

Penerapan Data Mining untuk Menentukan Produk Terlaris pada PT Joynare Mitra Teknologi menggunakan Metode Naive Bayes

Dadang Iskandar Mulyana ^{1*}, Ali Muhammad Fadhil ²

^{1*,2} Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

Email: mavhin2012@gmail.com ^{1*}, ali21fadhil@gmail.com ²

Histori Artikel:

Dikirim 20 Januari 2024; *Diterima dalam bentuk revisi* 13 Februari 2024; *Diterima* 15 Maret 2024; *Diterbitkan* 10 Mei 2024. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMIK Indonesia Banda Aceh.

Abstrak

Penelitian menerapkan metode Naive Bayes untuk menentukan produk terlaris pada PT Joynare Mitra Teknologi. Kontribusi penelitian ini adalah memberikan referensi bagi perusahaan lain yang tertarik menggunakan teknik serupa untuk menganalisis data produk mereka. Pengujian dilakukan dengan memproses data menggunakan Microsoft Excel dan RapidMiner, dengan data training dan testing. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode Naive Bayes mampu mengklasifikasikan produk terlaris dengan tingkat akurasi yang tinggi, mencapai 87,00%. Selain itu, presisi yang dihasilkan mencapai 72,41%, dan recall sebesar 80,77%. Produk terlaris dalam penjualan perangkat keras seperti Motherboard, CPU, RAM, Hardisk, SSD, dan Printer dapat diidentifikasi melalui analisis data yang dilakukan. Kesimpulan dari penelitian diketahui bahwa metode Naive Bayes sangat tepat digunakan untuk mengoptimalkan strategi penjualan produk perangkat keras berdasarkan preferensi pelanggan.

Kata Kunci: Penerapan; Data Mining; Produk; Naive Bayes.

Abstract

The research applies the Naive Bayes method to determine the best-selling products at PT Joynare Mitra Teknologi. The contribution of this research is to provide a reference for other companies interested in using similar techniques to analyze their product data. Testing was carried out by processing data using Microsoft Excel and RapidMiner, with training and testing data. The test results show that the Naive Bayes method can classify best-selling products with a high level of accuracy, reaching 87.00%. Apart from that, the resulting precision reached 72.41%, and recall was 80.77%. The best-selling products in hardware sales such as motherboards, CPUs, RAM, hard disks, SSD, and printers can be identified through data analysis. The conclusion from the research is that the Naive Bayes method is very appropriate to use to optimize sales strategies for hardware products based on customer preferences.

Keyword: Application; Data Mining Product; Naive Bayes.

1. Pendahuluan

PT. Joynare Mitra Teknologi adalah perusahaan yang bergerak di bidang teknologi. Kami memberikan solusi pada bidang *network*, penyedia perangkat keras dan perangkat lunak, dan jasa konsultasi IT. Kami hadir sebagai bentuk dari keinginan konsumen dalam mendapatkan jasa di bidang IT yang kredibel, pelayanan yang cepat dan pekerjaan yang bergaransi. PT. Joynare Mitra Teknologi ingin lebih memuaskan hati konsumen dengan meningkatkan kualitas produk-produk yang mereka miliki. Maka dari itu untuk membantu perusahaan ini semakin maju diperlukan sebuah sistem yang akan membantu kemajuan perusahaan dalam memaksimalkan penjualan produk mereka sehingga dapat memuaskan pelanggan. Adapun Produk-Produk Perangkat keras yang didistribusikannya antara lain *Motherboard*, CPU, RAM, Hardisk, SSD dan Printer.

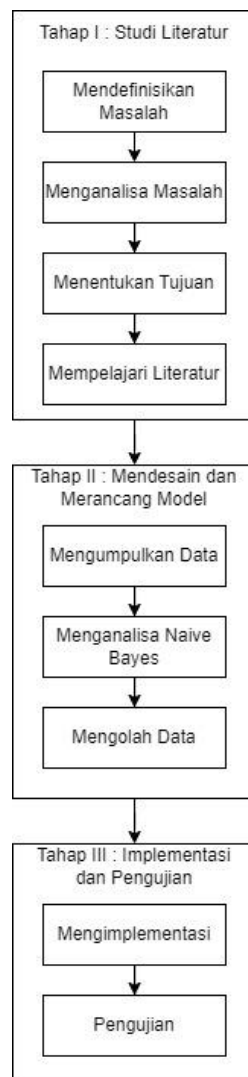
Dalam penelitian ini penulis akan mencoba untuk melakukan suatu eksperimen terhadap data produk Perangkat keras di PT. Joynare Mitra Teknologi dengan menggunakan sebuah metode Naive Bayes untuk melihat hubungan asosiasi (korelasi) antara sejumlah atribut produk. Penelitian ini, diharapkan dapat memberikan hasil yang berkaitan dengan perumusan atau pembuatan strategi penentuan produk terlaris.

Penelitian Terdahulu yang menggunakan algoritma *naive bayes* Sebagai metode analisis data telah menjadi subjek penelitian yang banyak dijelajahi oleh berbagai peneliti di berbagai bidang. Palupi, Endang Sri Pahlevi dan Said Mirza (2020) memprediksi *opportunity* apakah akan membeli atau tidak, dengan tujuan untuk meningkatkan penjualan guna pencapaian target sebagai marketing. Marketing diharapkan menemukan *opportunity* yang baik sehingga bisa menjadi prospek penjualan yang bernilai besar dalam jangka panjang. Ismasari Nawangsih, Junisa Sahar (2022) Hasil dari penelitian atau observasi dengan menggunakan data yang berbeda dengan jumlah data yang sama tetapi memiliki atribut, label dan kelas yang berbeda maka *algoritma naive bayes* memiliki hasil klasifikasi optimal karena tingkat *accuracy*, *precision* dan *recall* memiliki rata-rata diatas 70% sampai 90%, karena data secara umum dapat dikategorikan sebagai data yang baik karena data memiliki jumlah atribut dan kelas yang lengkap dan memiliki informasi setiap atribut, label dan kelas pada data yang digunakan sehingga dapat memberikan informasi dalam meningkatkan kualitas pada tahap pengujian dari *algoritma C.45* memiliki nilai *accuracy* 96.00%, *Precision* 95.00% dan *Recall* 79.17% sedangkan dari *algoritma Naive Bayes* *accuracy* 99.33%, *Precision* 96.00% dan *Recall* 100.00%. Cynthia, Eka Pandu Ismanto dan Edi (2018) Dalam Mengklasifikasi Data Penjualan Kemajuan teknologi dan informasi pada saat ini melahirkan inovasi-inovasi cerdas dalam berbisnis, yang dapat kita sebut kecerdasan bisnis atau *business intelligence*. Kartika, Yuniar Komariah, Kokom Surip, Agus Saputra, Riko Ali, Irfan (2020) Analisa prediksi stok disesuaikan dari data transaksi penjualan, dari data transaksi penjualan dilakukan analisa menggunakan algoritma *naive bayes*. Saufika Sukmawati, Sulastri, Herny Februariyanti, Arief Jananto (2022) Algoritma *Naive Bayes* digunakan untuk mengklasifikasikan[4]. M Riski Qisthiano (2023) Model yang digunakan ini menggunakan algoritma Naïve Bayes yang berfungsi sebagai salah satu model untuk melakukan klasifikasi[5]. Cindy Paramitha Lubis, Rika Rosnelly, Roslina, Zakarias Situmorang, Wanayumini (2020) Metode *Naive Bayes* merupakan metode klasifikasi yang diterapkan pada data mining. Tujuan dibuatnya penelitian ini untuk menentukan tingkat akurasi. Achmad Ridwan1, Annisa Tsani Khoiriyah (2020) Pada Algoritma *Naive Bayes* Untuk Mengatasi Ketidak seimbangan Kelas Dalam Penelitian Beberapa dataset yang memiliki dua kelas atau binominal mengalami ketidakseimbangan kelas yang menyebabkan kurangnya akurasi pada klasifikasi. Ananda Rafly, Rudi Hartono, Mulyawan, Kaslani, Saeful Anwar (2021) Hasil Prilaku Prediksi Introvert dan ternyata True Ekstrovert sebesar 43 Data. Amanda Febriyani, Guntur Kukuh Prayoga, Odi Nurdian (2021) Tahapan penelitian mengacu pada Knowledge Discovery Data yaitu Data, Data Selection, Data Transformation, Model data mining, Intrepretation. Hasil Akurasi akurasi yang didapat yaitu sebesar 84,16 % dengan rincian sebagai berikut Hasil Prediksi Puas dan ternyata True Puas Sebesar 80 Data, Hasil Prediksi Puas dan ternyata True Sangat Puas Sebesar 15 Data, Hasil Prediksi Puas dan ternyata True Cukup Puas Sebesar 0 Data, Hasil Prediksi Sangat Puas dan ternyata True Puas Sebesar 0 Data, Hasil Prediksi Sangat Puas dan ternyata True Sangat Puas Sebesar 0 Data, Hasil Prediksi Sangat Puas

