

Algoritma Naïve Bayes Untuk Memprediksi Penjualan Pada Toko VJCakes Pematang Siantar

Naïve Bayes Algorithm For Predicting Sales at the Pematang Siantar VJCakes Store

Juwita¹, M. Safii², Bahrudi Efendi Damanik³
STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Article Info

Genesis Artikel:

Diterima, 30 November 2022

Direvisi, 28 Desember 2022

Disetujui, 25 Januari 2023

Kata Kunci:

Data Mining
Naïve Bayes
Penjualan
Prediksi
Toko VJCakes

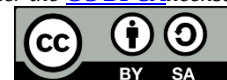
ABSTRAK

Seiring dengan berkembangnya zaman persaingan dalam dunia bisnis dan teknologi semakin berkembang pesat, sehingga para pelaku bisnis berlomba-lomba untuk mengembangkan bisnis mereka dengan memanfaatkan teknologi yang ada untuk mengembangkan usahanya, dan juga agar usaha mereka selalu bertahan dan berkembang dalam pesatnya persaingan bisnis. Penjualan produk cake diharapkan dapat terus meningkatkan keuntungan, salah satunya dengan menyediakan produk sesuai permintaan pasar supaya tidak terjadi kerugian. Selama ini perusahaan sering mengalami kerugian karena tidak mempunyai suatu system yang dapat memprediksi penjualan. Adapun penulisan ini dilakukan untuk mengimplementasikan dan membuktikan bahwa Algoritma Naïve Bayes dapat digunakan untuk memprediksi penjualan cakes di toko VJCakes Pematangsiantar. Data penelitian adalah data penjualan cakes yang terdiri dari 10 jenis cakes dengan berbagai macam ukuran, rasa dan bentuk, yang diperoleh dari Toko VJCakes Pematangsiantar dari Juni 2021 – Maret 2022. Hasil dari perhitungan yang telah dilakukan diketahui bahwa proses perhitungan manual dan dibantu dengan *software Rapid Miner* adalah sama yang artinya perhitungan dapat dikatakan berhasil, dengan menghasilkan tabel probabilitas dari setiap variabel dan tingkat akurasi sebesar 83,44 % terhadap data *testing* yang telah dilakukan, dan dengan diketahui hal tersebut dapat di informasikan kepada pihak VJCakes untuk mengambil keputusan untuk lebih baik kedepan.

ABSTRACT

Along with the development of the era, competition in the world of business and technology is overgrowing, so business people are competing to develop their business by utilizing existing technology to develop their business, and also so that their business always survives in the rapid business competition. Sales of cake products are expected to continue to increase profits, one of which is by providing products according to market demand so that there are no losses. So far, companies often experience losses because they do not have a system that can predict sales. This writing is done to implement and prove that the Naïve Bayes Algorithm can be used to predict sales of cakes at the VJCakes Pematangsiantar store. The research data is cake sales data consisting of 10 types of cakes with various sizes, tastes, and shapes, which were obtained from the VJCakes Pematangsiantar Store from June 2021 – March 2022. The results of the calculations that have been carried out show that the calculation process is manual and assisted with *Rapid software*. Miner is the same, which means that the calculation can be said to be successful by producing a probability table of each variable and an accuracy rate of 83.44% of the testing data that has been carried out, and knowing this can be informed to VJCakes to make better decisions in the future.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Penulis Korespondensi:

Juwita,
Program Studi Sistem Informasi,
STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia
Email: jjuwita966@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Seiring dengan berkembangnya zaman persaingan dalam dunia bisnis dan teknologi semakin berkembang pesat, sehingga para pelaku bisnis berlomba-lomba untuk mengembangkan bisnis mereka dengan memanfaatkan teknologi yang ada untuk mengembangkan usahanya, dan juga agar usaha mereka selalu bertahan dan berkembang dalam pesatnya persaingan bisnis [1]. Untuk memenuhi kebutuhan konsumen, pedagang harus meningkatkan kualitas produk dan menambah variasi produk yang paling disukai dan paling sering dibeli konsumen, perkembangan dunia usaha yang pesat dan system perekonomian ini menyebabkan pelaku usaha mengalami kendala dalam menjual produknya di pasar. Hal ini menyebabkan perusahaan berlomba-lomba dalam meningkatkan kualitas produk serta dapat mengetahui produk apa saja yang paling diminati oleh konsumen.

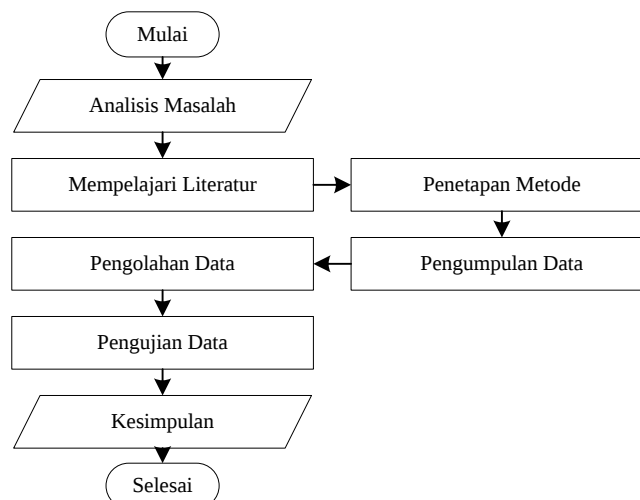
Setiap daerah di Indonesia banyak di jumpai toko-toko yang menjual berbagai macam produk makanan terutama jenis cake. Kota Pematangsiantar banyak terdapat toko cake yang tersebar di berbagai tempat salah satunya adalah toko VJCakes. VJCakes merupakan usaha yang bergerak di bidang industry makanan seperti berbagai bentuk lotus cake, brownies, dessert box, slice cake dan bento cake. Banyaknya toko lain yang bergerak di bidang yang sama, hal tersebut tentu saja menimbulkan persaingan bisnis antar toko penjual cakes. Penjualan produk cakes diharapkan dapat terus meningkatkan keuntungan, salah satunya dengan menyediakan produk sesuai permintaan pasar supaya tidak terjadi kerugian, dan meningkatkan kualitas rasa serta dapat penyesuaian harga terhadap cakes sehingga penjualan akan maksimal. Selama ini toko sering mengalami kerugian karena tidak mempunyai suatu sistem yang dapat memprediksi penjualan, disebabkan cakes yang diproduksi tidak terjual sedangkan cakes yang sedang diminati konsumen malah tidak di produksi.

