

Analisis Stok Barang Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor* Dan *Naïve Bayes* Untuk Meningkatkan Efisiensi Persediaan Barang Retail Pada PT. XXX

Catur Restu Putra¹, Sajarwo Anggai², Agung Budi Susanto³

^{1,2,3)} Teknik Informatika S-2, Program Pascasarjana, Universitas Pamulang, Kota Tangerang Selatan, Banten.

Email: ¹restuputracatur@gmail.com, ²sajarwo@gmail.com, ³dosen02680@unpam.ac.id

ABSTRACT

Efficient inventory management is a strategic necessity for retail industries that operate under highly fluctuating demand conditions. PT XXX continues to experience inaccuracies in determining stock requirements because the analysis is still carried out manually using a three-month average sales calculation. This approach is unable to capture actual warehouse variations, resulting in frequent overstock and understock conditions. This study develops a machine learning-based stock classification model using the K-Nearest Neighbor (K-NN) and Naïve Bayes algorithms by utilizing key operational warehouse variables, including average sales, ending stock, and Days of Inventory (DOI). The dataset consists of 4,324 records from November 2024 to October 2025 and was processed using Orange Data Mining. Performance evaluation was conducted using accuracy, precision, recall, and confusion matrix. The results show that K-NN achieved the best performance, with 96.80% accuracy in the prediction model and 93.00% in the test & score evaluation, outperforming Naïve Bayes, which achieved approximately 90%. The study also produced a two-level classification mapping stock status (High/Low) and warehouse recommendations (Low/Enough/Excess) which revealed a significant imbalance between High and Low categories. These findings demonstrate that machine learning-based classification methods can enhance stock assessment accuracy and support more adaptive and efficient restocking decisions in retail inventory management.

Keywords: *Inventory Management, K-Nearest Neighbor, Naïve Bayes, Classification, Data Mining*

ABSTRAK

Efisiensi pengelolaan persediaan merupakan kebutuhan strategis bagi industri *retail* yang menghadapi dinamika permintaan yang fluktuatif. PT XXX masih mengalami ketidakakuratan dalam menentukan persediaan kebutuhan barang karena proses analisis dilakukan secara manual menggunakan perhitungan rata-rata penjualan tiga bulan terakhir. Pendekatan tersebut tidak mampu menangkap variasi kondisi gudang sehingga sering terjadi kekurangan ataupun kelebihan stok. Penelitian ini mengembangkan model klasifikasi stok berbasis *machine learning* menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Naïve Bayes* dengan memanfaatkan variabel operasional gudang, yaitu rata-rata penjualan, stok akhir, dan *Days of Inventory* (DOI). Dataset berjumlah 4.324 baris data periode November 2024 - Oktober 2025, dan diproses menggunakan *Orange Data Mining*. Evaluasi performa dilakukan melalui *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *confusion matrix*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa K-NN memberikan performa terbaik dengan *accuracy* 96,80% pada *predictions* dan 93,00% pada *test & score*, melampaui *Naïve Bayes* yang hanya mencapai sekitar 90%. Penelitian ini juga menghasilkan pemetaan klasifikasi dua tingkat, yaitu status stok (*High/Low*) serta rekomendasi gudang (*Kurang/Cukup/Lebih*), yang mengungkap adanya ketidakseimbangan stok secara signifikan pada kategori *High* dan *Low*. Temuan ini menegaskan bahwa metode klasifikasi berbasis *machine learning* mampu meningkatkan akurasi penilaian stok dan mendukung pengambilan keputusan restock secara lebih adaptif dan efisien bagi perusahaan *retail*.

Kata kunci: Manajemen Persediaan, *K-Nearest Neighbor*, *Naïve Bayes*, Klasifikasi, Data Mining.

1. PENDAHULUAN

Efisiensi pengelolaan persediaan merupakan kebutuhan strategis bagi perusahaan retail yang menghadapi dinamika permintaan yang fluktuatif serta tingkat persaingan yang tinggi. Ketidaktepatan dalam menentukan jumlah stok dapat menyebabkan terjadinya kekurangan maupun kelebihan persediaan, yang berdampak pada menurunnya tingkat layanan pelanggan dan meningkatnya biaya operasional perusahaan. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan pengelolaan persediaan yang lebih sistematis dan berbasis data untuk mendukung pengambilan keputusan secara akurat dan berkelanjutan. Hal ini penting dilakukan agar tidak terjadi tumpukan stok yang berisiko terjadinya kerugian.[1].