dan ternyata True Cukup Puas Sebesar 0 Data. Handayani, Kartika Latif, Abdul Firdaus, Muhammad Rifqi Hasan, Fuad Nur (2021) Dalam memprediksi layak atau tidaknya masyarakat untuk mendonorkan darahnya dapat dilakukan dengan klasifikasi data mining untuk mengetahui faktor yang paling mempengaruhi prediksi. Studi-studi ini mencerminkan signifikansi dan keluasan penerapan Algoritma Naive bayes dalam berbagai penelitian. Dengan merujuk kepada penelitian - penelitian terdahulu yang telah berhasil menerapkan Algoritma Naive bayes dalam berbagai konteks, Peneliti berharap dapat mengadaptasi metode yang telah terbukti efektif ini ke dalam perusahaan PT Joynare Mitra Teknologi untuk mengatasi tantangan yang dihadapi dalam pengelolaan data transaksi dan penemuan pola pembelian konsumen.

2. Metode Penelitian

Metodologi penelitian merupakan tahap - tahap penelitian sistematis untuk membantu penelitian menjadi terarah dengan baik (Ismasari Nawangsih & Junisa Sahar, 2022). Berikut adalah metodologi penelitian yang dilakukan penulis.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Keterangan:

- 1) Mendefinisikan Masalah ini merupakan tahap pertama dari kerangka kerja, dimana sistem akan dipelajari dan direview untuk mengamati sistem secara lebih mendalam, serta menggali masalah yang muncul pada sistem tersebut. Tahap mendefinisikan masalah merupakan langkah awal dalam menemukan rumusan pertanyaan penelitian.
- 2) Menganalisa Masalah Kemudian masalah yang ditemukan pada tahapan sebelumnya, akan dianalisis. Tahapan ini bertujuan untuk memahami masalah yang telah ditentukan sebelumnya. Tahapan analisa masalah diharapkan membantu peneliti dalam memahami masalah dengan lebih baik.
- 3) Menentukan Tujuan Langkah selanjutnya setelah analisa masalah yaitu menentukan tujuan dari penelitian. Dalam hal ini, tujuan yang menjadi sasaran adalah untuk menyelesaikan permasalahan yang ada.
- 4) Mempelajari Literatur Tahapan ini dilakukan dalam rangka melengkapi kosakata aturan, teori pendukung pemecahan masalah, serta konsep yang digunakan dalam penelitian ini. Tahapan penelitian ini bertujuan untuk mengumpulkan semua data yang dibutuhkan untuk penelitian.

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan pengolahan data menggunakan *microsoft excel*, kemudian diuji dengan tool dibantu *RapidMiner* dengan data training dan data uji yang telah dipersiapkan untuk menentukan klasifikasi Laris dan Tidak Laris pada produk penjualan . Pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode algoritma *Naive Bayes*. Dari hasil yang ada kemudian data dikategorikan dengan variable, atribut kemudian dijadikan data training sebanyak yaitu 102 data dan data uji sebanyak yaitu 100 data, dari proses tersebut kemudian dihitung untuk memperoleh accuracy, precision, dan recall dari algoritma *Naive Bayes* serta klasifikasi produk terlaris berdasarkan nama produk dalam penjualan.

3.1 Pengumpulan Data

Dataset berjumlah 102 data yang dipakai peneliti untuk pemilihan produk terlaris dalam penjualan dijadikan training adalah sebanyak 102 record data, sedangkan data testing sebanyak 100 data.

3.2 Pengolahan Data

Data *Selection* Pada tabel 1 di bawah ini merupakan pemilihan variabel sebelum dilakukan pengolahan data.

Tabel 1. Data Konsumen

Variabel	Keterangan	Indikator	Detail Penggunaan
X1	Hardware	X	-
X2	Nama Produk	V	Digunakan Atribut
X3	Nominal	V	Digunakan Atribut
X4	Harga	V	Digunakan Atribut

3.3 Kelas *Klasifikasi*

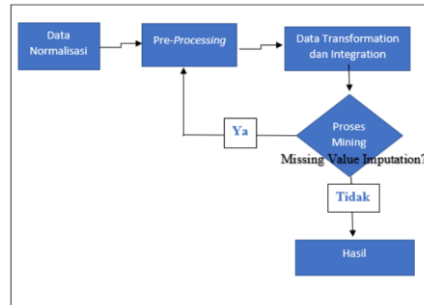
Sampel Kelas Klasifikasi Pada Tabel 2. Penjualan Produk Terlaris 2022 pada PT Joynare Mitra Teknologi dibawah ini

Tabel 2. Kelas Klasifikasi

Nominal	Harga Jual	Peminat	Klasifikasi
Tinggi	Mahal	Banyak	Laris
Sedang	Sedang	Sedikit	Tidak Laris
Rendah	Murah		

3.4 Pre-processing

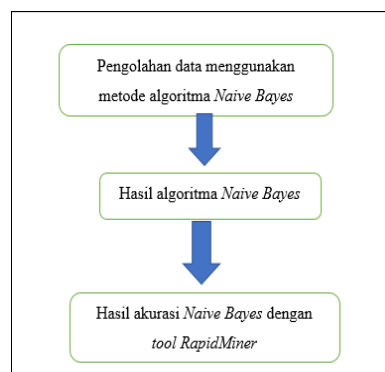
Lakukan preprocessing data seperti mengatasi nilai yang hilang, mengonversi data kategorikal menjadi bentuk yang dapat diolah oleh Naive Bayes Pada gambar 2 merupakan alur pre-processing pengolahan data.



