

Pemodelan Prediksi Penjualan dan Persediaan dengan RapidMiner beserta Pengelompokan Kategori untuk Mempermudah Perencanaan Stok dan Pengambilan Keputusan Bisnis

Akmal Hisyam Pradhana¹, Achmad Ali Firmansyah², Bifadhlillah Marsheila Islami³

^{1,2,3} Program Studi Sistem Informasi, Universitas Nusantara PGRI Kediri, Indonesia

Achmadali059@gmail.com², biff6167@gmail.com³

Correspondence: akmalhisyampradhana@gmail.com¹

ABSTRAK

Tujuan. Prediksi penjualan dan persediaan adalah upaya penting untuk mengantisipasi permintaan konsumen di masa depan. Hal ini sangat penting untuk perencanaan strategi penjualan jangka panjang, yang didasarkan pada analisis data penjualan atau permintaan dari periode sebelumnya. Melalui penelitian ini, UMKM dapat membuat keputusan yang lebih tepat. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk memprediksi penjualan dan persediaan dengan akurasi tinggi.

Material dan Metode. Metodologi penelitian yang digunakan haruslah tepat. Penelitian ini dilakukan menggunakan perangkat lunak Rapidminer versi 10.3, dengan data penjualan dan persediaan dari tahun 2019 hingga 2024, serta menggunakan metode Naive Bayes.

Hasil. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi prediksi penjualan mencapai 84,62% dan akurasi prediksi persediaan sebesar 83,33%. Studi ini menunjukkan bahwa prediksi yang dihasilkan cenderung konsisten dengan data aktual.

Kesimpulan. Berdasarkan hasil ini, UMKM Keripik Assri dapat lebih yakin dalam perencanaan stok dan strategi penjualan untuk kategori "Rendah" dan "Tinggi".

Kata Kunci

Naive Bayes; Prediksi; Rapidminer;

ABSTRACT

Backgrounds. Sales and inventory forecasting is an important endeavor to anticipate future consumer demand. This is especially important for long-term sales strategy planning, which is based on analyzing sales or demand data from previous periods. Through this research, MSMEs can make more informed decisions. The main objective of this research is to predict sales and inventory with high accuracy.

Methods. The research methodology used must be appropriate. This research was conducted using Rapidminer software version 10.3, with sales and inventory data from 2019 to 2024, and using the Naive Bayes method.

Results. The results showed that the sales prediction accuracy reached 84.62% and the inventory prediction accuracy was 83.33%. This study shows that the predictions generated tend to be consistent with the actual data.

Conclusions. Based on these results, Assri Chips MSMEs can be more confident in stock planning and sales strategies for the "Low" and "High" categories.

Key Words

Naive Bayes; Forecasting; Rapidminer;

I. PENDAHULUAN

Mengelola data informasi mencakup penyimpanan, perolehan, pengolahan, penampilan data, serta menghasilkan informasi yang bermutu tinggi yang dipengaruhi oleh kemajuan teknologi. Khususnya dalam bidang teknologi informasi, hal ini memungkinkan manusia untuk memperoleh informasi secara cepat dan tepat (Daniati & Nugroho, 2016). Khususnya bagi UMKM dalam aspek produksi dan penjualan, kemampuan untuk meramalkan perkembangan teknologi sangatlah penting. Untuk menghadapi masalah ini, digunakan metode prediksi atau peramalan. Metode ini memungkinkan kita untuk menganalisis satu atau beberapa faktor sebelumnya guna menentukan peristiwa yang akan terjadi di masa depan (Pradikdo & Ristyawan, 2018). Prediksi adalah sumber pengetahuan yang mampu dimanfaatkan oleh bisnis untuk mempersiapkan diri dan merencanakan masa depan dengan lebih baik. Prediksi penjualan sangat penting untuk bersaing dan bahkan meningkatkan keuntungan bisnis (KHASANAH, 2017). Naive Bayes, Model dengan fitur-fitur bebas yang menerapkan asumsi kebebasan yang kuat (naif) (Loelianto et al., 2020), merupakan metode terbaru yang diterapkan untuk menggolongkan sejumlah dokumen. Naive Bayes dapat diartikan sebagai sebuah metode klasifikasi probabilistik sederhana yang mengestimasi serangkaian probabilitas dengan mengakumulasikan frekuensi dan variasi nilai dari kumpulan data yang disediakan (Budi Harijanto et al., 2018). Metode probabilitas dan statistik yang dikembangkan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes ini memungkinkan prediksi kemungkinan di masa yang akan datang dapat diprediksi berdasarkan pengalaman yang telah kita alami sebelumnya yang digunakan dalam algoritma ini (Al-Talib & Hassan, 2013).

