan dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes dapat dilakukan klasifikasi untuk mengukur tingkat keberhasilan produksi ayam broiler. Berikut merupakan tabel dan grafik hasil perbandingan dengan 3 skenario pembagian data.

Tabel 8. Tabel Hasil Perbandingan Evaluasi

No.	Data Training	Data Testing	Precision	Recall	Accuracy
1	90%	10%	89,89%	90,16%	89,58%
2	80%	20%	87,54%	87,63	86,91%
3	70%	30%	81,40%	82,10%	81,12%



Gambar 8. Grafik Hasil Perbandingan Data

4. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan dengan penerapan teknik data mining menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk mengklasifikasi tingkat keberhasilan produksi ayam broiler di Riau telah berhasil dilakukan dengan hasil baik. Sumber data yang digunakan diperoleh langsung dari perusahaan inti di Riau, sebanyak 952 dataset yang diperoleh kemudian dilakukan pembagian dengan 3 skenario perbandingan 90:10, 80:20, dan 70:30. Hasil pengujian menggunakan bantuan Google Colab Python diperoleh hasil terbaik dari perbandingan 90:10 dengan nilai akurasi sebesar 89,58%, nilai presisi sebesar 89,89%, dan nilai recall sebesar 90,16%. Ini menunjukkan bahwa model klasifikasi Naïve Bayes yang diterapkan memiliki kinerja yang baik dalam memprediksi tingkat keberhasilan produksi ayam broiler. Hasil ini dapat memiliki dampak positif dalam pemahaman dan pengelolaan produksi ayam broiler di Riau, serta dapat digunakan sebagai dasar untuk pengambilan keputusan yang lebih baik dalam konteks produksi ayam. Untuk penelitian selanjutnya, diharapkan dapat menambah variabel yang mempengaruhi keberhasilan produksi ayam broiler untuk meningkatkan akurasi model jika variabel-variabel tersebut memiliki hubungan yang signifikan dengan variabel target dan menyediakan informasi tambahan yang berguna untuk memprediksi hasil. Namun, penambahan variabel harus dilakukan dengan hati-hati dan dengan pemahaman mendalam tentang data dan masalah yang Anda selesaikan.

REFERENCES

- [1] E. D. Putri, C. Cepriadi, And F. Restuhadi, “Analysis Of Production Efficiency Broiler Chicken Farm On Pattern Partnership Of Contract Farming In Kampar District,” *J. Agribus. Community Empower.*, Vol. 3, No. 1, Pp. 60–70, 2020, Doi: 10.32530/Jace.V3i1.94.
- [2] M. A. Ngaku, E. Marhaenyanto, And A. T. Murti, “Analisis Kelayakan Usaha Ayam Pedaging Pola Kemitraan Dan Pola Mandiri Di Kecamatan Dau Kabupaten Malang (Studi Kasus Di Desa Gang Siranputuk Desa” 2021, [Online]. Available: [Http://Rinjani.Unitri.Ac.Id/Handle/071061/481%0ahttp://Rinjani.Unitri.Ac.Id/Bitstream/Handle/071061/481/Maria Alfonso Ngaku-Pdf.Pdf?Sequence=2&Isallowed=Y](http://Rinjani.Unitri.Ac.Id/Handle/071061/481%0ahttp://Rinjani.Unitri.Ac.Id/Bitstream/Handle/071061/481/Maria%20Alfonso%20Ngaku-Pdf.Pdf?Sequence=2&Isallowed=Y).
- [3] D. Maryani, E. Herawati, T. Kusmayadi, T. Rohayati, And T. Nurhayatin, “Analisis Faktor Pendorong Minat Masyarakat Terhadap Usaha Peternakan Ayam Broiler Dengan Pola Kemitraan Di Kecamatan Karangpawitan Kabupaten Garut,” *Janhus J. Ilmu Peternak. J. Anim. Husb. Sci.*, Vol. 5, No. 1, P. 98, 2020, Doi: 10.52434/Janhus.V5i1.1117.
- [4] J. Jojo, H. Harianto, R. Nurmalina, And D. B. Hakim, “Integrasi Pasar Ayam Broiler Di Sentra Produksi Dan Pasar Indonesia,” *J. Pangan*, Vol. 30, No. 1, Pp. 31–44, 2021, Doi: 10.33964/Jp.V30i1.526.
- [5] Bps, “Produksi Daging Ayam Ras Pedaging Menurut Provinsi (Ton), 2020-2022,” Badan Pusat Statistik, 2022. <https://www.bps.go.id/indikator/24/488/1/produksi-daging-ayam-ras-pedaging-menurut-provinsi.html> (Accessed Nov. 22, 2022).
- [6] Sri Ayu Kurniati And Sisca Vaulina, “Analisis Ekonomi Peternakan Ayam Broiler Di Kota Pekanbaru,” *Din. Pertan.*,