Gambar 2. Pre-processing

3.5 Data Tranformation dan Integration

Pada Gambar 3 di bawah ini merupakan sampel data pada PT Joynare Mitra Teknologi yang diklasifikasi.



Gambar 3. Pre-processing

Row No.	Klasifikasi	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	Nama Produk	Nominal	Harga Jual	Peminat
1	Laris	Laris	0.907	0.093	MTB MSI X570 A PRO	Rendah	Murah	Banyak
2	Laris	Laris	0.907	0.093	MTB MSI X570 A PRO	Rendah	Murah	Banyak
3	Tidak Laris	Tidak Laris	0.000	1.000	CPU Gaming i5 8GB 500GB SSD	Sedang	Sedang	Sedikit
4	Laris	Tidak Laris	0.442	0.558	MTB MSI X570 A PRO	Sedang	Sedang	Banyak
5	Laris	Tidak Laris	0.442	0.558	MTB MSI X570 A PRO	Sedang	Sedang	Banyak
6	Tidak Laris	Tidak Laris	0.006	0.994	MTB Asus H81 M K	Sedang	Sedang	Sedikit
7	Laris	Laris	0.727	0.273	TOSHIBA Hardisk usb 3 0 1TB 2TB	Sedang	Mahal	Banyak
8	Laris	Tidak Laris	0.140	0.860	MTB Asus H81 M K	Tinggi	Mahal	Banyak
9	Tidak Laris	Laris	0.620	0.380	TOSHIBA Hardisk usb 3 0 1TB 2TB	Rendah	Murah	Sedikit
10	Tidak Laris	Tidak Laris	0.073	0.927	MTB Asus H81 M K	Rendah	Murah	Sedikit
98	Laris	Laris	1.000	0.000	Ram Vgen Platinum DDR4 8GB	Rendah	Murah	Banyak
99	Laris	Laris	0.999	0.001	Canon MG2570s	Rendah	Murah	Banyak
100	Laris	Laris	0.593	0.407	Printer Epson L3210	Tinggi	Mahal	Banyak

Gambar 4. Langkah Pengujian Data

Bentuk umum atau persamaan dari teorema Bayes adalah :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)}$$

Keterangan:

X : Sample data yang memiliki kelas(label) yang tidak diketahui

H : Hipotesa bahwa X adalah data kelas(label)

$P(H)$: Peluang dari hipotesa H

$P(X|H)$: Peluang dari data sampel X biladiasumsikan bahwa hipotesa benar

$P(X)$: Peluang dari data sampel yang diamati Perhitungan kriteria, diperlukan persamaan :

$$P(C_i)|X = P(X|C_i)P(C_i)$$

Menghitung $P(C_i)$ yang merupakan probabilitas prior untuk setiap sub kelas C yang akan dihasilkan menggunakan persamaan :

$$P(C_i) = \frac{S_i}{S}$$

Dimana:

S_i : Jumlah data training dari kategori

C_iS : Jumlah total data training.

3.6 Perhitungan Algoritma *Naive Bayes*

Untuk menentukan data yang akan diklasifikasi dengan metode *Naive Bayes* maka langkah yang harus dilakukan adalah membaca data Training. Data yang akan dijadikan sebagai data Training adalah sebanyak 100 data. Tabel 3 merupakan sampel data latih.

Tabel 3. Data Training

No	Nama Produk	Nominal	Harga Jual	Peminat	Klasifikasi
1	MTB MSI X570 A PRO	Rendah	Murah	Banyak	Laris
2	MTB MSI X570 A PRO	Rendah	Murah	Banyak	Laris
3	CPU Gaming I5 8GB 500GB SSD	Sedang	Sedang	Sedikit	Tidak Laris
4	MTB MSI X570 A PRO	Sedang	Sedang	Banyak	Laris
5	MTB MSI X570 A PRO	Sedang	Sedang	Banyak	Laris
...
...
99	Canon MG2570s	Rendah	Murah	Banyak	Laris
100	Printer Epson L3210	Tinggi	Mahal	Banyak	Laris

Tahap awal dalam proses algoritma *Naive Bayes* dengan tujuan untuk menentukan klasifikasi guna menentukan probabilitas dari kelas/label. Probabilitas kelas Co “Laris” dan probabilitas Ci “Tidak Laris”. Perhitungannya yaitu untuk memperoleh hasil klasifikasi Laris dan Tidak Laris dari data training dengan seluruh total dataset.

Diketahui :

Kelas Co “Laris” = 74 Kelas Ci “Tidak Laris” = 26

Ditanya Probabilitas kelas Co “Laris” dan

Probabilitas Ci “Tidak Laris” ?Jawab :

Probabilitas C_o "Laris" adalah :

$$(C) = 74/100 \\ = 0,74$$

Probabilitas C_i "Tidak Laris" adalah :

$$(C) = 26 / 100 = 0,26$$

Pada tabel 2 merupakan tabel probabilitas klasifikasi

Tabel 4. Probabilitas Klasifikasi

P(Laris / Tidak Laris)	Laris	Tidak Laris
	74	26
Total	100	

Berikut merupakan tabel perhitungan posterior data training.

Tabel 5. Probabilitas Nama Produk

Nama Produk	Klasifikasi		Probabilitas	
	Laris	Tidak Laris	Laris	Tidak Laris
Ram Kingston DDR4 8GB	23	0	0,3194	0
Ram Vgen Platinum DDR4 8GB	10	0	0,1388	0
MTB MSI X570 A PRO	5	2	0,0694	0,0769
TOSHIBA Hardisk usb 3 0 1TB 2TB	7	1	0,0972	0,0384
MTB Asus H81 M K	1	6	0,01388	0,2307
Printer Canon MG2570s	5	0	0,0694	0
SSD EVO 250GB	5	1	0,0694	0,0384
SSD EVO 500GB	2	4	0,0277	0,1538
CPU Gaming I5 8GB 500GB SSD	0	3	0	0,1153
Printer Epson L3210	4	0	0,0555	0
SSD VGEN 128	4	0	0,0555	0
MTB RX7 H81 LGA 1150 DDR3	0	2	0	0,0769
Printer HP Deskjet 2776	1	1	0,0138	0,0384
Ram Kingston DDR3 8GB	0	3	0	0,1153
SSD EYOTA 256GB	2	0	0,0277	0
SSD RX7 256GB	0	2	0	0,0769
Canon MG2570s	1	0	0,0138	0
Ram Sandisk DDR4 4GB	0	1	0	0,0384
SSD VGEN 256GBSSD VGEN 256GB	2	0	0,0277	0
Total	72	26	100%	100%