Seiring dengan berkembangnya teknologi informasi, penerapan data mining dan machine learning dalam pengelolaan persediaan semakin banyak digunakan. Algoritma *Naïve Bayes* terbukti mampu mengklasifikasikan produk berdasarkan pola penjualan dan tingkat permintaan secara efektif pada perusahaan retail[2]. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa metode *Naïve Bayes* dapat digunakan untuk memprediksi dan mengklasifikasikan stok barang guna meningkatkan efisiensi pengelolaan persediaan pada sektor retail dan perdagangan[3], [4].

Selain *Naïve Bayes*, algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) juga banyak digunakan dalam konteks analisis penjualan dan persediaan. K-NN digunakan untuk menentukan kebutuhan stok material bangunan dan memperoleh hasil klasifikasi yang cukup akurat [5]. K-NN juga efektif digunakan dalam klasifikasi persediaan barang berbasis data historis penjualan[6].

Beberapa penelitian telah membandingkan performa algoritma *Naïve Bayes* dan K-NN secara langsung dan menunjukkan bahwa kedua algoritma memiliki keunggulan masing-masing dalam mengklasifikasikan produk populer serta tingkat penjualan pada lingkungan retail [7]. Agoritma *Naïve Bayes* mampu menghasilkan klasifikasi yang stabil pada data penjualan dengan karakteristik yang beragam[8]. Temuan serupa juga dilaporkan pada penelitian lain yang menegaskan konsistensi performa *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan data penjualan dengan variasi yang kompleks [9].

Meskipun berbagai penelitian telah mengkaji penerapan *Naïve Bayes* dan K-NN dalam klasifikasi penjualan dan stok barang, sebagian besar studi tersebut masih berfokus pada satu jenis keluaran, seperti produk terlaris atau tingkat penjualan saja.

Integrasi *data mining* dalam analisis penjualan memberikan manfaat signifikan, namun belum banyak penelitian yang mengembangkan klasifikasi stok secara bertingkat untuk mendukung keputusan operasional gudang[10].

Penelitian ini dilakukan untuk mengatasi keterbatasan pendekatan konvensional yang digunakan oleh PT XXX dalam menentukan kebutuhan *restock*. Dengan menggunakan algoritma K-NN dan *Naïve Bayes*, penelitian ini membangun model klasifikasi dua tingkat, yaitu status stok (*High/Low*) dan rekomendasi gudang (Kurang/Cukup/Lebih). *Novelty* penelitian terletak pada integrasi langsung variabel operasional gudang ke dalam model klasifikasi serta penerapannya pada data aktual retail dengan jumlah 4.324 baris data periode November 2024 - Oktober 2025. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi penilaian stok sekaligus memberikan gambaran kondisi persediaan yang lebih representatif dibandingkan metode rata-rata penjualan yang selama ini digunakan.

2. METODE

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah penelitian dengan model eksperimen. Penelitian ini berfokus pada penerapan metode klasifikasi menggunakan algoritma K-NN dan *Naïve Bayes* untuk menganalisis status stok barang pada PT XXX. Data yang digunakan merupakan data persediaan barang retail yang diperoleh dari laporan analisis gudang PT XXX periode November 2024 hingga Oktober 2025 dengan jumlah total sebanyak 4.324 baris data.

Dataset yang digunakan mencakup data operasional persediaan barang, yang terdiri dari atribut rata-rata penjualan, stok akhir, dan *Days of Inventory* (DOI). Berdasarkan data tersebut, dilakukan proses pengelompokan kelas dengan dua jenis keluaran, yaitu klasifikasi status stok (*High* dan *Low*) serta klasifikasi rekomendasi gudang (Kurang, Cukup, dan Lebih). Distribusi data menunjukkan bahwa sebanyak 1.625 data termasuk dalam kategori *Low* dan 2.699 data termasuk dalam kategori *High*. Berikut contoh dataset pada penelitian ini di tunjukan Gambar 1.