UMKM Keripik Assri memproduksi keripik pisang, tempe, sukun, ubi ungu, talas, dan kue kecipir serta memasarkan produknya ke berbagai penjuru tempat. Kesulitan yang dihadapi pemilik toko yaitu dalam mengatur manajemen data tentang stok keripik dan penerimaan pesanan keripik karena data yang tidak akurat menyebabkan kelebihan dan kekurangan keripik dimana data kurang terstruktur. Tujuan dari prediksi penjualan untuk memperkirakan penjualan yang akan terjadi di masa mendatang guna memenuhi keperluan pelanggan. dan untuk merencanakan strategi penjualan untuk periode mendatang. Prediksi penjualan ini juga menunjukkan apakah target penjualan telah dicapai atau tidak (Sugiyono, 2010). Prediksi ini Informasi tersebut didapat dari data penjualan atau permintaan pada periode sebelumnya. Peramalan membantu perusahaan membuat keputusan produksi yang tepat, tetapi peramalan memerlukan beberapa teknik untuk mengetahui permintaan produk penjualan di masa depan (Dharmawan et al., 2019). Untuk menanggulangi permasalahan yang menurut penjelasan sebelumnya, peneliti tertarik memanfaatkan metode Naive Bayes untuk meramalkan penjualan dan produksi keripik sebagai antisipasi kelebihan persediaan produk keripik assri. Keuntungan yang didapat dalam menggunakan Naive Bayes adalah metode ini sedikit memerlukan data latih untuk memperkirakan nilai parameter yang dibutuhkan selama proses klasifikasi (Sucipto, 2017).

Beberapa Penelitian terdahulu yang membahas tentang prediksi penjualan dan persediaan produk misalnya oleh (Dewi et al., 2022) menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor, penelitian lain oleh (Ayuningtyas et al., 2022) algoritma Naive Bayes dan penelitian oleh (Taufik Hidayat et al., 2023) menggunakan algoritma naive bayes. namun beberapa penelitian terdahulu tersebut kurangnya pendekatan yang terfokus pada pengelompokan penjualan dan persediaan secara praktis seperti rendah, sedang, tinggi untuk membantu perencanaan stok dan prediksi penjualan. Sehingga penelitian ini bertujuan untuk memprediksi penjualan dan persediaan menggunakan RapidMiner serta menyediakan pengelompokan kategori yang jelas seperti rendah, sedang, tinggi untuk penjualan dan persediaan yang memudahkan perencanaan stok dan pengambilan keputusan bisnis.

Data mining adalah istilah yang umum diperlukan atau digunakan dalam mencari sebuah informasi dalam suatu database yang tidak diketahui. Data mining adalah operasi semi-otomatis penerapan teknik atau metode statistik, pembelajaran mesin, matematika, dan kecerdasan yang diciptakan untuk mengambil dan mengidentifikasi informasi terkait berbagai database besar (Darmawan et al., 2018). Data mining bisa dijelaskan sebagai proses penemuan hubungan baru, tren, dan pola serius dengan menambang sejumlah besar yang disimpan dalam repositori data menggunakan angka-angka, kecerdasan buatan, pembelajaran mesin, serta cara-cara visualisasi data (Ning et al., 2019).

Naive Bayes adalah satu teknik pengelompokan yang paling unggul. untuk menerapkan pembelajaran Bayesian. Fitur-fiturnya dapat dibandingkan dengan algoritma pohon keputusan dan jaringan saraf di beberapa aplikasi lain, namun Komputasinya memiliki tingkat kesulitan yang jauh lebih rendah dibandingkan algoritma lainnya (Hastuti & Ismayanti, 2019).