Keterangan Perhitungan posterior data training

- Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (C_o)$ $P(\text{Nama Produk}) = X | (C_o)$
 $P(\text{Nama Produk} = \text{"Ram Kingston DDR4 8GB"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"}) = P(\text{Nama Produk} = 23/72) = 0,3194$ Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (C_i)$ $P(\text{Nama Produk} = \text{"Ram Kingston DDR4 8GB"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"}) = P(\text{Nama Produk} = 0/26) = 0$
- Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (C_o)$ $P(\text{Nama Produk}) = X | (C_o)$
 $P(\text{Nama Produk} = \text{"Ram Vgen Platinum DDR4 8GB"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"}) = P(\text{Nama Produk} = 10/72) = 0,1388$ Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (C_i)$ $P(\text{Nama Produk} = \text{"Ram Vgen Platinum DDR4 8GB"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"}) = P(\text{Nama Produk} = 0/26) = 0$
- Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (C_o)$ $P(\text{Nama Produk}) = X | (C_o)$

- P (Nama Produk = “**MTB MSI X570 A PRO**” Klasifikasi = “Laris”) P (Nama Produk = 5/72) = 0,0694 Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Ci)$ P (Nama Produk = “**MTB MSI X570 A PRO**” Klasifikasi = “Tidak Laris”) P (Nama Produk = 2/26) = 0,0769
- 4) Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Co)$ P (Nama Produk) = $X|(Co)$
P (Nama Produk = “**TOSHIBA Hardisk usb 3 0 1TB 2TB**” Klasifikasi = “Laris”) P (Nama Produk = 7/72) = 0,0972 Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Ci)$ P (Nama Produk = “**TOSHIBA Hardisk usb 3 0 1TB 2TB**” Klasifikasi = “Tidak Laris”) P (Nama Produk = 1/26) = 0,0384
- 5) Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Co)$ P (Nama Produk) = $X|(Co)$
P (Nama Produk = “**MTB Asus H81 M K**” Klasifikasi = “Laris”) P (Nama Produk = 1/72) = 0,01388 Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Ci)$ P (Nama Produk = “**MTB Asus H81 M K**” Klasifikasi = “Tidak Laris”) P (Nama Produk = 6/26) = 0,2307
- 6) Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Co)$ P (Nama Produk) = $X|(Co)$
P (Nama Produk = “**TOSHIBA Hardisk usb 3 0 1TB 2TB**” Klasifikasi = “Laris”) P (Nama Produk = 5/72) = 0,0694 Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Ci)$ P (Nama Produk = “**TOSHIBA Hardisk usb 3 0 1TB 2TB**” Klasifikasi = “Tidak Laris”) P (Nama Produk = 0/26) = 0
- 7) Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Co)$ P (Nama Produk) = $X|(Co)$
P (Nama Produk = “**TOSHIBA Hardisk usb 3 0 1TB 2TB**” Klasifikasi = “Laris”) P (Nama Produk = 5/72) = 0,0694 Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Ci)$ P (Nama Produk = “**TOSHIBA Hardisk usb 3 0 1TB 2TB**” Klasifikasi = “Tidak Laris”) P (Nama Produk = 1/26) = 0,0384
- 8) Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Co)$ P (Nama Produk) = $X|(Co)$
P (Nama Produk = “**MTB Asus H81 M K**” Klasifikasi = “Laris”) P (Nama Produk = 2/72) = 0,0277 Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Ci)$ P (Nama Produk = “**MTB Asus H81 M K**” Klasifikasi = “Tidak Laris”) P (Nama Produk = 4/26) = 0,1538
- 9) Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Co)$ P (Nama Produk) = $X|(Co)$
P (Nama Produk = “**Printer Canon MG2570s**” Klasifikasi = “Laris”) P (Nama Produk = 0/72) = 0 Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Ci)$ P (Nama Produk = “**Printer Canon MG2570s**” Klasifikasi = “Tidak Laris”) P (Nama Produk = 3/26) = 0,1153
- 10) Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Co)$ P (Nama Produk) = $X|(Co)$
P (Nama Produk = “**SSD EVO 250GB**” Klasifikasi = “Laris”) P (Nama Produk = 4/72) = 0,0555 Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Ci)$ P (Nama Produk = “**SSD EVO 250GB**” Klasifikasi = “Tidak Laris”) P (Nama Produk = 0/26) = 0
- 11) Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Co)$ P (Nama Produk) = $X|(Co)$
P (Nama Produk = “**SSD EVO 500GB**” Klasifikasi = “Laris”) P (Nama Produk = 0/72) = 0 Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Ci)$ P (Nama Produk = “**SSD EVO 250GB**” Klasifikasi = “Tidak Laris”) P (Nama Produk = 2/26) = 0,0769
- 12) Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Co)$ P (Nama Produk) = $X|(Co)$
P (Nama Produk = “**CPU Gaming I5 8GB 500GB SSD**” Klasifikasi = “Laris”) P (Nama Produk = 1/72) = 0,0138 Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Ci)$
P (Nama Produk = “**CPU Gaming I5 8GB 500GB SSD**” Klasifikasi = “Tidak Laris”) P (Nama Produk = 1/26) = 0,0138
- 13) Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Co)$ P (Nama Produk) = $X|(Co)$
P (Nama Produk = “**Printer Epson L3210**” Klasifikasi = “Laris”) P (Nama Produk = 0/72) = 0 Menghitung nilai P (Nama Produk) = $X|(Ci)$
P (Nama Produk = “**Printer Epson L3210**” Klasifikasi = “Tidak Laris”) P (Nama Produk = 3/26) = 0,1153

- 14) Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (Co)$ $P(\text{Nama Produk}) = X | (Co)$
 $P(\text{Nama Produk} = \text{"SSD VGEN 128"}) \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"} = 2/72 = 0,0277$
 Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (Ci)$
 $P(\text{Nama Produk} = \text{"SSD VGEN 128"}) \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"} = 0/26 = 0$
- 15) Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (Co)$ $P(\text{Nama Produk}) = X | (Co)$
 $P(\text{Nama Produk} = \text{"MTB RX7 H81 LGA 1150 DDR3"}) \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"} = 0/72 = 0$ Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (Ci)$
 $P(\text{Nama Produk} = \text{"MTB RX7 H81 LGA 1150 DDR3"}) \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"} = 2/26 = 0,0769$
- 16) Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (Co)$ $P(\text{Nama Produk}) = X | (Co)$
 $P(\text{Nama Produk} = \text{"Canon MG2570s"}) \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"} = 1/72 = 0,0138$ Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (Ci)$
 $P(\text{Nama Produk} = \text{"Canon MG2570s"}) \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"} = 0/26 = 0$
- 17) Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (Co)$ $P(\text{Nama Produk}) = X | (Co)$
 $P(\text{Nama Produk} = \text{"Ram Sandisk DDR4 4GB"}) \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"} = 0/72 = 0$ Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (Ci)$
 $P(\text{Nama Produk} = \text{"Ram Sandisk DDR4 4GB"}) \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"} = 1/26 = 0,0384$
- 18) Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (Co)$ $P(\text{Nama Produk}) = X | (Co)$
 $P(\text{Nama Produk} = \text{"SSD VGEN 256 GB"}) \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"} = 2/72 = 0,0277$ Menghitung nilai $P(\text{Nama Produk}) = X | (Ci)$
 $P(\text{Nama Produk} = \text{"SSD VGEN 256 GB"}) \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"} = 0/26 = 0$