Bulan	Material	Material Description	Average	Days of Inventory	Stok Akhir	Rekomendasi	Status Stok
Nov-24	854290	HATARI PEANUT CREAM 24 ROLL	8916	4	1476	Kurang	Low
Nov-24	854774	HATARI MINI SEE HONG PUFF 36 BKS	182	3	18	Kurang	Low
Nov-24	850227	HATARI SEE HONG PUFF KELAPA 36BKS	46059	13	22916	Kurang	Low
Nov-24	852704	HATARI SEE HONG PUFF ORIGINAL 36BKS	138032	10	55062	Kurang	Low
Nov-24	854277	HATARI TWINS CHO STRAWBERRY CREAM 21BKS	1749	14	965	Kurang	Low
Nov-24	854280	HATARI TWINS CHOCO VANILLA 21BKS	247	7	63	Kurang	Low
Nov-24	854292	DELUX KELAPA COOKIES 28 BKS	1983	8	609	Kurang	Low
Nov-24	854294	HATARI CREAM CRACKERS 30 BKS	95	12	45	Kurang	Low
Nov-24	859655	DELUX BUTTER COOKIES 6 TIN	214	11	90	Kurang	Low
Nov-24	850129	HATARI PRETO VANILLA CREAM 21BKS	219	54	459	Lebih	Hight
Nov-24	850141	HATARI STRAWBERRY CREAM 21BKS	335	43	550	Lebih	Hight
Nov-24	850340	HATARI PRETO PEANUT CREAM 21BKS	266	27	273	Cukup	Hight
Nov-24	850350	DELUX ASSORTED COOKIES CHOCOLATE 6 TOP	38	62	90	Lebih	Hight
Nov-24	850351	DELUX ASSORTED COOKIES VANILLA 6 TOP	8	546	168	Lebih	Hight
Nov-24	850371	HATARI COCONUT 40 BKS	307	41	480	Lebih	Hight
Nov-24	850386	HATARI MALKIST CHOCOLATE 30 BKS	1329	26	1343	Cukup	Hight
Nov-24	851218	HATARI MALKIST PEANUT 30 BKS	1160	38	1680	Lebih	Hight
Nov-24	851219	HATARI MALKIST KELAPA CHO 30 BKS	700	17	470	Cukup	Low
Nov-24	851232	DELUX CHOCOCHIPS 6 TIN	14	457	246	Lebih	Hight
Nov-24	851233	HATARI ASSORTED MALKIST CRACKERS 6 TIN	208	243	1944	Lebih	Hight
Nov-24	851267	HATARI SEE HONG PUFF MARGARINE 36BKS	11681	46	20844	Lebih	Hight
Nov-24	852184	DELUX COOKIES CREAM CHOCOLATE 20 BKS	11953	51	23560	Lebih	Hight
Nov-24	854271	HATARI PEANUT JAM 12BKS	26532	34	34949	Lebih	Hight
Nov-24	854272	HATARI VANILLA CREAM 12 BKS	228	172	1512	Lebih	Hight

Gambar 1. Contoh dataset

Sebelum dilakukan proses pemodelan, data terlebih dahulu melalui tahap *preprocessing* untuk memastikan kualitas data yang digunakan dalam analisis. Tahapan ini meliputi pembersihan data (*data cleaning*), penyesuaian format data, serta penentuan atribut yang relevan agar data yang digunakan lebih terstruktur dan siap untuk diproses oleh algoritma klasifikasi.

Setelah data dinyatakan bersih dan layak digunakan, dilakukan proses pembagian data (*data splitting*) dengan proporsi 80% data sebagai data latih (*training*) dan 20% data sebagai data uji (*testing*). Dengan demikian, sebanyak 3.460 data digunakan sebagai data latih dan 864 data digunakan sebagai data uji. Pembagian data ini bertujuan untuk melatih model klasifikasi serta menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

Proses pengujian dilakukan dengan menerapkan dua algoritma klasifikasi, yaitu K-NN dan *Naïve Bayes*. Algoritma K-NN melakukan klasifikasi berdasarkan tingkat kedekatan antar data, sedangkan algoritma *Naïve Bayes* menggunakan pendekatan probabilistik untuk menentukan kelas berdasarkan distribusi atribut data. Kedua algoritma tersebut dipilih karena memiliki karakteristik yang sesuai untuk menangani data numerik dan kategorikal serta sering digunakan dalam studi klasifikasi persediaan barang. Evaluasi kinerja model dilakukan untuk membandingkan performa kedua

algoritma dalam mengklasifikasikan status stok barang. Metrik evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi :

1. *Accuracy*

Accuracy merupakan rasio prediksi benar (*positif* dan *negative*) dengan keseluruhan data rumus *accuracy* adalah

$$Accuracy = \frac{True\ Positif + True\ Negatif}{Total\ Data} \times 100\% \quad (1)$$

2. *Precision*

Precision merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Rumus *precision* adalah

$$Precision = \frac{True\ Positif}{True\ Positif + False\ Positif} \times 100\% \quad (2)$$

3. *Recall*

Recall merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif. Rumus *recall* adalah

$$Recall = \frac{True\ Positif}{True\ Positif + False\ Negatif} \times 100\% \quad (3)$$

2.1. Pengklasifikasian Data

2.1.1 Kategori Rekomendasi

Pengklasifikasian atribut rekomendasi order dilakukan berdasarkan *Days of Inventory* atau jumlah hari stok mampu bertahan berdasarkan penjualan rata-rata. Pengelompokan nilai atribut rekomendasi di tampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Kategori Rekomendasi Order

Klasifikasi Rekomendasi	Kategori
<i>Day Of Inventory < 15</i>	Kurang
<i>Day Of Inventory 16 – 30</i>	Cukup
<i>Day Of Inventory > 30</i>	Lebih

2.1.2 Kategori Status Stok

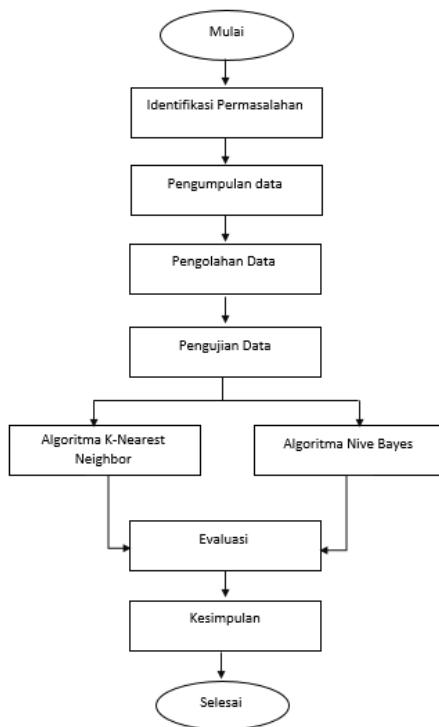
Pengklasifikasian atribut status stok dilakukan untuk menentukan kondisi stok berdasarkan kebutuhan rata-rata penjualan 3 bulan terakhir. Pengelompokan nilai atribut di tampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kategori Status Stok

Klasifikasi Stok	Kategori
Rata-rata < Stok Akhir	<i>Low</i>
Rata-rata > Stok Akhir	<i>High</i>

2.2. Perancangan Penelitian

Rancangan penelitian dirumuskan dengan tujuan adanya arah yang jelas dan target yang hendak dicapai dalam penelitian. Jika tujuan penelitian jelas dan terumuskan dengan baik, maka penelitian dan pemecahan masalah akan berjalan dengan baik pula