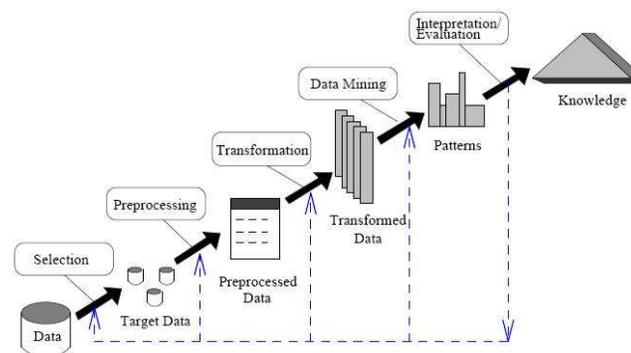
Prediksi adalah proses penentuan jumlah kebutuhan bulan berikutnya terkait dukungan atau bantuan berdasarkan data historis atau periode/waktu yang diolah agar bisa dihitung dalam peramalan besarnya kebutuhan bulan berikutnya (Daniati & Utama, 2019). Prediksi juga dapat digunakan dalam klasifikasi, sehingga bukan hanya sekedar prediksi deret waktu karena hal tersebut dapat menciptakan kategori berdasarkan karakteristik yang dimiliki (Irfan et al., 2018).

Rapidminer adalah alat atau program komputer. manajemen penambangan data. Aplikasi ini merupakan solusi untuk analisis data mining, analisis prediktif, dan penambangan teks (Nurdiawan & Salim, 2018). Aplikasi ini memakai cara dengan berbagai teknik prediktif dan deskriptif untuk memberikan sebuah informasi kepada pengguna sehingga mereka dapat mengambil keputusan yang tepat (Amalia & others, 2018).

Rapidminer memiliki sekitar 500 prosedur penambangan data (operator), termasuk input, output, visualisasi, dan pemrosesan data. Aplikasi Rapidminer adalah perangkat lunak analisis data dan data mining yang terkait dengan produk itu sendiri. Aplikasi ini ditulis dalam bahasa Java sehingga aplikasi ini dapat digunakan di semua sistem operasi. Rapidminer memiliki beberapa fungsi seperti lisensi gratis (Purwanto & Darmadi, 2018), Dapat digunakan dengan semua jenis sistem operasi karena ditulis di Java, Memiliki bahasa scripting yang lengkap yaitu untuk otomatisasi pengujian, Berbagai algoritma untuk penambangan data, Menggabungkan proyek penambangan data Weka dan statistik R, Format grafis tingkat lanjut seperti diagram pohon histogram overlay dan diagram sebar 3D, Menyertakan banyak varian plugin, seperti tambahan fitur untuk menganalisis teks, menyediakan langkah-langkah penambangan data dan pembelajaran mesin, termasuk ETL (Ekstraksi, Transformasi, Pemuatan), pemrosesan data, visualisasi, pemodelan, dan evaluasi, menyajikan jasa perancangan untuk visualisasi dan pengaturan model data yang memiliki banyak dimensi.

II. MATERIAL DAN METODE

Deskriptif analisis adalah metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini. Yang dimaksud deskriptif analisis adalah pendekatan yang bertujuan untuk menggambarkan atau memperlihatkan tujuan melalui data atau sampel yang terkumpul, tanpa melakukan analisis atau membuat kesimpulan yang dapat diterima secara umum. Berikut ini adalah langkah-langkah yang dilakukan berdasarkan Knowledge Discovery Data (KDD) (Yam & Taufik, 2021).



Gambar 1. Konsep Data Mining (KDD)

Definisi Knowledge Discovery in Database (KDD) adalah proses dan teknik untuk mengumpulkan informasi dari kumpulan data yang ada. Proses penyelesaiannya adalah sebagai berikut:

- a) Pemilihan data
 adalah pengambilan data dari kumpulan data yang akan diproses.
- b) Preprocessing data
 adalah tahap awal pengolahan data, yang bertujuan untuk menghindari data yang mengganggu atau tidak konsisten.
- c) Transformasi
 adalah tahap di mana data yang akan diproses harus sesuai dengan model atau algoritma yang diinginkan.
- d) Data mining
 adalah proses mencari dan mengumpulkan informasi untuk menghasilkan model yang dapat digunakan sebagai informasi penting.
- e) Evaluasi
 menunjukkan hasil dari model yang telah dikembangkan serta evaluasi terhadap keakuratan dan kelayakan data yang telah diolah.

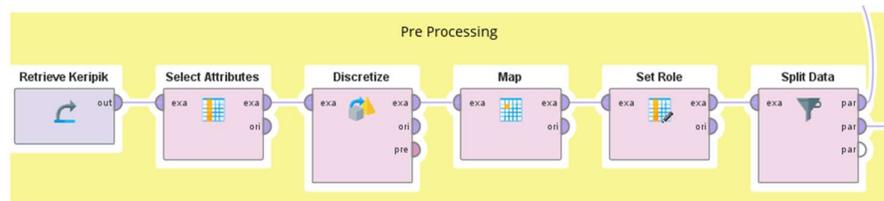
III. HASIL

3.1 Pemilihan Data & Preprocessing Data

Pada penelitian ini menggunakan data produksi dan penjualan dari lima tahun terakhir sebagai bahan untuk analisis yang terletak pada tabel 1.