Banyak cabang ilmu komputer yang dapat memecahkan masalah yang kompleks, sehingga penelitian-penelitian menggunakan teknologi yang ter sistem dan terkomputerisasi sangat penting dilakukan, karena telah mampu memecahkan banyak masalah yang sifatnya statistik, kelompok, rumit dan saling berkaitan [2]–[11]. Baik yang berkaitan dengan Pendukung Keputusan [12]–[20], Kecerdasan Buatan [21]–[30], hingga Data Mining [31]–[40]. Keilmuan terakhir ini lah yang akan diusulkan sebagai solusi dalam mengatasi masalah penelitian ini. Data mining adalah proses analisis yang bertujuan untuk memeriksa data dalam jumlah besar untuk menemukan pengetahuan tersembunyi yang berharga dan konsisten [41]. “Data mining mampu mengolah data dengan jumlah yang besar dan dapat melakukan pencarian data secara otomatis, oleh karena itu data mining memiliki peranan yang sangat penting dalam beberapa bidang kehidupan diantaranya yaitu bidang industri, keuangan, cuaca, ilmu dan teknologi” [42]–[47]. *Naïve Bayes* merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya. Metode *Naïve Bayes* juga dinilai berpotensi baik dalam pengklasifikasian lain dalam hal akurasi dan efisiensi [48]–[50]. Ada beberapa penelitian terdahulu yang berkaitan dengan *Naïve Bayes* dalam menyelesaikan permasalahan. Salah satunya penelitian yang membahas tentang Penerapan data mining untuk memprediksi jumlah produk terlaris menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dengan kesimpulan perhitungan peluang dari masing-masing atribut adalah triwulan 1, triwulan 2, triwulan 3, dan triwulan 4. Keterkaitan suatu barang yang dibeli oleh konsumen bisa dihitung dengan teknik algoritma *Naïve Bayes* classifier. Keakuratan system menggunakan confusion matriks dengan nilai accuracy sebesar 83,3%, precision sebesar 84,2% dan recall sebesar 88,9% [51].

Berdasarkan uraian tersebut, maka dilakukan penelitian untuk membantu pengelola toko VJCakes dalam memberikan kemudahan untuk menyelesaikan masalah pola penjualan di toko dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Rancangan Penelitian



Gambar 1. Rancangan Penelitian

Adapun penjelasan berdasarkan gambar adalah sebagai berikut:

1. Analisis Masalah
Untuk memprediksi penjualan cakes serta dapat mengetahui produk apa saja yang paling diminati oleh konsumen VJCakes Pematangsiantar.
2. Mempelajari Literatur
Penelitian ini harus didasari rujukan yang digunakan untuk mendapatkan rujukan yang digunakan untuk mendapatkan informasi dalam penelitian.
3. Menetapkan Metode
Menetapkan metode untuk memecahkan masalah. Pada penelitian ini metode yang digunakan yaitu *Naïve Bayes*.
4. Mengumpulkan Data
Data yang dikumpulkan oleh peneliti diperoleh dari hasil observasi dan wawancara dengan pemilik Toko.
5. Mengolah Data
Pengolahan data dilakukan dengan menggunakan *Rapid Miner* versi 5.3 Pengolahan data disini menggunakan *Ms. Excel* 2010.
6. Menguji Data
Pengujian data dilakukan dengan menggunakan aplikasi *Rapid Miner* versi 5.3.
7. Kesimpulan
Kesimpulan yang didapatkan dalam menentukan prediksi penjualan ini adalah untuk meminimalisir kerugian pada penjualan dan toko dapat menyiapkan stok Cake sesuai permintaan pasar.

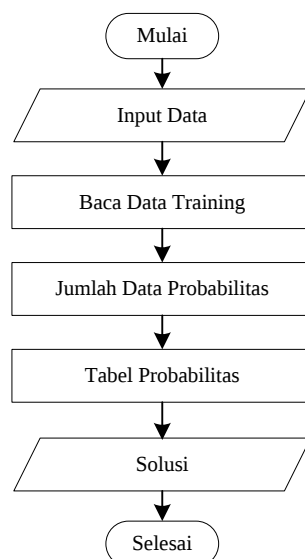
2.2. Pengumpulan Data

Prosedur pengumpulan data merupakan proses yang dilakukan untuk memperoleh informasi yang dibutuhkan dalam rangka mencapai tujuan penelitian.

1. Metode pengumpulan data yang digunakan pada penelitian ini adalah observasi, dan juga peneliti melakukan pengumpulan data dengan mengambil sampel data langsung dari catatan penjualan harian.
2. Sumber data pada peneliti ini diperoleh dari hasil observasi yang dilakukan peneliti di toko VJCakes Pematangsiantar. Kemudian hasil observasi ini di input ke dalam *Microsoft Excel* untuk dilakukan perhitungan sementara.

2.3. Pemodelan *Naïve Bayes*

Metode yang digunakan pada penelitian ini merupakan salah satu metode data mining yaitu *Naïve Bayes*. Algoritma *Naïve Bayes* merupakan metode yang mengklasifikasi suatu data dengan cara efektif dengan mengoptimalkan pengawasan perkiraan dalam probabilitas akurat dengan asumsi penyederhanaan nilai atribut kondisional yang saling bebas jika diberikan nilai output. Berikut langkah-langkah penyelesaian yang dilakukan penulis dalam memprediksi penjualan menggunakan metode *Naïve Bayes*.



Gambar 2. Pemodelan *Naïve Bayes*

Penjelasan:

1. Input Data
Menentukan data yang akan digunakan dalam proses pengklasifikasian dan memprediksi penjualan. Dimana data didapatkan dari Toko VJCakes.
2. Data Training

- Menghitung jumlah Penjualan dari data yang didapatkan.
3. Jumlah Data Probabilitas
Menghitung jumlah penjualan untuk setiap kriteria berdasarkan masing-masing data yang didapatkan.
 4. Tabel Probabilitas
Menghitung perkalian salah satu variabel yang digunakan dalam memprediksi penjualan.
 5. Solusi
Algoritma *Naïve Bayes* untuk memprediksi penjualan cakes agar dapat memproduksi cakes yang laku di pasaran.
 6. Selesai
Memberikan kesimpulan dari data yang telah diklasifikasikan.