Tabel 6. Probabilitas Nominal

Nominal	Klasifikasi		Probabilitas	
	Laris	Tidak Laris	Laris	Tidak Laris
Tinggi	12	6	0,1621	0,1621
Sedang	13	19	0,1756	0,1756
Rendah	49	11	0,6621	0,6621
Total	74	36	100%	100%

Keterangan Menghitung Probabilitas Nominal:

- Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Co)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Tinggi"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 12/74) = 0,1621$ Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Ci)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Tinggi"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 6/36) = 0,1666$
- Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Co)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Sedang"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 13/74) = 0,1756$ Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Ci)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Sedang"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 19/36) = 0,5277$
- Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Co)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Rendah"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 49/74) = 0,6621$ Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Ci)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Rendah"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 11/36) = 0,3055$

Tabel 7. Probabilitas Harga

P(Harga)	Klasifikasi		Probabilitas	
	Laris	Tidak Laris	Laris	Tidak Laris
Mahal	16	8	0,2222	0,3333
Sedang	8	5	0,1111	0,2083
Murah	48	11	0,6666	0,4583
Total	72	24	100%	100%

Keterangan Menghitung Probabilitas Harga:

- 1) Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Co)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Mahal"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 16/72) = 0,2222$ Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Ci)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Tinggi"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 8/24) = 0,3333$
- 2) Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Co)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Sedang"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 8/72) = 0,1111$ Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Ci)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Sedang"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 5/24) = 0,2083$
- 3) Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Co)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Murah"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 48/72) = 0,6666$ Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Ci)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Rendah"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 11/24) = 0,4583$

Tabel 8. Probabilitas Peminat

P(Harga)	Klasifikasi		Probabilitas	
	Laris	Tidak Laris	Laris	Tidak Laris
Banyak	65	6	0,8630	0,2307
Sedikit	8	20	0,1095	0,7692
Total	73	26	100%	100%

Keterangan Menghitung Probabilitas Peminat:

- 1) Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Co)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Banyak"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 65/73) = 0,8630$ Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Ci)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Tinggi"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 6/26) = 0,2307$
- 2) Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Co)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Sedikit"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 8/73) = 0,1095$ Menghitung nilai $P(\text{Nominal}) = X | (Ci)$ $P(\text{Nominal} = \text{"Sedang"} | \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Laris"})$ $P(\text{Nominal} = 20/26) = 0,7692$

3.7 Perhitungan Menggunakan Microsoft Excel

Data testing pada pengujian ini berjumlah 100 data dengan. Pada tabel 8 dibawah ini merupakan tabel data testing.

Tabel 9. Data Testing

NO	Nama Produk	Nominal	Harga Jual	Peminat	Klasifikasi
1	MTB MSI X570 A PRO	Rendah	Murah	Banyak	Laris
2	MTB MSI X570 A PRO	Rendah	Murah	Banyak	Laris
3	TOSHIBA Hardisk usb 3 0 1TB 2TB	Sedang	Sedang	Sedikit	Tidak Laris
4	TOSHIBA Hardisk usb 3 0 1TB 2TB	Sedang	Sedang	Banyak	Laris
5	Ram Kingston DDR4 8GB	Sedang	Sedang	Banyak	Laris
6	CPU Gaming I5 8GB 500GB SSD	Sedang	Sedang	Sedikit	Tidak Laris
7	SSD VGEN 128	Sedang	Mahal	Banyak	Laris

8	SSD VGEN 256	Tinggi	Mahal	Banyak	Tidak Laris
9	Ram Kingston DDR4 8GB	Rendah	Murah	Banyak	Laris
10	Printer Canon MG2570s	Rendah	Murah	Sedikit	Laris
...
...
97	Ram Kingston DDR4 8GB	Rendah	Murah	Banyak	Laris
98	Printer HP Deskjet 2776	Rendah	Murah	Banyak	Laris
99	Ram Kingston DDR4 8GB	Rendah	Murah	Banyak	Laris
100	SSD EVO 250GB	Tinggi	Tinggi	Sedikit	Laris

Keterangan Perhitungan Microsoft Excel Pada Data Sampel Nama Produk Ram Kingston DDR4 8GB di bawah ini :

$$\begin{aligned}
 &= P(\text{Nama Produk} = \text{"Ram Kingston DDR4 8GB"} | \text{Laris} * \text{Nominal} = \text{"Tinggi"} | \text{Laris} * \text{Harga} = \text{"Mahal"} | \text{Laris} * \text{Peminat} = \text{"Banyak"} | \text{Laris}) * P(\text{Klasifikasi} = \text{Banyak} | \text{"Laris"}) = (0,3194 \times 0,1621 \\
 &\times 0,2222 \times 0,8630) \times (0,74) = 0,00734 \\
 &= P(\text{Nama Produk} = \text{"Ram Kingston DDR4 8GB"} | \text{Laris} * \text{Nominal} = \text{"Tinggi"} | \text{Tidak Laris} * \text{Harga} = \text{"Mahal"} | \text{Tidak Laris} * \text{Peminat} = \text{"Banyak"} | \text{Tidak Laris}) * P(\text{Klasifikasi} = \text{Banyak} | \text{"Tidak Laris"}) = (0 \times 0,1666 \times 0,3333 \times 0,2307) \times (0,26) = 0,00333
 \end{aligned}$$

Membandingkan variabel Laris dan TidakLaris Berdasarkan perhitungan akhir dengan mengalikan nilai peluang dari kasus yang diangkat, kita melihat perbandingan hasil variabel Laris dan Tidak Laris dibawah ini :

Diketahui :

Co = Laris

Ci = Tidak Laris

Ditanyakan: Hasil perbandingan $P(X | (Co) * P(Co))$ dan $P(X | (Ci) * P(Ci))$?

Jawab :

$$P(X | (Co) * P(Co)) = P(X | (Ci) * P(Ci)) \quad 0,00734 = 0,00333 \text{ ----- } 0,00734 > 0,00333$$

Jadi data uji $P(X | (Co) * P(Co)) > P(X | (Ci) * P(Ci))$ nilai Laris lebih tinggi nilainya dibandingkan dengan nilai tidak Laris. Sehingga dapat disimpulkan bahwa produk Ram Kingston DDR4 8GB masuk dalam klasifikasi "Laris".

3.8 Pengujian Metode Naive Bayes Menggunakan Rapidminer

Dalam rangkaian proses data mining menggunakan tool RapidMiner data yang digunakan adalah data yang telah di transformasi kedalam format Microsoft Excel. Pengujian ini untuk mengetahui nilai akurasi dan prediksi data. Pengujian dilakukan dengan algoritma Naive Bayes dan data yang digunakan sebanyak 102 data training dan 100 data testing.

1) Import Data Training

Data training ini digunakan untuk latihan membentuk sebuah model classifier untuk prediksi kelas data baru yang belum pernah ada

Import Data - Format your columns.

Format your columns.