Tabel 1. Data produksi dan penjualan

Nomor	Tanggal	Bulan	Tahun	Pisang	Tempe	Sukun	Ubi Ungu	Talas	Total Produksi	Keterangan
1	1 sd 31	Januari	2019	99	148	49	97	99	492	Meningkat
2	1 sd 28	Februari	2019	109	159	53	107	94	522	Meningkat
3	1 sd 31	Maret	2019	109	159	58	112	92	530	Meningkat
4	1 sd 30	April	2019	119	164	63	119	103	568	Meningkat
5	1 sd 31	Mei	2019	112	157	57	113	99	538	Menurun
6	1 sd 30	Juni	2019	122	167	67	123	102	581	Meningkat
7	1 sd 31	Juli	2019	118	163	62	118	108	569	Menurun
8	1 sd 31	Agustus	2019	128	173	73	128	114	616	Meningkat
.....										
62	1 sd 29	Februari	2024	168	49	158	139	49	563	Meningkat
63	1 sd 31	Maret	2024	168	69	178	139	48	602	Meningkat
64	1 sd 30	April	2024	157	69	157	148	48	579	Menurun



Gambar 2. Pre Processing

Pada dataset gambar 2, penjualan dan persediaan keripik, dilakukan pre-processing data. Langkah pertama yang dilakukan adalah memilih kolom-kolom spesifik dalam dataset, yaitu "Bulan, Tahun, Pisang, Tempe, Sukun, Ubi Ungu, Talas, Total Penjualan, dan Keterangan" dengan menggunakan operator Select Attributes. Operator ini memungkinkan untuk menyaring dan memilih kolom yang relevan dengan penelitian. Setelah memilih kolom, dilakukan Discretize by Binning yang bertujuan untuk mengubah atribut numerik menjadi atribut kategori dengan cara membagi rentang nilai atribut tersebut ke dalam beberapa bin. Pada kasus di atas, paramaters number of bins di isi 3 dan range name type "short". Itu artinya ketika parameter number of bins diisi dengan nilai 3, berarti rentang nilai numerik dari atribut tersebut akan dibagi menjadi tiga kategori yang berbeda. Untuk range name type "short" artinya bin akan diberi nama dengan cara yang singkat atau ringkas, yang biasanya lebih mudah dibaca. Pada kasus ini range name type "short" menghasilkan range1, range2 dan range3. Jadi pada atribut Pisang, Tempe, Sukun, Ubi Ungu, Talas, Total Penjualan termasuk dataset Total Persediaan yang awalnya berisi numeric berubah menjadi nominal range1, range2 dan range3. Selanjutnya operator map mengubah range1, range2 dan range3 menjadi rendah, sedang dan tinggi. Sehingga akan menghasilkan seperti gambar 3.

Row No.	Pisang	Tempe	Sukun	Ubi Ungu	Talas	Total Penjual...
1	rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	rendah
2	rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	rendah
3	rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	rendah
4	rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	sedang
5	rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	rendah
6	rendah	tinggi	rendah	tinggi	sedang	sedang
7	rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	sedang
8	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi	sedang
9	rendah	tinggi	rendah	tinggi	sedang	sedang
10	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi	sedang
11	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi	sedang
12	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi	tinggi
13	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi	sedang

ExampleSet (64 examples,0 special attributes,6 regular attributes)

Gambar 3. Hasil Perubahan Range Menjadi Skala Menggunakan Map

Kemudian menggunakan operator "Select Roles" untuk menetapkan peran masing-masing kolom dalam dataset. Dalam hal ini, menjadikan kolom Keterangan sebagai label dan kolom lainnya sebagai reguler. Penetapan kolom "Total Penjualan",

“Total Persediaan” sebagai label sangat penting karena ini merupakan variabel target yang akan digunakan dalam prediksi. Dengan demikian, telah menyiapkan dataset penjualan & persediaan dengan memilih atribut yang relevan dan menetapkan kolom label yang tepat untuk proses selanjutnya. Berikut data produksi yang sudah melalui tahap preprocessing yang dapat dilihat pada Tabel 2 :