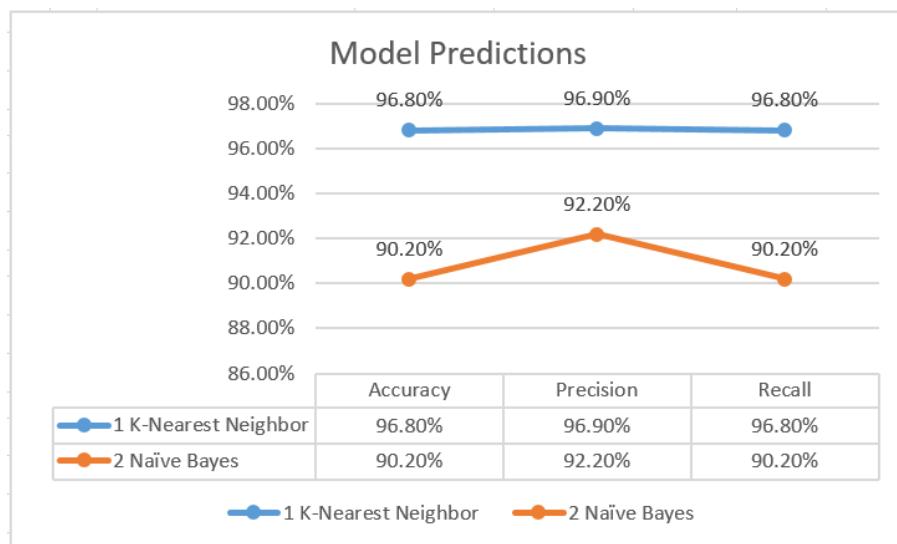
Gambar 2. Perancangan Penelitian

Dari Gambar 2 seperti di atas secara umum dapat dideskripsikan perancangan penelitian bahwa pada tahap awal akan dilakukan pengumpulan data yang dibutuhkan dalam penelitian ini, kemudian akan dilakukan pengolahan data dengan menggunakan aplikasi pengolahan data agar lebih mudah diproses pada saat pengujian data. Setelah dilakukan pengolahan data kemudian data tersebut dilakukan pengujian data dengan menggunakan dua algoritma yang telah dipilih diantaranya Agoritma K-NN, dan *Naïve Bayes*. Pada tahap evaluasi, jika hasil mengalami ketidak sesuaian dengan yang diharapkan maka program dievaluasi kembali dan dilakukan literasi kembali pada tahap pengujian, pengumpulan data, maupun pengolahan data berdasarkan hasil evaluasi mana yang perlu

dikaji ulang. Dari implementasi dua algoritma tersebut, akan didapatkan hasil kesimpulan berdasarkan hasil evaluasi untuk memperoleh akurasi yang lebih tinggi dari pengujian tersebut dan akan diimplementasikan pada aplikasi yang akan dibuat.

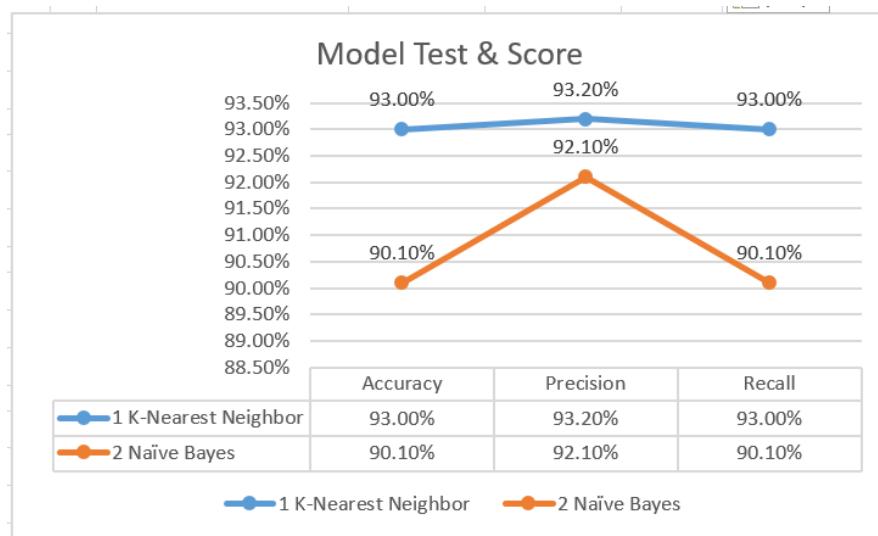
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan pada PT XXX dengan menggunakan metode klasifikasi dari jumlah data yang dilakukan pengujian sebanyak 80% (3460 dataset) untuk *training* dan 20% (864 dataset) sebagai *testing*. Dilakukan evaluasi model dengan model *predictions* dan Model *testing & score*. Kemudian dilakukan evaluasi dengan menggunakan *confusion matrix* untuk kedua model tersebut dan mendapatkan Perbandingan hasil nilai evaluasi yang dilakukan dengan menggunakan algoritma K-NN, dan *Naïve Bayes*. Berikut ini adalah grafik hasil dari evaluasi model yang sudah dilakukan .