- Vol. 37, No. 3, Pp. 267–272, 2022, Doi: 10.25299/Dp.2021.Vol37(3).8936.
- [7] N. A. Setianto And V. Armelia, “Analisis Ekonomi Peternakan Ayam Broiler Pada Perusahaan Kemitraan Di Kabupaten Kebumen Provinsi Jawa Tengah Economic Analysis Of Broiler Farming Under Company-Farmer Integration Partnership In Kabupaten Kebumen, Central Java Province,” *J. Ilmu Dan Teknol. Peternak. Trop.*, Vol. 9, No. 1, Pp. 287–292, 2022, Doi: 10.33772/Jitro.V9i1.20604.
- [8] A. Amam, “Sebuah Evaluasi Keberhasilan Usaha Ternak Ayam Broiler Sistem Kemitraan Inti Plasma,” *J. Pangan*, Vol. 31, No. 3, 2022, Doi: 10.33964/Jp.V31i3.608.
- [9] C. B. D. P. Mahardika, W. Y. Pello, And M. Pallo, “Performa Usaha Kemitraan Ayam Ras Pedaging,” *Partner*, Vol. 25, No. 1, P. 1270, 2020, Doi: 10.35726/Jp.V25i1.450.
- [10] H. Setiawan, “Indikator Keberhasilan Usaha Peternakan Ayam Broiler,” *Agroindustrie*, 2020. <https://www.agroindustrie.id/2020/03/indikator-keberhasilan-usaha-peternakan.html> (Accessed Nov. 12, 2022).
- [11] P. M. Z. A. J., I. W. Sukanata, And M. Wirapartha, “Analysis Of Production Performance And Financial Viability Of A Broiler Chicken Farming Business In A Closed House System (Case Study At Ud. Pande In Pejeng Village, Tampaksiring Sub-District, Gianyar District),” *Maj. Ilm. Peternak.*, Vol. 24, No. 3, P. 105, 2021, Doi: 10.24843/Mip.2021.V24.I03.P01.
- [12] A. Aziiz, H. Kirono, I. Asror, Y. Firdaus, And A. Wibowo, “Klasifikasi Tingkat Kualitas Udara Dki Jakarta Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *Eproceedings ...*, Vol. 9, No. 3, Pp. 1962–1969, 2022, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/18002%0ahttps://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/18002/17631>.
- [13] P. S. Zakaria, R. Julianto, And R. S. Bernada, “Implementasi Naive Bayes Menggunakan Python Dalam Klasifikasi Data,” *Bul. Ilm. Ilmu Komput. Dan Multimed.*, Vol. 1, No. 1, Pp. 126–131, 2023, [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/biikma/article/view/124>.
- [14] A. Basit, “Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Hasil Panen Padi,” *J. Tek. Inform. Kaputama* 2020, Vol. 4, No. 2, Pp. 208–213, 2020.
- [15] D. Gustian, “Sistem Pakar Sistem Pakar Dengan Algoritma Naive Bayes Untuk Prediksi Hasil Produksi Ayam Broiler Plasma (Studi Kasus : Pt.Sekawan Sinar Surya),” *J. Ris. Sist. Inf. Dan Teknol. Inf.*, Vol. 1, No. 3, Pp. 31–42, 2019, Doi: 10.52005/Jursistekni.V1i3.12.
- [16] H. F. Putro, R. T. Vlandari, And W. L. Y. Saptomo, “Penerapan Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Pelanggan,” *J. Teknol. Inf. Dan Komun.*, Vol. 8, No. 2, 2020, Doi: 10.30646/Tikomsin.V8i2.500.
- [17] A. Aqillah Fadia Haya, Reynaldi Azhar, Muhamad Khandava Mulyadien, And Betha Nurina Sari, “Klasifikasi Minat Beli Pelanggan Terhadap Udang Vaname Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *J. Ilm. Betrik*, Vol. 13, No. 1, Pp. 59–65, 2022, Doi: 10.36050/Betrik.V13i1.452.
- [18] A. Firdaus, M. Walid, And Anwari, “Klasifikasi Kasus Covid-19 Menggunakan Model Naive Bayes Classifier,” *Jati J. Mhs. Tek. Inform.*, Vol. 6, No. 2, Pp. 583–588, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/view/5333/3371>.
- [19] S. Linawati Et Al., “Perbandingan Algoritma Klasifikasi Naive Bayes Dan Svm,” *J. Swabumi*, Vol. 8, No. 1, Pp. 71–75, 2020.
- [20] S. J. S. Tyas, M. Febianah, F. Solikhah, A. L. Kamil, And W. A. Arifin, “Analisis Perbandingan Algoritma Naive Bayes Dan C.45 Dalam Klasifikasi Data Mining Untuk Memprediksi Kelulusan,” *J. Teknol. Inf. Dan Komun.*, Vol. 8, No. 1, Pp. 86–99, 2021, [Online]. Available: <https://jurnal.pib.ac.id/index.php/tematik/article/view/576/365>.