Tabel 2. Hasil Preprocessing Data Produksi

Pisang	Tempe	Sukun	Ubi Ungu	Talas	Total Produksi
rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	rendah
rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	rendah
rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	rendah
rendah	tinggi	rendah	sedang	tinggi	sedang
rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	rendah
sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi	sedang
rendah	tinggi	rendah	sedang	tinggi	sedang
sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi	sedang
....		
tinggi	rendah	tinggi	tinggi	rendah	sedang
tinggi	rendah	tinggi	tinggi	rendah	rendah
tinggi	rendah	tinggi	tinggi	rendah	sedang

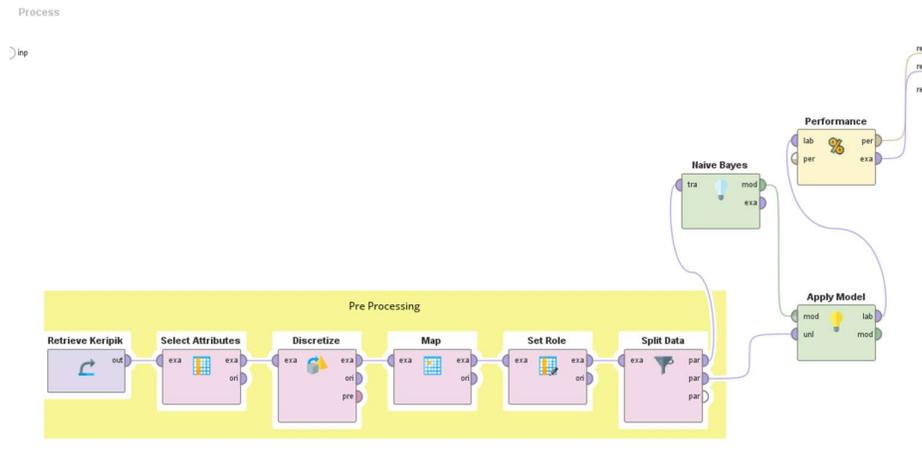
Berikut data penjualan yang sudah melalui tahap preprocessing yang dapat dilihat pada Tabel 3 :

Tabel 3. Hasil Preprocessing Data Penjualan

Pisang	Tempe	Sukun	Ubi Ungu	Talas	Total Penjualan
rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	rendah
rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	rendah
rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	rendah
rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	sedang
rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	rendah
rendah	tinggi	rendah	tinggi	sedang	sedang
rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang	sedang
sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi	sedang
....		
tinggi	rendah	tinggi	tinggi	rendah	sedang
tinggi	rendah	tinggi	tinggi	rendah	sedang
tinggi	rendah	tinggi	tinggi	Rendah	sedang

3.2 Pengolahan Data Menggunakan RapidMiner

Setelah melalui proses preprocessing, data akan diolah menggunakan RapidMiner untuk perhitungan, dimulai dari tahap preprocessing dan kemudian pembentukan model, seperti yang terlihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Proses Prediksi Persediaan Menggunakan RapidMiner

Pada split data, Dataset dipartisi menggunakan Pembagian Data dengan proporsi 0.8 untuk data training dan 0.2 untuk data uji testing pada prediksi persediaan. Di prediksi penjualan, data juga dibagi dengan presentase 0.8 data training dan 0.2 data testing. Dataset yang ada dalam testing inilah yang akan diolah, Sehingga menciptakan output yang dapat digunakan sebagai prediksi hasil.

...	Total Produksi	prediction(Total Produksi)	confidence(ren...	confi...	confid...	Pisang	Tempe	Sukun	Ubi Ungu	Talas
1	rendah	rendah	0.995	0.005	0.000	rendah	tinggi	rendah	sedang	sedang
2	sedang	tinggi	0.000	0.125	0.875	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
3	tinggi	tinggi	0.000	0.125	0.875	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
4	tinggi	tinggi	0.000	0.125	0.875	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
5	tinggi	tinggi	0.000	0.125	0.875	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
6	tinggi	tinggi	0.000	0.125	0.875	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
7	tinggi	tinggi	0.000	0.125	0.875	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
8	tinggi	tinggi	0.000	0.125	0.875	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
9	tinggi	tinggi	0.000	0.125	0.875	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
10	rendah	rendah	1.000	0.000	0.000	sedang	sedang	sedang	rendah	rendah
11	rendah	rendah	0.998	0.002	0.000	tinggi	rendah	tinggi	sedang	rendah
12	sedang	rendah	0.936	0.064	0.000	tinggi	rendah	tinggi	tinggi	rendah