3. HASIL DAN ANALISIS

3.1. Pengolahan Data

Data yang digunakan dalam proses perhitungan adalah data kuesioner pada VJCakes Pematangsiantar berjumlah 150 data. Proses perhitungan akan dilakukan menggunakan algoritma klasifikasi *Naïve Bayes*, dengan menghitung probabilitas dari setiap nilai pada variabel yang akan menghasilkan sebuah tabel probabilitas yang akan digunakan untuk memprediksi. Proses perhitungan manual akan di uji menggunakan software open source *Rapid Miner* untuk mengetahui tingkat akurasi dan kebenarannya. Proses perhitungan menggunakan persamaan untuk mencari nilai probabilitas terhadap setiap variabel. Data akan dibagi menjadi 2 yakni data training dan data *testing*. Variabel yang akan digunakan untuk Memprediksi Penjualan Pada Toko VJCakes yaitu :

Tabel 1. Data Training

No	Nama Produk	Ukuran	Rasa	Jenis Produk	Stok Produk	Output
1	A1	Medium	Cokelat	Cake	Normal	Tidak Terjual
2	A2	Medium	Keju	Cake	Normal	Terjual
3	A3	Medium	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual
4	A4	Medium	Stroberi	Cake	Tinggi	Terjual
5	A5	Medium	Original	Cake	Tinggi	Tidak Terjual
6	A6	Large	Cokelat	Cake	Normal	Terjual
7	A7	Large	Keju	Cake	Normal	Terjual
8	A8	Large	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual
9	A9	Large	Stroberi	Cake	Normal	Tidak Terjual
10	A10	Large	Original	Cake	Normal	Terjual
11	A11	Small	Cokelat	Cake	Normal	Terjual
12	A12	Small	Keju	Cake	Tinggi	Tidak Terjual
13	A13	Small	Pandan	Cake	Tinggi	Terjual
14	A14	Small	Stroberi	Cake	Normal	Terjual
15	A15	Small	Original	Cake	Normal	Terjual
16	A16	Large	Cokelat	Cake	rendah	Tidak Terjual
17	A17	Large	Keju	Cake	Tinggi	Terjual
18	A18	Large	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual
19	A19	Large	Stroberi	Cake	Tinggi	Terjual
20	A20	Large	Original	Cake	Tinggi	Terjual
21	A21	Medium	Cokelat	Cake	Tinggi	Tidak Terjual
22	A22	Medium	Keju	Cake	Normal	Terjual
23	A23	Medium	Pandan	Cake	rendah	Tidak Terjual
24	A24	Medium	Stroberi	Cake	Normal	Tidak Terjual
25	A25	Medium	Original	Cake	Tinggi	Terjual
26	A26	Small	Cokelat	Cake	Normal	Tidak Terjual
27	A27	Small	Keju	Cake	Normal	Terjual
28	A28	Small	Pandan	Cake	Tinggi	Terjual
29	A29	Small	Stroberi	Cake	Tinggi	Terjual
30	A30	Small	Original	Cake	Tinggi	Terjual
31	A31	Medium	Cokelat	Makanan Penutup	rendah	Tidak Terjual
32	A32	Medium	Keju	Makanan Penutup	Normal	Tidak Terjual
33	A33	Medium	Pandan	Makanan Penutup	Normal	Terjual
34	A34	Medium	Stroberi	Makanan Penutup	Normal	Terjual
35	A35	Medium	Original	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual
36	A36	Large	Cokelat	Makanan Penutup	Normal	Tidak Terjual
37	A37	Large	Keju	Makanan Penutup	Normal	Terjual
38	A38	Large	Pandan	Makanan Penutup	Normal	Tidak Terjual
39	A39	Large	Stroberi	Makanan Penutup	Normal	Tidak Terjual
40	A40	Large	Original	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual
41	A41	Small	Cokelat	Makanan Penutup	Tinggi	Tidak Terjual
42	A42	Small	Keju	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual
43	A43	Small	Pandan	Makanan Penutup	Normal	Terjual
44	A44	Small	Stroberi	Makanan Penutup	Normal	Terjual
45	A45	Small	Original	Makanan Penutup	Normal	Terjual