☐ Replace errors with missing values ⓘ

	NO integer	Nama Produk polynomial	Nominal polynomial	Harga Jual polynomial	Peminat polynomial	Klasifikasi binomial label
1	1	MTB MSI X570 A PRO	Rendah	Murah	Banyak	Laris
2	2	MTB MSI X570 A PRO	Rendah	Murah	Banyak	Laris
3	3	CPU Gaming i5 8GB 50	Sedang	Sedang	Sedikit	Tidak Laris
4	4	MTB MSI X570 A PRO	Sedang	Sedang	Banyak	Laris
5	5	MTB MSI X570 A PRO	Sedang	Sedang	Banyak	Laris
6	6	MTB Asus H81 M K	Sedang	Sedang	Sedikit	Tidak Laris
7	7	TOSHIBA Hardisk usb 3	Sedang	Mahal	Banyak	Laris
8	8	MTB Asus H81 M K	Tinggi	Mahal	Banyak	Laris
9	9	TOSHIBA Hardisk usb 3	Rendah	Murah	Sedikit	Tidak Laris
10	10	MTB Asus H81 M K	Rendah	Murah	Sedikit	Tidak Laris
11	11	Ram Kingston DDR4 8G	Rendah	Murah	Banyak	Laris
12	12	TOSHIBA Hardisk usb 3	Sedang	Sedang	Banyak	Laris
13	13	MTB Asus H81 M K	Rendah	Mahal	Sedikit	Tidak Laris
14	14	TOSHIBA Hardisk usb 3	Sedang	Mahal	Banyak	Laris
15	15	MTB Asus H81 M K	Rendah	Sedang	Sedikit	Tidak Laris
16	16	Ram Kingston DDR4 8G	Rendah	Murah	Banyak	Laris
17	17	MTB Asus H81 M K	Rendah	Sedang	Sedikit	Tidak Laris
18	18	TOSHIBA Hardisk usb 3	Sedang	Mahal	Banyak	Laris
19	19	MTR Asus H81 M K	Rendah	Murah	Sedikit	Tidak Laris

no problems

Previous Finish Cancel

Gambar 5. Import Data Mining

2) Import Data Testing

Data testing ini digunakan untuk mengukur sejauh mana prediction berhasil melakukan prediksi kualitas produk dengan benar.

Import Data - Format your columns.

Format your columns.

☐ Replace errors with missing values ⓘ

	NO integer	Nama Produk polynomial	Nominal polynomial	Harga Jual polynomial	Peminat polynomial	Klasifikasi binomial label	F polynomial
1	1	MTB MSI X570 A PRO	Rendah	Murah	Banyak	Laris	?
2	2	MTB MSI X570 A PRO	Rendah	Murah	Banyak	Laris	?
3	3	CPU Gaming i5 8GB 50	Sedang	Sedang	Sedikit	Tidak Laris	?
4	4	MTB MSI X570 A PRO	Sedang	Sedang	Banyak	Laris	?
5	5	MTB MSI X570 A PRO	Sedang	Sedang	Banyak	Laris	?
6	6	MTB Asus H81 M K	Sedang	Sedang	Sedikit	Tidak Laris	?
7	7	TOSHIBA Hardisk us...	Sedang	Mahal	Banyak	Laris	?
8	8	MTB Asus H81 M K	Tinggi	Mahal	Banyak	Laris	?
9	9	TOSHIBA Hardisk us...	Rendah	Murah	Sedikit	Tidak Laris	?
10	10	MTB Asus H81 M K	Rendah	Murah	Sedikit	Tidak Laris	?
11	11	Ram Kingston DDR...	Rendah	Murah	Banyak	Laris	?
12	12	TOSHIBA Hardisk us...	Sedang	Sedang	Banyak	Laris	?
13	13	MTB Asus H81 M K	Rendah	Mahal	Sedikit	Tidak Laris	?
14	14	TOSHIBA Hardisk us...	Sedang	Mahal	Banyak	Laris	?
15	15	MTB Asus H81 M K	Rendah	Sedang	Sedikit	Tidak Laris	?
16	16	Ram Kingston DDR...	Rendah	Murah	Banyak	Laris	?
17	17	MTB Asus H81 M K	Rendah	Sedang	Sedikit	Tidak Laris	?
18	18	TOSHIBA Hardisk us...	Sedang	Mahal	Banyak	Laris	?
19	19	MTR Asus H81 M K	Rendah	Murah	Sedikit	Tidak Laris	?

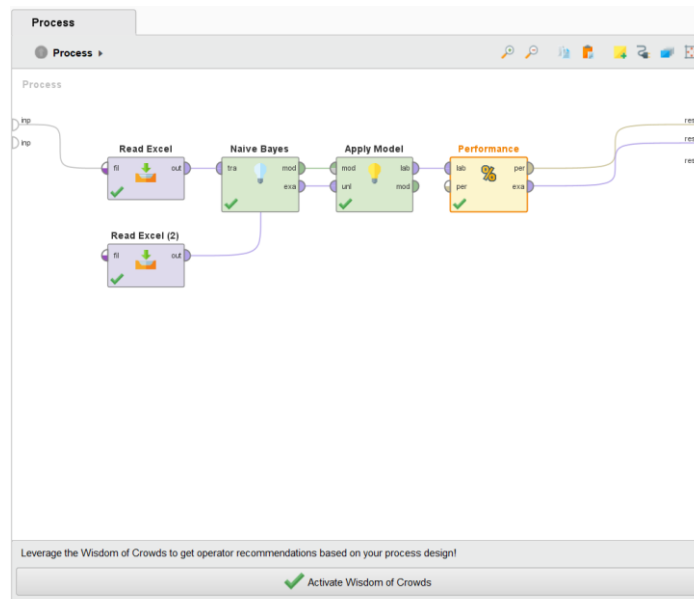
no problems

Previous Finish Cancel

Gambar 6. Import Data Testing

3) Proses Pengujian

Proses klasifikasi pada RapidMiner menggunakan metode Naive Bayes untuk membandingkan data training dan data testing yang sudah diketahui. Gambar 7 merupakan gambar Model Utama Naive Bayes dengan Rapidminer



Gambar 7. Model Utama Naive Bayes pada RapidMiner

4) Hasil Apply Model

Hasil dari apply model dapat dilihat pada tabel nomor 8 data testing yang sudah mendapatkan hasil prediksi “Layak” dengan menggunakan RapidMiner Berikut tabel hasil pengujian data training dengan data testing menggunakan RapidMiner dapat dilihat pada tabel di bawah ini : Berikut tabel hasil pengujian data training dengan data testing menggunakan RapidMiner dapat dilihat pada tabel di bawah ini