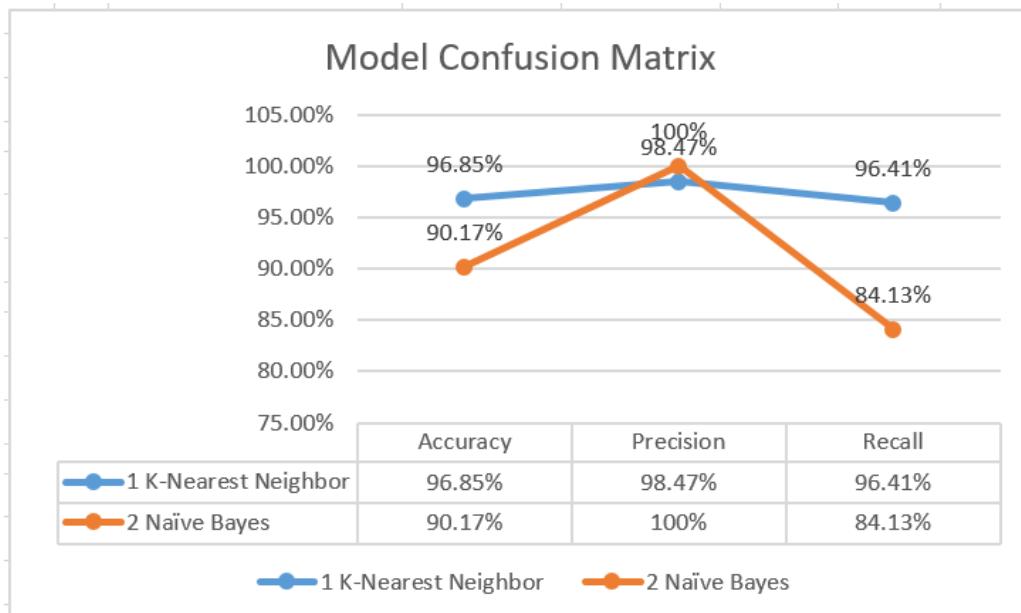


Gambar 3. Grafik Hasil Evaluasi Model *Predictions*

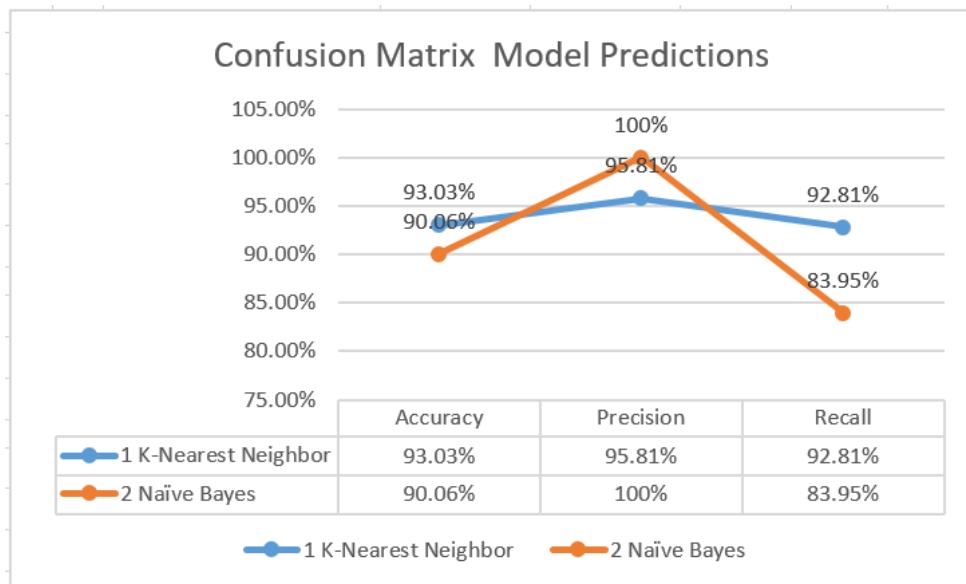
Berdasarkan grafik pada Gambar 3 menunjukan bahwa hasil dari evaluasi menggunakan model *predictions* dengan menggunakan algoritma yang berbeda mendapatkan hasil yang berbeda juga, sehingga dapat dilihat algoritma mana yang memiliki nilai yang lebih tinggi. Berdasarkan Gambar 3 algoritma yang memiliki nilai tertinggi adalah K-NN dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 96.80% dibandingkan dengan nilai akurasi menggunakan algoritma *Naïve bayes* sebesar 90.20%.

Gambar 4. Grafik Hasil Evaluasi Model *Test & Score*

Pada Gambar 4 hasil nilai tertinggi untuk *Accuracy*, *Precision* & *Recall* adalah menggunakan algoritma K-NN sebesar *Accuracy* (93,00%), *Precision* (93,20%), *Recall* (93,00%). Sehingga memiliki keakuratan dalam melakukan klasifikasi dataset sebesar 93,00 %. Sama seperti hasil evaluasi dengan model *prediction* menyatakan bahwa algoritma K-NN adalah yang memiliki nilai akurasi terbaik

Gambar 5. Grafik Evaluasi *Confusion Matrix* Model *Predictions*

Pada Gambar 5 hasil dari evaluasi *confusion matrix* dengan *model predictions* mendapatkan nilai tertinggi adalah menggunakan algoritma K-NN dengan nilai *Accuracy* sebesar 96,85% .