No	Nama Produk	Ukuran	Rasa	Jenis Produk	Stok Produk	Output
46	A46	Medium	Cokelat	Cake	Normal	Tidak Terjual
47	A47	Medium	Keju	Cake	Normal	Terjual
48	A48	Medium	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual
49	A49	Medium	Stroberi	Cake	Tinggi	Terjual
50	A50	Medium	Original	Cake	Tinggi	Terjual
51	A51	Large	Cokelat	Cake	Normal	Tidak Terjual
52	A52	Large	Keju	Cake	Normal	Terjual
53	A53	Large	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual
54	A54	Large	Stroberi	Cake	Tinggi	Terjual
55	A55	Large	Original	Cake	Tinggi	Tidak Terjual
56	A56	Small	Cokelat	Cake	Normal	Terjual
57	A57	Small	Keju	Cake	Tinggi	Terjual
58	A58	Small	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual
59	A59	Small	Stroberi	Cake	Normal	Tidak Terjual
60	A60	Small	Original	Cake	Normal	Terjual
61	A61	Large	Cokelat	Cake	Normal	Terjual
62	A62	Large	Keju	Cake	Tinggi	Tidak Terjual
63	A63	Large	Pandan	Cake	Tinggi	Terjual
64	A64	Large	Stroberi	Cake	Normal	Terjual
65	A65	Large	Original	Cake	Normal	Terjual
66	A66	Medium	Cokelat	Cake	Rendah	Tidak Terjual
67	A67	Medium	Keju	Cake	Tinggi	Terjual
68	A68	Medium	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual
69	A69	Medium	Stroberi	Cake	Tinggi	Terjual
70	A70	Medium	Original	Cake	Tinggi	Terjual
71	A71	Small	Cokelat	Cake	Tinggi	Tidak Terjual
72	A72	Small	Keju	Cake	Normal	Terjual
73	A73	Small	Pandan	Cake	Rendah	Tidak Terjual
74	A74	Small	Stroberi	Cake	Normal	Tidak Terjual
75	A75	Small	Original	Cake	Tinggi	Terjual
76	A76	Large	Cokelat	Makanan Penutup	Normal	Tidak Terjual
77	A77	Large	Keju	Makanan Penutup	Normal	Terjual
78	A78	Large	Pandan	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual
79	A79	Large	Stroberi	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual
80	A80	Large	Original	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual
81	A81	Small	Cokelat	Makanan Penutup	Rendah	Tidak Terjual
82	A82	Small	Keju	Makanan Penutup	Normal	Tidak Terjual
83	A83	Small	Pandan	Makanan Penutup	Normal	Terjual
84	A84	Small	Stroberi	Makanan Penutup	Normal	Terjual
85	A85	Small	Original	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual
86	A86	Medium	Cokelat	Makanan Penutup	Normal	Tidak Terjual
87	A87	Medium	Keju	Makanan Penutup	Normal	Terjual
88	A88	Medium	Pandan	Makanan Penutup	Normal	Tidak Terjual
89	A89	Medium	Stroberi	Makanan Penutup	Normal	Tidak Terjual
90	A90	Medium	Original	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual
91	A91	Large	Cokelat	Cake	Tinggi	Tidak Terjual
92	A92	Large	Keju	Cake	Tinggi	Terjual
93	A93	Large	Pandan	Cake	Normal	Terjual
94	A94	Large	Stroberi	Cake	Normal	Terjual
95	A95	Large	Original	Cake	Normal	Terjual
96	A96	Medium	Cokelat	Cake	Normal	Tidak Terjual
97	A97	Medium	Keju	Cake	Normal	Terjual
98	A98	Medium	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual
99	A99	Medium	Stroberi	Cake	Tinggi	Terjual
100	A100	Medium	Original	Cake	Tinggi	Terjual
101	A101	Small	Cokelat	Cake	Normal	Tidak Terjual
102	A102	Small	Keju	Cake	Normal	Terjual
103	A103	Small	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual
104	A104	Small	Stroberi	Cake	Tinggi	Terjual
105	A105	Small	Original	Cake	Tinggi	Tidak Terjual
106	A106	Medium	Cokelat	Cake	Normal	Terjual
107	A107	Medium	Keju	Cake	Normal	Terjual
108	A108	Medium	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual
109	A109	Medium	Stroberi	Cake	Normal	Tidak Terjual
110	A110	Medium	Original	Cake	Normal	Terjual
111	A111	Large	Cokelat	Cake	Normal	Terjual
112	A112	Large	Keju	Cake	Tinggi	Tidak Terjual
113	A113	Large	Pandan	Cake	Tinggi	Terjual
114	A114	Large	Stroberi	Cake	Normal	Terjual
115	A115	Large	Original	Cake	Normal	Terjual
116	A116	Small	Cokelat	Cake	Rendah	Tidak Terjual
117	A117	Small	Keju	Cake	Tinggi	Terjual
118	A118	Small	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual
119	A119	Small	Stroberi	Cake	Tinggi	Terjual

No	Nama Produk	Ukuran	Rasa	Jenis Produk	Stok Produk	Output
120	A120	Small	Original	Cake	Tinggi	Terjual
121	A121	Small	Cokelat	Makanan Penutup	Tinggi	Tidak Terjual
122	A122	Medium	Keju	Makanan Penutup	Normal	Terjual
123	A123	Medium	Pandan	Makanan Penutup	Rendah	Tidak Terjual
124	A124	Medium	Stroberi	Makanan Penutup	Normal	Tidak Terjual
125	A125	Large	Cokelat	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual
126	A126	Small	Cokelat	Makanan Penutup	Normal	Tidak Terjual
127	A127	Small	Keju	Makanan Penutup	Normal	Terjual
128	A128	Small	Pandan	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual
129	A129	Small	Stroberi	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual
130	A130	Large	Cokelat	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual
131	A131	Large	Cokelat	Cake	Rendah	Tidak Terjual
132	A132	Large	Keju	Cake	Normal	Tidak Terjual
133	A133	Large	Pandan	Cake	Normal	Terjual
134	A134	Large	Stroberi	Cake	Normal	Terjual
135	A135	Large	Original	Cake	Tinggi	Terjual
136	A136	Medium	Cokelat	Cake	Normal	Tidak Terjual
137	A137	Medium	Keju	Cake	Normal	Terjual
138	A138	Medium	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual
139	A139	Medium	Stroberi	Cake	Normal	Tidak Terjual
140	A140	Medium	Original	Cake	Tinggi	Terjual
141	A141	Small	Stroberi	Minuman	Tinggi	Tidak Terjual
142	A142	Small	Cokelat	Minuman	Tinggi	Terjual
143	A143	Small	Original	Minuman	Normal	Terjual
144	A144	Small	Keju	Minuman	Normal	Terjual
145	A145	Medium	Stroberi	Minuman	Normal	Terjual
146	A146	Medium	Cokelat	Minuman	Normal	Tidak Terjual
147	A147	Large	Original	Minuman	Normal	Terjual
148	A148	Large	Stroberi	Minuman	Normal	Tidak Terjual
149	A149	Large	Cokelat	Minuman	Tinggi	Terjual
150	A150	Large	Keju	Minuman	Tinggi	Terjual

Untuk menghitung probabilitas Terjual dan Tidak Terjual, rumus yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$P(A) = \frac{n(A)}{n(S)} \quad (1)$$

Keterangan :

P (A) = Probabilitas terjadinya kejadian A

n (A) = Banyaknya kejadian yang dimaksud

n (S) = Jumlah Keseluruhan Data

P (Terjual) = 90/150=0,60

P (Tidak Terjual) = 60/150=0,40

Untuk hasil dari probabilitas data dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 2. Hasil probabilitas Terjual/Tidak Terjual

	Terjual	Tidak Terjual	Terjual	Tidak Terjual
P(Terjual/Tidak Terjual)	90	60	0,60	0,40

Setelah probabilitas dari data telah diketahui, selanjutnya penulis menghitung masing-masing probabilitas dari setiap variabel yang digunakan dalam penelitian ini. Variabel yang digunakan yakni ukuran, rasa, jenis produk, dan stok. Penentuan probabilitas setiap variabel, dengan melakukan perhitungan untuk setiap nilai pada variabel. Sehingga dalam menentukan probabilitas setiap variabel dilakukan dengan menghitung jumlah Terjual dan Tidak Terjual pada nilai di setiap variabel yang digunakan. Sehingga perhitungan probabilitas masing-masing variabel dapat dilihat pada beberapa tabel-tabel berikut.