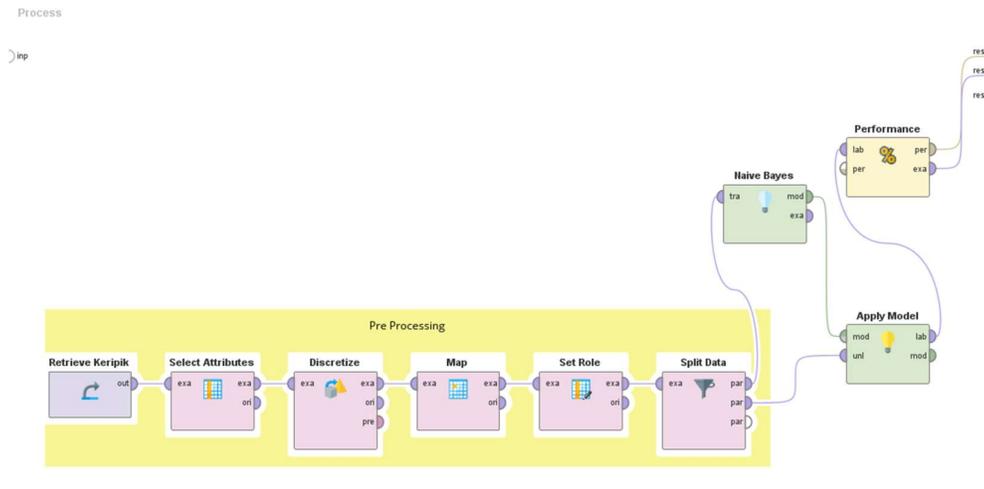
Gambar 5. Hasil Proses Menggunakan RapidMiner Pada Produksi

accuracy: 83.33%

	true rendah	true sedang	true tinggi	class precision
pred. rendah	3	1	0	75.00%
pred. sedang	0	0	0	0.00%
pred. tinggi	0	1	7	87.50%
class recall	100.00%	0.00%	100.00%	

Gambar 6. Hasil Nilai Akurasi Pada Produksi

Pada confusion matrix gambar 6 menunjukkan hasil prediksi produksi model klasifikasi untuk tiga kelas: rendah, sedang, dan tinggi. Dari hasil tersebut, model berhasil memprediksi 3 data sebagai "rendah" dengan benar, 1 data sebagai "tinggi" dengan salah prediksi sebagai "sedang", dan 7 data sebagai "tinggi" dengan benar. Namun, model tidak berhasil membuat prediksi untuk kelas "sedang". Secara keseluruhan, presisi untuk prediksi "rendah" adalah 75.00% dan "tinggi" adalah 87.50%. Recall menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi semua data "rendah" dan "tinggi" dengan benar, tetapi tidak ada yang berhasil diidentifikasi untuk kelas "sedang". Dan menghasilkan akurasi 83.33%.



Gambar 7. Proses Prediksi Penjualan Menggunakan RapidMiner

Ro...	Total Penjua...	prediction(Total Penjualan)	confidence(rend...	con...	con...	Pisang	Tempe	Sukun	Ubi Ungu	Talas
1	tinggi	tinggi	0.000	0.049	0.951	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
2	tinggi	tinggi	0.000	0.049	0.951	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
3	sedang	tinggi	0.000	0.049	0.951	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
4	tinggi	tinggi	0.000	0.049	0.951	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
5	tinggi	tinggi	0.000	0.049	0.951	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
6	tinggi	tinggi	0.000	0.049	0.951	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
7	tinggi	tinggi	0.000	0.049	0.951	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
8	tinggi	tinggi	0.000	0.049	0.951	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
9	tinggi	tinggi	0.000	0.049	0.951	sedang	tinggi	rendah	tinggi	tinggi
10	rendah	rendah	0.786	0.214	0.000	tinggi	rendah	tinggi	sedang	rendah
11	rendah	rendah	0.944	0.056	0.000	sedang	rendah	sedang	sedang	sedang
12	sedang	rendah	0.786	0.214	0.000	tinggi	rendah	tinggi	sedang	rendah
13	sedang	sedang	0.000	0.007	0.000	tinggi	rendah	tinggi	tinggi	rendah