Row No.	Klasifikasi	predictionK...	confidence...	confidence...	NO	Nama Produk	Nominal	Harga Jual	Peminat	F
1	Laris	Laris	0.905	0.095	1	MTB MSI X570...	Rendah	Murah	Banyak	?
2	Laris	Laris	0.906	0.094	2	MTB MSI X570...	Rendah	Murah	Banyak	?
3	Tidak Laris	Tidak Laris	0.000	1.000	3	CPU Gaming ...	Sedang	Sedang	Sedikit	?
4	Laris	Laris	0.538	0.462	4	MTB MSI X570...	Sedang	Sedang	Banyak	?
5	Laris	Laris	0.540	0.460	5	MTB MSI X570...	Sedang	Sedang	Banyak	?
6	Tidak Laris	Tidak Laris	0.003	0.997	6	MTB Asus H8...	Sedang	Sedang	Sedikit	?
7	Laris	Laris	0.907	0.193	7	TOSHIBA Har...	Sedang	Mahal	Banyak	?
8	Laris	Tidak Laris	0.124	0.876	8	MTB Asus H8...	Tinggi	Mahal	Banyak	?
9	Tidak Laris	Laris	0.112	0.488	9	TOSHIBA Har...	Rendah	Murah	Sedikit	?
10	Tidak Laris	Tidak Laris	0.025	0.975	10	MTB Asus H8...	Rendah	Murah	Sedikit	?
11	Laris	Laris	1.000	0.000	11	Ram Kingston...	Rendah	Murah	Banyak	?
12	Laris	Laris	0.781	0.219	12	TOSHIBA Har...	Sedang	Sedang	Banyak	?
13	Tidak Laris	Tidak Laris	0.012	0.988	13	MTB Asus H8...	Rendah	Mahal	Sedikit	?
14	Laris	Laris	0.821	0.179	14	TOSHIBA Har...	Sedang	Mahal	Banyak	?
15	Tidak Laris	Tidak Laris	0.010	0.990	15	MTB Asus H8...	Rendah	Sedang	Sedikit	?
16	Laris	Laris	1.000	0.000	16	Ram Kingston...	Rendah	Murah	Banyak	?
17	Tidak Laris	Tidak Laris	0.010	0.990	17	MTB Asus H8...	Rendah	Sedang	Sedikit	?

Gambar 8. Hasil Prediksi pada Rapidminer

PerformanceVector

PerformanceVector:

accuracy: 87.00%

ConfusionMatrix:

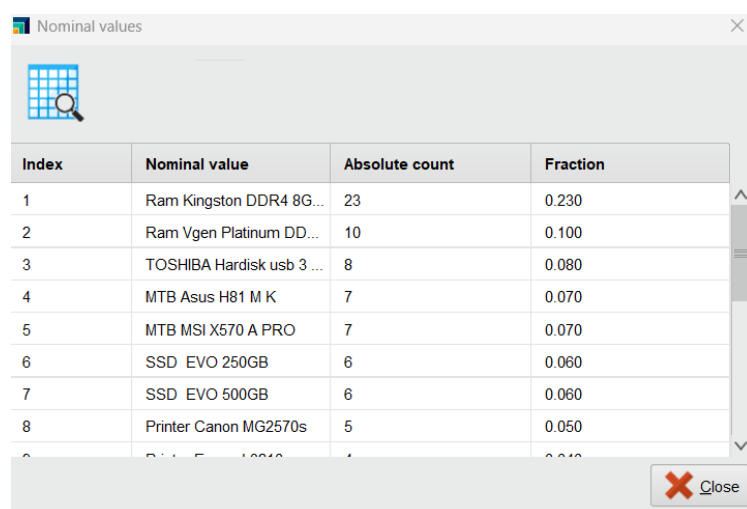
True: Laris Tidak Laris

Laris: 66 5

Tidak Laris: 8 21

Gambar 9. Performanvector Naive Bayes pada RapidMiner

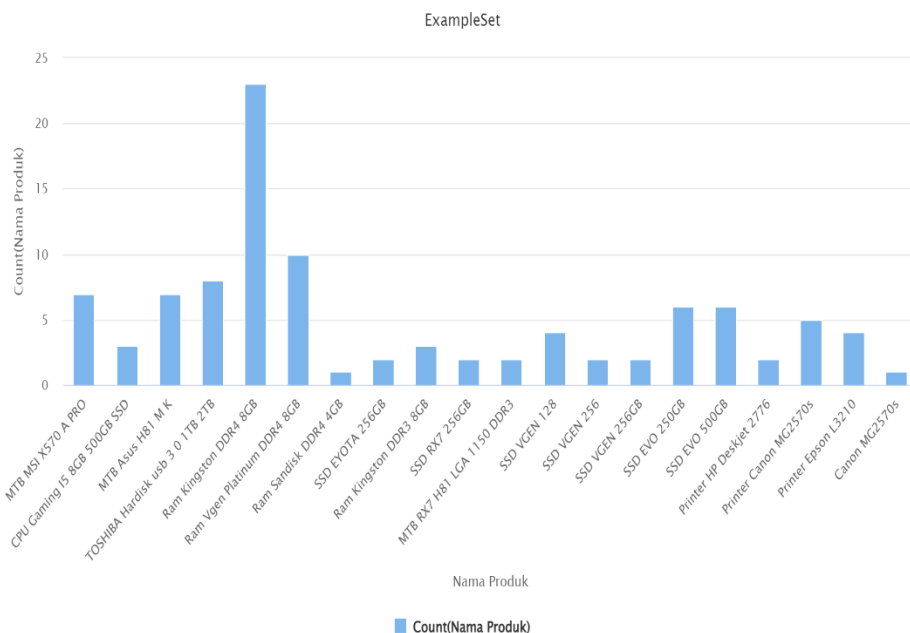
Keterangan Pada gambar 10 merupakan PerformanceVerctor menggunakan metode algoritma Naive Bayes pada RapidMiner.



Index	Nominal value	Absolute count	Fraction
1	Ram Kingston DDR4 8G...	23	0.230
2	Ram Vgen Platinum DD...	10	0.100
3	TOSHIBA Hardisk usb 3 ...	8	0.080
4	MTB Asus H81 M K	7	0.070
5	MTB MSI X570 A PRO	7	0.070
6	SSD EVO 250GB	6	0.060
7	SSD EVO 500GB	6	0.060
8	Printer Canon MG2570s	5	0.050
9	Printer Epson L360	4	0.040

Gambar 10. Grafik Produk TerlarisBerdasarkan Nama Produk

Pengujian dengan metode algoritma NaiveBayes menggunakan RapidMiner menghasilkan produk penjualan pulsa terlaris berdasarkan nama produk yang ada pada PT. Joynare Mitra Teknologi adalah produk Ram Kingston DDR4 8GB. Gambar 11 merupakan grafik produk terlaris berdasarkan nama produk.



Gambar 11. Grafik Produk Terlaris Berdasarkan Nama Produk

Pada gambar 12 dibawah ini dijelaskan tentang tabel jumlah hasil penjualan pulsa menurut nama produk yang ada pada PT. Joynare Mitra Teknologi. Hasil Produk terlaris yaitu Pulsa Ram Kingston DDR4 8GB l dengan jumlah 23 data.

accuracy: 87.00%

	true Laris	true Tidak Laris	class precision
pred. Laris	66	5	92.96%
pred. Tidak Laris	8	21	72.41%
class recall	89.19%	80.77%	

Gambar 12. Hasil Accuracy Algoritma Naive Bayes pada RapidMiner

Untuk mendapatkan nilai accuracy tingkat kedekatan hasil prediksi dengan hasil fakta, precision tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem, dan recall tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi. Pada gambar 12 menjelaskan tentang hasil perhitungan accuracy dari algoritma Naive Bayes dilakukan dengan cara menjumlahkan TP + TN dibagi jumlah total data testing yang diuji.