Tabel 3. Probabilitas Variabel Ukuran

P(U=...) ...	Terjual	Tidak Terjual	Terjual	Tidak Terjual
Large	34	17	0,37778	0,28333
Medium	25	25	0,27778	0,41667
Small	31	18	0,34444	0,30000
Jumlah	90	60	1	1
Total	150			

Pada tabel diatas diketahui bahwa untuk variabel ukuran, nilai (Large| Terjual) adalah 0,37778, nilai (Medium| Terjual) adalah 0,27778, (nilai Small| Terjual) adalah 0,34444, nilai (Large| Tidak Terjual) adalah 0,28333, nilai (Medium| Tidak terjual) adalah 0,41667, dan nilai (Small| Tidak terjual) adalah 0,30000, dan total dari keseluruhan probabilitas adalah 1 untuk setiap kategori terjual dan tidak terjual.

Tabel 4. Probabilitas Variabel Rasa

P(R=↓) ...	Terjual	Tidak Terjual	Terjual	Tidak Terjual
Cokelat	10	23	0,1111	0,38333
Keju	24	6	0,26667	0,10000
Original	25	3	0,27778	0,05000
Pandan	11	17	0,12222	0,28333
Stroberi	20	11	0,22222	0,18333
Jumlah	90	60	1	1
Total	150			

Pada tabel diatas diketahui bahwa untuk variabel rasa, nilai (Cokelat| Terjual) adalah 0,1111, nilai (Keju| Terjual) adalah 0,26667, (nilai Original| Terjual) adalah 0,27778, (nilai Pandan| Terjual) adalah 0,12222, (nilai Stroberi| Terjual) adalah 0,22222, (nilai Cokelat| Tidak Terjual) adalah 0,38333, (nilai Keju| Tidak Terjual) adalah 0,10000, (nilai Original| Tidak Terjual) adalah 0,05000, (nilai Pandan| Tidak Terjual) adalah 0,28333, dan (nilai Stroberi| Tidak Terjual) adalah 0,18333,. Dan total dari keseluruhan probabilitas adalah 1 untuk setiap kategori terjual dan tidak terjual.

Tabel 5. Probabilitas Variabel Jenis Produk

P(J=↓) ...	Terjual	Tidak Terjual	Terjual	Tidak Terjual
Cake	59	41	0,65556	0,68333
Makanan Penutup	24	16	0,26667	0,26667
Minuman	7	3	0,07778	0,05000
Jumlah	90	60	1	1
Total	150			

Pada tabel diatas diketahui bahwa untuk variabel Jenis Produk, nilai (Cake| Terjual) adalah 0,65556, nilai (Makanan Penutup| Terjual) adalah 0,26667, (Minuman| Terjual) adalah 0,07778, (Cake| Tidak Terjual) adalah 0,68333, (Makanan Penutup| Tidak Terjual) adalah 0,26667, (Minuman| Tidak Terjual) adalah 0,07778,. Dan total dari keseluruhan probabilitas adalah 1 untuk setiap kategori terjual dan tidak terjual.

Tabel 6. Probabilitas Stok

P(S=↓) ...	Terjual	Tidak Terjual	Terjual	Tidak Terjual
Normal	47	39	0,52222	0,65000
Rendah	0	9	0	0,15000
Tinggi	43	12	0,47778	0,20000
Jumlah	90	60	1	1
Total	150			

Pada tabel diatas diketahui bahwa untuk variabel Stok, nilai (Normal| Terjual) adalah 0,52222, nilai (Rendah| Terjual) adalah 0, (Tinggi| Terjual) adalah 0,47778, (Normal| Tidak Terjual) adalah 0,65000, (Rendah| Tidak Terjual) adalah 0,15000, (Tinggi| Tidak Terjual) adalah 0,20000, dan total dari keseluruhan probabilitas adalah 1 untuk setiap kategori terjual dan tidak terjual. Setelah masing-masing probabilitas kriteria telah diketahui, langkah selanjutnya adalah menghitung data *testing* untuk menentukan nilai klasifikasi. Berikut adalah data *testing* yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 7. Data Testing

Nama Produk	Size	Rasa	Jenis Produk	Stok Produk	Output	Class Prediction	Terjual	Tidak Terjual
A1	M	Cokelat	Cake	Normal	Tidak Terjual	Tidak Terjual	0,00634	0,02838
A2	M	Keju	Cake	Normal	Terjual	Terjual	0,01522	0,00740
A3	M	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual	Tidak Terjual	0,00697	0,02097
A4	M	Stroberi	Cake	Tinggi	Terjual	Terjual	0,01160	0,00418
A5	M	Original	Cake	Tinggi	Tidak Terjual	Terjual	0,01450	0,00114
A6	L	Cokelat	Cake	Normal	Terjual	Tidak Terjual	0,00862	0,01930
A7	L	Keju	Cake	Normal	Terjual	Terjual	0,02069	0,00503
A8	L	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual	Tidak Terjual	0,00948	0,01426
A9	L	Stroberi	Cake	Normal	Tidak Terjual	Terjual	0,01724	0,00923
A10	L	Original	Cake	Normal	Terjual	Terjual	0,02156	0,00252
A11	S	Cokelat	Cake	Normal	Terjual	Tidak Terjual	0,00786	0,02043
A12	S	Keju	Cake	Tinggi	Tidak Terjual	Terjual	0,01726	0,00164
A13	S	Pandan	Cake	Tinggi	Terjual	Terjual	0,00791	0,00465
A14	S	Stroberi	Cake	Normal	Terjual	Terjual	0,01572	0,00977
A15	S	Original	Cake	Normal	Terjual	Terjual	0,01965	0,00267
A16	L	Cokelat	Cake	Rendah	Tidak Terjual	Tidak Terjual	-	0,00445
A17	L	Keju	Cake	Tinggi	Terjual	Terjual	0,01893	0,00155
A18	L	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual	Tidak Terjual	0,00948	0,01426
A19	L	Stroberi	Cake	Tinggi	Terjual	Terjual	0,01578	0,00284