Gambar 8. Hasil Proses Menggunakan RapidMiner Pada Penjualan

accuracy: 84.62%

	true rendah	true sedang	true tinggi	class precision
pred. rendah	2	1	0	66.67%
pred. sedang	0	1	0	100.00%
pred. tinggi	0	1	8	88.89%
class recall	100.00%	33.33%	100.00%	

Gambar 9. Hasil Nilai Akurasi Pada Penjualan

Dari hasil kinerja penjualan dan persediaan pada gambar 9, didapatkan hasil Confusion Matrix. Berdasarkan Confusion Matrix tersebut, bahwa di atas menunjukkan hasil klasifikasi penjualan untuk tiga kelas: rendah, sedang, dan tinggi. Model memprediksi 2 data sebagai "rendah" dengan benar, 1 data "sedang" dengan benar, dan 8 data "tinggi" dengan benar. Precision untuk kelas "rendah" adalah 66.67%, "sedang" adalah 100.00%, dan "tinggi" adalah 88.89%. Recall menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi semua data "rendah" dan "tinggi" dengan benar (100.00%), namun hanya 33.33% dari data "sedang" yang berhasil diidentifikasi dengan benar. Dan menghasilkan akurasi sebesar 84.62%.

IV. KESIMPULAN

Algoritma Naïve Bayes telah berhasil diimplementasikan untuk menganalisis estimasi penjualan dan stok barang. keripik di UMKM Kripik Asri untuk menjadi standar masa depan yaitu menghindari akumulasi barang di dalam gudang dan meminimalkan kerugian. Aplikasi data mining membantu UMKM Keripik Assri mengambil keputusan, membuat prediksi

(perkiraan) tentang penjualan produk dan tingkat persediaan sehingga UMKM dapat mengambil langkah penting untuk mengatasinya. Hasil prediksi tersebut menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan tool Rapidminer 10.3 menunjukkan bahwa penjualan keripik UMKM Keripik Assri Kediri, dapat diprediksi dengan total nilai akurasi sebesar 84.62%. lalu dengan class precision yaitu pada “Rendah” 75.00%, “Sedang” 0% dan “Tinggi” 87.50% sedangkan untuk class recall khususnya pada “Rendah” 100.00%, “Sedang” 0%, “Tinggi” 100.00%. Hasil prediksi tersebut menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan tool Rapidminer 10.3 menunjukkan bahwa persediaan keripik pada UMKM Keripik Assri dapat diprediksi dengan nilai akurasi sebesar 83.33%. dengan class precision adalah “Rendah” 75.00%, “Sedang” 0% dan “Tinggi” 87.50% dan class recall adalah “Rendah” 100.00%, “Sedang” 0%, “Tinggi” 100.00%. Berdasarkan hasil ini, UMKM Keripik Assri dapat lebih yakin dalam perencanaan stok dan strategi penjualan untuk kategori "Rendah" dan "Tinggi". Namun, model perlu ditingkatkan untuk menangani kelas "Sedang", mungkin dengan tambahan data atau algoritma lain.

V. DAFTAR PUSTAKA

- Al-Talib, G. A., & Hassan, H. S. (2013). A study on analysis of SMS classification using TF-IDF Weighting. *International Journal of Computer Networks and Communications Security*, 1(5), 189–194.
- Amalia, Y. R., & others. (2018). *Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Elektronik Terlaris Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (Studi Kasus: PT. Bintang Multi Sarana Palembang)*. UIN RADEN FATAH PALEMBANG.
- Ayuningtyas, N., R, N., & M. Basysyar, F. (2022). Penerapan Data Mining pada Penjualan Produk MS Glow Menggunakan Metode Naive Bayes untuk Strategi Pemasaran. *Jurnal Accounting Information System (AIMS)*, 5(2), 157–166. <https://doi.org/10.32627/aims.v5i2.503>
- Budi Harijanto, Yuri Ariyanto, & Luthfia Miftahurroifa. (2018). PENERAPAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI RETENSI ARSIP. *Jurnal Informatika Polinema*, 4(2), 155. <https://doi.org/10.33795/jip.v4i2.159>
- Daniati, E., & Nugroho, A. (2016). K-Means clustering with Decision Support System using SAW: Determining thesis topic. *2016 6th IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE)*, 326–331. <https://doi.org/10.1109/ICCSCE.2016.7893593>
- Daniati, E., & Utama, H. (2019). Clustering K Means for Criteria Weighting With Improvement Result of Alternative Decisions Using SAW and TOPSIS. *2019 4th International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, 73–78. <https://doi.org/10.1109/ICITISEE48480.2019.9003858>
- Darmawan, A., Kustian, N., & Rahayu, W. (2018). Implementasi Data Mining Menggunakan Model SVM untuk Prediksi Kepuasan Pengunjung Taman Tabebuya. *STRING (Satuan Tulisan Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 2(3), 299. <https://doi.org/10.30998/string.v2i3.2439>
- Dewi, S. P., Nurwati, N., & Rahayu, E. (2022). Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Terlaris Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 3(4), 639–648. <https://doi.org/10.47065/bits.v3i4.1408>
- Dharmawan, M. A., Indriati, R., & Sucipto, S. (2019). Implementasi Sistem Informasi Tugas Akhir Menggunakan Metode Classic Life Cycle. *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 3(1), 151–154.