Gambar 6. Grafik Evaluasi *Confusion Matrix Model Test & Score*

Pada Gambar 6 dapat dilihat hasil dari evaluasi *confusion matrix* dengan *model predictions* mendapatkan nilai tertinggi adalah menggunakan algoritma K-NN dengan nilai *Accuracy* sebesar 93,03% . Dari percobaan yang sudah dilakukan dengan menggunakan 2 model yaitu *Model Predictions* dan *Model Test & Score* dan dengan *Confusion Matrix* untuk mencari nilai *Accuracy*, *Precision & Recall*. Berdasarkan semua percobaan yang sudah dilakukan diatas algoritma yang paling tinggi nilainya adalah K-NN karena mendapatkan nilai tertinggi. Hasil evaluasi dengan model *prediction* dan model *test & score* , Algoritma K-NN mendapatkan nilai tertinggi dibandingkan dengan algoritma *Naïve Bayes* dengan nilai *accuracy* sebesar 96,80% (evaluasi *model predictions*) & 93,00% (evaluasi *model test & score*). Hasil evaluasi *Confusion Matrix* dengan model *prediction* dan model *test & score*, Algoritma K-NN mendapatkan nilai tertinggi, dengan nilai *accuracy* sebesar 96,85% (*model predictions*) & *accuracy* 93,03% (*model test & score*). Dengan ini algoritma K-NN dapat digunakan oleh PT. XXX dalam melakukan klasifikasi terhadap status stok barang apakah termasuk dalam kategori *Low*, atau *High* Sehingga dapat mengantisipasi

kekurangan dan kelebihan stok barang. Rekap hasil evaluasi model di tampilkan pada Table 3.

Tabel 3. Rekap Hasil Evaluasi Model

Hasil Evaluasi Model <i>Predictions</i>				
No	Algoritma	Accuracy	Precision	Recall
1	K-Nearest Neighbor	96.80%	96.90%	96.80%
2	Naïve Bayes	90.20%	92.20%	90.20%
Hasil Evaluasi Model <i>Test & Score</i>				
No	Algoritma	Accuracy	Precision	Recall
1	K-Nearest Neighbor	93.00%	93.20%	93.00%
2	Naïve Bayes	90.10%	92.10%	90.10%
Hasil Evaluasi Model <i>Predictions</i> dengan <i>Confusion Matrix</i>				
No	Algoritma	Accuracy	Precision	Recall
1	K-Nearest Neighbor	96.85%	98.47%	96.41%
2	Naïve Bayes	90.17%	100%	84.13%
Hasil Evaluasi Model <i>Test & Score</i> dengan <i>Confusion Matrix</i>				
No	Algoritma	Accuracy	Precision	Recall
1	K-Nearest Neighbor	93.03%	95.81%	92.81%
2	Naïve Bayes	90.06%	100%	83.95%

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma K-NN merupakan metode paling efektif untuk melakukan klasifikasi status stok pada PT XXX. Evaluasi pada *model prediction* menghasilkan accuracy sebesar 96,80%, sedangkan Naïve Bayes hanya mencapai accuracy 90,20%. Konsistensi keunggulan K-NN juga terlihat pada tahap *test & score* dengan accuracy 93,00%, masih lebih tinggi dibandingkan Naïve Bayes yang bertahan pada kisaran 90,10%. Analisis *confusion matrix* semakin memperkuat performa K-NN pada skenario prediksi, K-NN mencapai accuracy 96,85%, precision