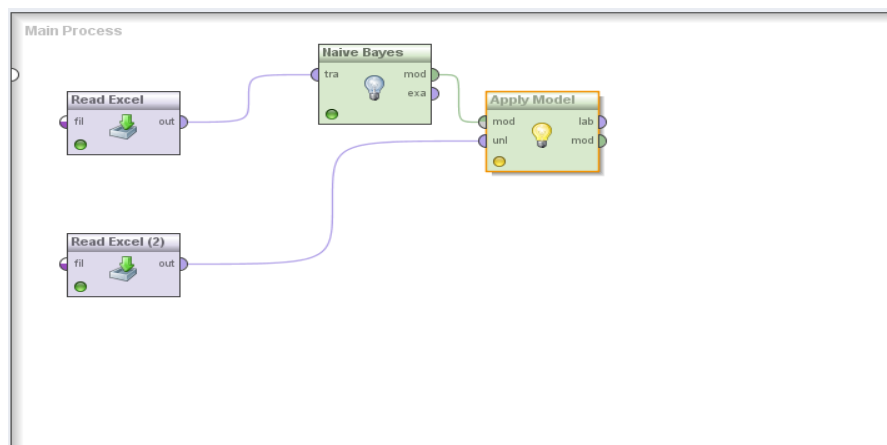
PREDICTION

Nama Produk	Size	Rasa	Jenis Produk	Stok Produk	Output	TIO DIC	Class Prediction	Terjual	Tidak Terjual
A20	L	Original	Cake	Tinggi	Terjual		Terjual	0,01972	0,00077
A21	M	Cokelat	Cake	Tinggi	Tidak Terjual		Tidak Terjual	0,00580	0,00873
A22	M	Keju	Cake	Normal	Terjual		Terjual	0,01522	0,00740
A23	M	Pandan	Cake	Rendah	Tidak Terjual		Tidak Terjual	-	0,00484
A24	M	Stroberi	Cake	Normal	Tidak Terjual		Tidak Terjual	0,01268	0,01357
A25	M	Original	Cake	Tinggi	Terjual		Terjual	0,01450	0,00114
A26	S	Cokelat	Cake	Normal	Tidak Terjual		Tidak Terjual	0,00786	0,02043
A27	S	Keju	Cake	Normal	Terjual		Terjual	0,01887	0,00533
A28	S	Pandan	Cake	Tinggi	Terjual		Terjual	0,00791	0,00465
A29	S	Stroberi	Cake	Tinggi	Terjual		Terjual	0,01438	0,00301
A30	S	Original	Cake	Tinggi	Terjual		Terjual	0,01798	0,00082
A31	M	Keju	Cake	Normal	Terjual		Terjual	0,01522	0,00740
A32	M	Pandan	Cake	Normal	Tidak Terjual		Tidak Terjual	0,00697	0,02097
A33	M	Stroberi	Cake	Normal	Tidak Terjual		Tidak Terjual	0,01268	0,01357
A34	M	Original	Cake	Tinggi	Terjual		Terjual	0,01450	0,00114
A35	S	Stroberi	Minuman	Tinggi	Tidak Terjual		Terjual	0,00171	0,00022
A36	S	Cokelat	Minuman	Tinggi	Terjual		Terjual	0,00085	0,00046
A37	S	Original	Minuman	Normal	Terjual		Terjual	0,00233	0,00020
A38	S	Keju	Minuman	Normal	Terjual		Terjual	0,00224	0,00039
A39	M	Stroberi	Minuman	Normal	Terjual		Terjual	0,00150	0,00099
A40	M	Cokelat	Minuman	Normal	Tidak Terjual		Tidak Terjual	0,00075	0,00208
A41	L	Original	Minuman	Normal	Terjual		Terjual	0,00256	0,00018
A42	L	Stroberi	Minuman	Normal	Tidak Terjual		Terjual	0,00205	0,00068
A43	L	Cokelat	Minuman	Tinggi	Terjual		Terjual	0,00094	0,00043
A44	L	Keju	Minuman	Tinggi	Terjual		Terjual	0,00225	0,00011
A45	L	Cokelat	Makanan Penutup	Tinggi	Terjual		Terjual	0,00321	0,00232

Berdasarkan tabel 7 terlihat bahwa class prediction adalah hasil prediksi dari algoritma *Naïve Bayes* dan output adalah hasil dari data sebenarnya. Terdapat class prediction yang sesuai dengan output dan juga terdapat yang tidak sesuai. Dari keseluruhan data *testing* diperoleh tingkat akurasi sebesar 84 %.

3.2. Hasil Percobaan Rapid Miner

proses pengujian dengan *software Rapid Miner 5.3* terhadap perhitungan manual serta menguji kinerja dari algoritma klasifikasi *Naïve Bayes* terhadap kasus yang diteliti pada penelitian ini.



Gambar 2. Menghubungkan Operator excel *testing* dan *Naïve Bayes* Dengan Apply Model

accuracy: 84.44%			
	true Tidak Terjual	true Terjual	class precision
pred. Tidak Terjual	12	2	85.71%
pred. Terjual	5	26	83.87%
class recall	70.59%	92.86%	

Gambar 3. Nilai Accuracy Performance

Berdasarkan gambar 2 diketahui nilai akurasi adalah 84,44 % dengan jumlah *True Positif* adalah 26 dan *True Negatif* adalah 12 dimana hasil menggunakan *software* dengan proses yang dilakukan dengan perhitungan manual adalah sama, dengan demikian dapat dikatakan proses perhitungan sudah berhasil dilakukan dengan benar.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan perhitungan yang telah dilakukan terhadap prediksi penjualan *Cakes* pada VJCakes Pematang Siantar menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, dapat disimpulkan bahwa Algoritma *data mining* klasifikasi *Naïve Bayes* berhasil diterapkan dalam prediksi penjualan *cakes* pada toko VJCakes Pematangsiantar. Dalam memprediksi menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dapat menghasilkan model tabel-tabel probabilitas yang digunakan dalam hal prediksi, dengan tingkat akurasi adalah 84.44 %. Berdasarkan perhitungan yang telah dilakukan, diketahui bahwa terdapat probabilitas yang tinggi yang dapat mempengaruhi terhadap terjual nya produk yakni untuk variabel Ukuran adalah “*Large*”, untuk variabel rasa adalah “*Original*”, untuk variabel jenis produk adalah “*Cake*” dan Stok adalah “*Normal*”.