- Hastuti, P., & Ismayanti, D. (2019). ANALISIS FORECASTING PENJUALAN PRODUK HANDPHONE MERK SAMSUNG DI COUNTER SAMSUNG Q MALL BANJARBARU. *Jurnal Ilmiah Ekonomi Bisnis*, 5(1). <https://doi.org/10.35972/jieb.v5i1.254>
- Irfan, M., Ayuningtias, L. P., & Jumadi, J. (2018). ANALISA PERBANDINGAN LOGIC FUZZY METODE TSUKAMOTO, SUGENO, DAN MAMDANI (STUDI KASUS : PREDIKSI JUMLAH PENDAFTAR MAHASISWA BARU FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI UIN SUNAN GUNUNG DJATI BANDUNG). *JURNAL TEKNIK INFORMATIKA*, 10(1), 9–16. <https://doi.org/10.15408/jti.v10i1.6810>
- KHASANAH, E. R. A. R. (2017). *PENERAPAN JARINGAN SYARAF TIRUAN UNTUK MEMPREDIKSI PENJUALAN JENANG (STUDI PADA HOME INDUSTRI JENANG MIRAH KECAMATAN JETIS KABUPATEN PONOROGO)*. Universitas Muhammadiyah Ponorogo.
- Loelianto, I., Thayf, Moh. S. S., & Angriani, H. (2020). IMPLEMENTASI TEORI NAIVE BAYES DALAM KLASIFIKASI CALON MAHASISWA BARU STMIK KHARISMA MAKASSAR. *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, 3(2), 110–117. <https://doi.org/10.31598/sintechjournal.v3i2.651>
- Ning, B., Junwei, W., & Feng, H. (2019). Spam message classification based on the Naïve Bayes classification algorithm. *IAENG International Journal of Computer Science*, 46(1), 46–53.
- Nurdiawan, O., & Salim, N. (2018). Penerapan Data Mining Pada Penjualan Barang Menggunakan Metode Metode Naive Bayes Classifier Untuk Optimasi Strategi Pemasaran. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 13(1), 84–95.
- Pradikdo, A. C., & Ristyawan, A. (2018). MODEL KLASIFIKASI ABSTRAK SKRIPSI MENGGUNAKAN TEXT MINING UNTUK PENGKATEGORIAN SKRIPSI SESUAI BIDANG KAJIAN. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 9(2), 1091–1098. <https://doi.org/10.24176/simet.v9i2.2513>
- Purwanto, A., & Darmadi, E. A. (2018). Perbandingan Minat Siswa Smu Pada Metode Klasifikasi Menggunakan 5 Algoritma. *IKRA-ITH INFORMATIKA: Jurnal Komputer Dan Informatika*, 2(1), 43–47.
- Sucipto, S. (2017). Perancangan Active Database System pada Sistem Informasi Pelayanan Harga Pasar. *INTENSIF*, 1(1), 35. <https://doi.org/10.29407/intensif.v1i1.562>
- Sugiyono, D. (2010). Metode penelitian kuatintatif, kualitatif dan R & D/Sugiyono. *Bandung: Alfabeta*, 15, 1–332.
- Taufik Hidayat, M., Suarna, N., & Rahaningsih, N. (2023). IMPLEMENTASI ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK PREDIKSI PERSEDIAAN BARANG PT. DILMONI CITRA MEBEL INDONESIA. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 693–699. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i1.6310>
- Yam, J. H., & Taufik, R. (2021). Hipotesis Penelitian Kuantitatif. *Perspektif: Jurnal Ilmu Administrasi*, 3(2), 96–102. <https://doi.org/10.33592/perspektif.v3i2.1540>