4. Kesimpulan

Hasil pembahasan yang telah diuraikan oleh peneliti tentang penerapan Algoritma Naive Bayes untuk menentukan klasifikasi produk terlaris pada penjualan Motherboard, CPU, RAM, Hardisk, SSD dan Printer, maka peneliti dapat mengambil kesimpulan yaitu sebagai berikut : Berdasarkan hasil perhitungan yang telah dilakukan oleh peneliti dengan perhitungan menggunakan Algoritma Naive Bayes yang dihitung secara manual, Microsoft Excel, dan tool RapidMiner menghasilkan data yang sama sehingga data mining algoritma metode Naive Bayes sangat tepat digunakan untuk menghitung klasifikasi data penjualan pulsa karena menghasilkan data yang akurat. Berdasarkan hasil perhitungan

menggunakan metode Naive Bayes produk terlaris dalam penjualan pulsa adalah Motherboard, CPU, RAM, Hardisk, SSD dan Printer. Berdasarkan hasil perhitungan Metode Naive Bayes menggunakan RapidMiner nilai accuracy: 87.00%, Precision : 72,41%, dan Recall : 80,77%.

5. Ucapan Terima Kasih

Peneliti mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya atas bimbingan, dukungan, dan dedikasi Bapak Dadang Iskandar Mulyana dalam membantu pembuatan jurnal ini. Tanpa panduan dan dorongan yang berharga dari Anda, pencapaian ini tidak akan mungkin terwujud. Saya sangat berterima kasih atas waktu dan pengetahuan yang Anda luangkan untuk membimbing saya dalam menyusun jurnal ini. Dalam setiap pertemuan dan diskusi, Bapak telah memberikan wawasan yang berharga, saran yang berharga, dan arahan yang tepat. Bimbingan Bapak telah memainkan peran penting dalam membantu saya memahami proses penelitian, mengembangkan metodologi yang tepat, dan menganalisis data dengan benar. Selain itu, terima kasih juga karena telah memberikan koreksi dan umpan balik konstruktif dalam setiap tahap penulisan jurnal. Pengamatan dan penilaian Bapak yang mendalam telah membantu saya untuk meningkatkan kualitas tulisan dan memperbaiki kelemahan yang ada. Saya sangat menghargai kesabaran dan ketelitian yang Anda tunjukkan dalam membimbing saya menuju hasil akhir yang memuaskan. Lebih dari sekadar menjadi pembimbing, Bapak juga menjadi inspirasi bagi saya. Kepedulian dan semangat Bapak terhadap penelitian dan pengembangan ilmu pengetahuan telah mendorong saya untuk terus belajar dan berkembang. Saya merasa sangat beruntung dan bersyukur dapat belajar dari Bapak, seorang akademisi yang berkompeten dan berdedikasi. Terima kasih karena telah memberikan kesempatan kepada saya untuk terlibat dalam penelitian ini dan memperluas pengetahuan serta wawasan saya. Saya meyakini bahwa karya tulis ini tidak hanya akan memberikan manfaat bagi saya secara pribadi, tetapi juga akan memberikan kontribusi yang berarti dalam perkembangan bidang ilmu yang kita geluti. Sekali lagi, terima kasih yang tak terhingga atas semua bimbingan, dorongan, dan kepercayaan yang Bapak berikan kepada saya. Saya sangat beruntung dan bangga dapat belajar di bawah arahan Bapak. Semoga keberhasilan ini menjadi bukti nyata dari dedikasi dan komitmen Bapak dalam membentuk generasi muda yang berkualitas dan berkontribusi positif dalam dunia akademik.

6. Daftar Pustaka

- Febriyani, A., Prayoga, G. K., & Nurdiawan, O. (2021). Index Kepuasan Pelanggan Informa dengan Menggunakan Algoritma C. 45. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 8(6), 330-335. DOI: <https://doi.org/10.30865/jurikom.v8i6.3686>.
- Handayani, K., Lisnawanty, L., Latif, A., Firdaus, M. R., & Hasan, F. N. (2021). Komparasi Algoritma C4. 5 dan Naïve Bayes dalam Penentuan Status Kelayakan Donor Darah. *SISTEMASI*, 10(3), 676-687. DOI: <https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i3.1440>.
- Lubis, C. P., Rosnelly, R., Roslina, R., Situmorang, Z., & Wanayumini, W. (2021). Penerapan Metode Naïve Bayes dan C4. 5 Pada Penerimaan Pegawai di Universitas Potensi Utama. *CSRID (Computer Science Research and Its Development Journal)*, 12(1), 51-63. DOI: 10.22303/csr.12.1.2020.51-63.

- Nawangsih, I., & Sahar, J. (2022). Penerapan Data Mining Untuk Analisa Kualitas Produk Welding Dengan Algoritma Naïve Bayes Dan C4. 5 Pada PT. Karya Bahana Unigam. *Jurnal SIGMA*, 13(1), 21-26.
- Niar, Y., Komariah, K., Surip, A., Saputra, R., & Ali, I. (2020). Implementasi Algoritma Naïve Bayes Untuk Prediksi Persediaan Barang Rotan. *KOPERTIP: Scientific Journal of Informatics Management and Computer*, 4(1), 28-34. DOI: <https://doi.org/10.32485/kopertip.v4i1.112>.
- Palupi, E. S., & Pahlevi, S. M. (2020). Klasifikasi Opportunity Menggunakan Algoritma C4. 5, C4. 5 Dan Naïve Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization. *Inti Nusa Mandiri*, 14(2), 233-238. DOI: <https://doi.org/10.33480/inti.v14i2.1178>.
- Qisthiano, M. R. (2023, January). PENERAPAN MODEL KLASIFIKASI NAÏVE BAYES UNTUK PREDIKSI MAHASISWA TEPAT WAKTU. In *Semnas Ristek (Seminar Nasional Riset dan Inovasi Teknologi)* (Vol. 7, No. 1). DOI: <https://doi.org/10.30998/semnasristek.v7i1.6266>.
- Rafly, A., Hartono, R., Mulyawan, M., Nurdiawan, O., & Anwar, S. (2022). Perbandingan Algoritma C. 45 Dengan Naive Bayes Untuk Menentukan Introvert Dan Ekstrovert Pada Smk Bina Cendikia. *INFORMATICS FOR EDUCATORS AND PROFESSIONAL: Journal of Informatics*, 6(1), 74-83. DOI: <https://doi.org/10.51211/itbi.v6i1.1687>.
- Ridwan, A., & Mundakir, S. (2020). Penerapan Teknik Bagging Pada Algoritma Naive Bayes Dan Algoritma C4. 5 Untuk Mengatasi Ketidakseimbangan Kelas. *JURNAL ILMU KOMPUTER DAN MATEMATIKA*, 1(1), 63-70.
- Sukmawati, S., Sulastri, S., Februariyanti, H., & Jananto, A. (2022). Perbandingan Algoritma C4. 5 Dan Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Pekerja Migran Indonesia. *Informatika*, 14(1), 7-16. DOI: <http://dx.doi.org/10.36723/juri.v14i1.280>.