REFERENSI

- [1] S. Samsiyah, E. Sulistyawan, M. M. Rachman, and S. P. Utomo, “Strategi Peningkatan Penjualan Melalui Packaging Produk Yang Menarik Pada UMKM Di Desa Banjarsari Kecamatan Cerme Kabupaten Gresik,” *EKOBIS ABDIMAS: Jurnal Pengabdian Masyarakat*, vol. 3, no. 2, pp. 81–88, 2022.
- [2] N. L. W. S. R. Ginantra *et al.*, “Performance One-step secant Training Method for Forecasting Cases,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1933, no. 1, pp. 1–8, 2021.
- [3] A. Wanto *et al.*, “Epoch Analysis and Accuracy 3 ANN Algorithm using Consumer Price Index Data in Indonesia,” in *Proceedings of the 3rd International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology (ICEST)*, 2021, no. 1, pp. 35–41.
- [4] T. Afriliansyah *et al.*, “Implementation of Bayesian Regulation Algorithm for Estimation of Production Index Level Micro and Small Industry,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [5] J. Wahyuni, Y. W. Paranthi, and A. Wanto, “Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk Sumatera Utara,” *Jurnal Infomedia*, vol. 3, no. 1, pp. 18–24, 2018.
- [6] E. Hartato, D. Sitorus, and A. Wanto, “Analisis Jaringan Saraf Tiruan Untuk Prediksi Luas Panen Biofarmaka di Indonesia,” *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 49–56, 2018.
- [7] B. K. Sihotang and A. Wanto, “Analisis Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Tamu Pada Hotel Non Bintang,” *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, vol. 17, no. 4, pp. 333–346, 2018.
- [8] I. S. Purba and A. Wanto, “Prediksi Jumlah Nilai Impor Sumatera Utara Menurut Negara Asal Menggunakan Algoritma Backpropagation,” *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, vol. 17, no. 3, pp. 302–311, 2018.
- [9] R. E. Pranata, S. P. Sinaga, and A. Wanto, “Estimasi Wisatawan Mancanegara Yang Datang ke Sumatera Utara Menggunakan Jaringan Saraf,” *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 97–102, 2018.
- [10] A. Wanto, “Prediksi Produktivitas Jagung Di Indonesia Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation,” *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, vol. 2, no. 1, pp. 53–62, 2019.
- [11] I. S. Purba *et al.*, “Accuracy Level of Backpropagation Algorithm to Predict Livestock Population of Simalungun Regency in Indonesia,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [12] A. Wanto and E. Kurniawan, “Seleksi Penerimaan Asisten Laboratorium Menggunakan Algoritma AHP Pada AMIK-STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar,” *Jurnal Informatika dan Komputer (JIKO)*, vol. 3, no. 1, pp. 11–18, 2018.
- [13] A. Wanto and H. Damanik, “Analisis Penerapan Sistem Pendukung Keputusan Terhadap Seleksi Penerima Beasiswa BBM (Bantuan Belajar Mahasiswa) Pada Perguruan Tinggi Menggunakan Metode Simple Additive Weighting (SAW) (Studi Kasus : AMIK Tunas Bangsa Pematangsiantar),” in *Prosiding Seminar Nasional Rekayasa (SNTR) II*, 2015, no. 2, pp. 323–333.
- [14] M. Widyasuti, A. Wanto, D. Hartama, and E. Purwanto, “Rekomendasi Penjualan Aksesoris Handphone Menggunakan Metode Analytical Hierarchy Process (AHP),” *Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer (KOMIK)*, vol. 1, no. 1, pp. 27–32, 2017.
- [15] R. Watrionthos, W. A. Ritonga, A. Rengganis, A. Wanto, and M. Isa Indrawan, “Implementation of PROMETHEE-GAIA Method for Lecturer Performance Evaluation,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1933, no. 1, p. 012067, 2021.
- [16] S. R. Ningsih, D. Hartama, A. Wanto, I. Parlina, and Solikhun, “Penerapan Sistem Pendukung Keputusan Pada Pemilihan Objek Wisata di Simalungun,” in *Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS)*, 2019, pp. 731–735.
- [17] D. N. Batubara, A. Padillah, Chairunnisa, A. Wanto, and Saifullah, “Penerapan Metode VIKOR Untuk Menentukan Susu Lansia Terbaik,” in *Seminar Nasional Sains dan Teknologi Informasi (SENSASI)*, 2021, pp. 586–591.
- [18] F. Fania, M. Azzahra, D. Hartama, A. Wanto, and A. Rahim, “Rekomendasi Pemilihan Calon Peserta MTQ Terbaik Tahun 2019 dengan Teknik Additive Ratio Assessment (ARAS),” in *Seminar Nasional Sains dan Teknologi Informasi (SENSASI)*, 2021, pp. 608–612.
- [19] A. Wulandari, R. P. Saragih, Maslina Manurung, A. Wanto, and rfan S. Damanik, “Sistem Pendukung Keputusan pada Pemilihan Masker Wajah Facial mask Berdasarkan Konsumen dengan Metode Analytical Hierarchy Process,” in *Seminar Nasional Ilmu Sosial dan Teknologi (SANISTEK)*, 2021, pp. 197–201.
- [20] M. A. Amri, D. Hartama, A. Wanto, Sumarno, and H. S. Tambunan, “Penerapan Metode Fuzzy Mamdani dalam Penentuan Penerima BLT-DD di Mekar Sari Raya,” *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, vol. 4, no. 1, pp. 269–277, 2020.
- [21] Muttaqin *et al.*, *Biometrika: Teknologi Identifikasi*. 2020.
- [22] R. D. Dana, A. R. Dikananda, D. Sudrajat, A. Wanto, and F. Fasya, “Measurement of health service performance through machine learning using clustering techniques,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1360, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [23] Y. Andriani, A. Wanto, and H. Handrizal, “Jaringan Saraf Tiruan dalam Memprediksi Produksi Kelapa Sawit di PT. KRE Menggunakan Algoritma Levenberg Marquardt,” *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, vol. 1, no. September, pp. 249–259, 2019.
- [24] I. C. Saragih, D. Hartama, and A. Wanto, “Prediksi Perkembangan Jumlah Pelanggan Listrik Menurut Pelanggan Area Menggunakan Algoritma Backpropagation,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 2, no. 1, pp. 48–54, 2020.