98,47%, dan *recall* 96,41%, jauh melampaui *Naïve Bayes* yang meskipun memiliki *precision* 100%, namun menunjukkan penurunan *recall* hingga 84,13%. Pola serupa juga ditemukan pada tahap *test & score*, di mana K-NN kembali unggul dengan *accuracy* 93,03% dan *recall* 92,81%, sementara *Naïve Bayes* bertahan pada *accuracy* 90,06% dan *recall* 83,95%. Temuan ini mengonfirmasi bahwa K-NN memiliki kemampuan generalisasi, ketepatan, dan sensitivitas yang lebih baik terhadap karakteristik data stok yang kompleks. Penelitian ini menambah literatur terkait efektivitas algoritma klasifikasi pada manajemen persediaan *retail* serta memberikan kontribusi empiris bahwa K-NN lebih sesuai diterapkan dalam konteks klasifikasi status stok dibandingkan *Naïve Bayes*. Dengan demikian, K-NN direkomendasikan sebagai algoritma utama dalam pengembangan sistem klasifikasi stok berbasis *machine learning* untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih akurat dan responsif.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. W. Wardani, P. Gede, S. Cipta, and G. S. Mahendra, “Implementasi Naïve Bayes Pada Data Mining Untuk Mengklasifikasikan Penjualan Barang Terlaris Pada Perusahaan Ritel,” *J. Sains dan Teknol.*, vol. 12, no. 3, pp. 656–668, 2023, doi: doi.org/10.23887/jstundiksha.v12i3.38605.
- [2] M. T. Hidayat, N. Suarna, and N. Rahaningsih, “IMPLEMENTASI ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK PREDIKSI PERSEDIAAN BARANG PT . DILMONI CITRA MEBEL INDONESIA,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 693–699, 2023. <https://www.ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/view/6310>
- [3] N. Rahmah and A. A. Ningrum, “Penerapan Metode Naïve Bayes Untuk Prediksi Stok Barang Bangunan Di Toko Bangunan Bersaudara JURNAL MEDIA INFORMATIKA [JUMIN],” vol. 6, no. 3, pp. 1930–1937, 2025, [Online]. Available: <http://ejournal.sisfokomtek.org/index.php/jumin%0APenerapan>
- [4] Erni, Kamarudin, and Windarsyah, “Klasifikasi Stok Barang Menggunakan Naive Bayes Untuk Optimalisasi Persediaan Toko Ahmad Adam,” 2025, doi: doi.org/10.51903/juritek.v5i2.3907.
- [5] D. Safitri and M. Fakhriza, “K-Nearest Neighbor (KNN) Algorithm to Determine the Stock of Building Material Store Materials,” vol. 5, no. 4, pp. 850–857, 2024, doi: [10.47065/josyc.v5i4.5731](https://doi.org/10.47065/josyc.v5i4.5731).
- [6] A. Muzani, M. I. A. Sukri, S. N. Fauziah, A. Fatkhurohman, and D. Ariatmanto, “Data Mining Untuk Klasifikasi Produk Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor Pada Toko Online,” *SISFOTEK (Sistem Inf. dan Teknol.*, pp. 141–145, 2021. <https://download.garuda.kemdikbud.go.id/article.php?article=2915856&val=256>

- 25&title=Data%20Mining%20Untuk%20Klasifikasi%20Produk%20Menggunakan%20Algoritma%20K-Nearest%20Neighbor%20Pada%20Toko%20Online
- [7] H. Priatmojo, F. Saputra, M. H. Prasetyo, D. Puspitasari, and D. Nurlaela, “Perbandingan Klasifikasi Tingkat Penjualan Buah di Supermarket dengan Pendekatan Algoritma Decision Tree , Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor,” *J. Insa. (Journal Inf. Syst. Manag. Innov.*, vol. 3, no. 1, pp. 21–28, 2023. <https://jurnal.bsi.ac.id/index.php/jinsan/article/view/2097>
 - [8] Y. Akbar and M. Qibthiyah, “Penerapan Metode Naïve Bayes untuk Klasifikasi Produk,” *J. Indones. Manaj. Inform. dan Komun.*, vol. 6, no. 3, pp. 1921–1930, 2025, doi: doi.org/10.63447/jimik.v6i3.1603.
 - [9] R. Setiawan, B. Priyatna, E. Novalia, and B. Huda, “Klasifikasi Tingkat Penjualan Produk pada Toko Jati Karebet Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” vol. 15, no. 2, pp. 297–303, 2025. <https://ejurnal.umri.ac.id/index.php/JIK/article/view/9614>
 - [10] L. Sholihah, I. Setiawan, A. T. Permana, I. Y. Azhari, and W. S. R. G. Alrashid, “Implementasi Data Mining untuk Analisis Data Penjualan dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *J. Ris. Sist. Inf. dan Tek. Inform.*, vol. 2, no. 6, 2024, doi: doi.org/10.61132/merkurius.v2i6.475.