- [25] A. Wanto, S. D. Rizki, S. Andini, S. Surmayanti, N. L. W. S. R. Ginantra, and H. Aspan, "Combination of Sobel+Prewitt Edge Detection Method with Roberts+Canny on Passion Flower Image Identification," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1933, no. 1, pp. 1–8, 2021.
- [26] M. Syafiq, D. Hartama, I. O. Kirana, I. Gunawan, and A. Wanto, "Prediksi Jumlah Penjualan Produk di PT Ramayana Pematangsiantar Menggunakan Metode JST Backpropagation," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 7, no. 1, p. 175, 2020.
- [27] M. Situmorang, A. Wanto, and Z. M. Nasution, "Architectural Model of Backpropagation ANN for Prediction of Population-Based on Sub-Districts in Pematangsiantar City," *International Journal of Information System & Technology*, vol. 3, no. 1, pp. 98–106, 2019.
- [28] A. Wanto *et al.*, "Forecasting the Export and Import Volume of Crude Oil, Oil Products and Gas Using ANN," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [29] P. Parulian *et al.*, "Analysis of Sequential Order Incremental Methods in Predicting the Number of Victims Affected by Disasters," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [30] A. Wanto *et al.*, "Analysis of Standard Gradient Descent with GD Momentum And Adaptive LR for SPR Prediction," 2018, pp. 1–9.
- [31] N. A. Febriyati, A. D. GS, and A. Wanto, "GRDP Growth Rate Clustering in Surabaya City uses the K- Means Algorithm," *International Journal of Information System & Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 276–283, 2020.
- [32] M. A. Hanafiah and A. Wanto, "Implementation of Data Mining Algorithms for Grouping Poverty Lines by District/City in North Sumatra," *International Journal of Information System & Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 315–322, 2020.
- [33] A. Pradipta, D. Hartama, A. Wanto, S. Saifullah, and J. Jalaluddin, "The Application of Data Mining in Determining Timely Graduation Using the C45 Algorithm," *IJISTECH (International Journal of Information System & Technology)*, vol. 3, no. 1, pp. 31–36, 2019.
- [34] N. Arminarahmah, A. D. GS, G. W. Bhawika, M. P. Dewi, and A. Wanto, "Mapping the Spread of Covid-19 in Asia Using Data Mining X-Means Algorithms," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 1071, no. 1, pp. 1–7, 2021.
- [35] T. H. Sinaga, A. Wanto, I. Gunawan, S. Sumarno, and Z. M. Nasution, "Implementation of Data Mining Using C4.5 Algorithm on Customer Satisfaction in Tirta Lihou PDAM," *Journal of Computer Networks, Architecture, and High-Performance Computing*, vol. 3, no. 1, pp. 9–20, 2021.
- [36] I. I. P. Damanik, S. Solikhun, I. S. Saragih, I. Parlina, D. Suhendro, and A. Wanto, "Algoritma K-Medoids untuk Mengelompokkan Desa yang Memiliki Fasilitas Sekolah di Indonesia," in *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, 2019, vol. 1, no. September, pp. 520–527.
- [37] F. S. Napitupulu, I. S. Damanik, I. S. Saragih, and A. Wanto, "Algoritma K-Means untuk Pengelompokkan Dokumen Akta Kelahiran pada Tiap Kecamatan di Kabupaten Simalungun," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS) Volume*, vol. 2, no. 1, pp. 55–63, 2020.
- [38] S. Sintia, P. Poningsih, I. S. Saragih, A. Wanto, and I. S. Damanik, "Penerapan Algoritma Apriori Dalam Memprediksi Hasil Penjualan Sparepart PC (Studi Kasus : Toko Sentra Computer)," in *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, 2019, vol. 1, pp. 910–917.
- [39] S. F. Damanik, A. Wanto, and I. Gunawan, "Penerapan Algoritma Decision Tree C4.5 untuk Klasifikasi Tingkat Kesejahteraan Keluarga pada Desa Tiga Dolok," *Jurnal Krisnadana Volume*, vol. 1, no. 2, pp. 21–32, 2022.
- [40] H. J. Damanik, E. Irawan, I. S. Damanik, and A. Wanto, "Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor," in *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, 2019, vol. 1, pp. 501–511.
- [41] F. Harahap, N. E. Saragih, E. T. Siregar, and H. Sariangisah, "Fitriana Harahap Penerapan Data Mining Dengan Penerapan Data Mining Dengan Algoritma Naive Bayes Classifier Dalam Memprediksi Pembelian Cat KATA KUNCI Data Mining Purchase of paint Naive Bayes. KORESPONDENSI," 2021.
- [42] T. Imandasari, E. Irawan, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Algoritma Naive Bayes Dalam Klasifikasi Lokasi Pembangunan Sumber Air," *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, vol. 1, 2019.
- [43] M. Jeffri Ternando Jabat, "Penerapan Data Mining Pada Penjualan Produk Retail Menggunakan Metode Clustering," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 3, no. 2, pp. 164–174, 2017.
- [44] A. Prajana, "Aplikasi Data Mining Untuk Perbandingan Manajemen Laba Terhadap Tingkat Resiko Investasi Pada Perusahaan Perbankan Di Indonesia Stock Exchange," *International Journal of Natural Science and Engineering*, vol. 1, no. 1, p. 28, 2017.
- [45] R. Prasetya, "Penerapan Teknik Data Mining Dengan Algoritma Classification Tree Untuk Prediksi Hujan," *Jurnal Widya Climago*, vol. 2, no. 2, pp. 13–23, 2020.
- [46] D. David, "Penerapan Educational Data Mining Untuk Memprediksi Hasil Belajar Siswa SMAK Ora et Labora," *Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 12, no. 2, p. 73, 2019.
- [47] S. Handoko, F. Fauziah, and E. T. E. Handayani, "Implementasi Data Mining Untuk Menentukan Tingkat Penjualan Paket Data Telkomsel Menggunakan Metode K-Means Clustering," *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, vol. 25, no. 1, pp. 76–88, 2020.
- [48] T. Safitri, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Penentuan Calon Penerimaan Beasiswa Pada Sd Negeri 6 Ketapang," *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 06, no. 01, pp. 43–52, 2020.
- [49] D. Alita, I. Sari, and A. Rahman Isnain, "Penerapan Naive Bayes Classifier Untuk Pendukung Keputusan Penerima Beasiswa," *Jurnal Data Mining dan Sistem Informasi (JDMSI)*, vol. 2, no. 1, pp. 17–23, 2021.
- [50] W. Ningsih, B. Budiman, and I. Umami, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Menentukan Calon Penerima Beasiswa Di SMK YPM 14 Sumobito Jombang," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 4, no. 2, pp. 446–454, 2022.
- [51] R. W. Abdullah, D. Hartanti, H. Permatasari, and ..., "Penerapan Data Mining untuk Memprediksi Jumlah Produk Terlaris Menggunakan Algoritma Naive Bayes Studi Kasus (Toko Prapti)," *Jurnal Informatika ...*, vol. 13, no. April, pp. 20–27, 2022.