

Penerapan Algoritma Naïve Bayes untuk Klasifikasi Spare Part Industri Kelapa Sawit

Mimeng Marsella^a, Wilda Susanti*^b

^a Fakultas Ilmu Komputer, Institut Bisnis dan Teknologi Pelita Indonesia, Jl.A.Yani No. 78-88, mimeng@student.pelitaindonesia.ac.id

^b Fakultas Ilmu Komputer, Institut Bisnis dan Teknologi Pelita Indonesia, Jl.A.Yani No. 78-88, wilda@lecturer.pelitaindonesia.ac.id

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 16 November 2022

Revisi Akhir: 20 Desember 2022

Diterbitkan Online: 31 Desember 2022

KATA KUNCI

Klasifikasi, Naïve Bayes, Spare part

KORESPONDENSI

E-mail: wilda@lecturer.pelitaindonesia.ac.id

ABSTRACT

Industri kelapa sawit yang menghasilkan produk *Crude palm oil* (CPO) dan *Kernel palm oil* membutuhkan proses *maintenance*. Dalam kegiatan *maintenance*, pemeliharaan dan perawatan dilakukan untuk mencegah timbulnya gangguan dan kerusakan yang tidak terprediksi yang dapat menghambat proses produksi. Ketersediaan *spare part* yang baik dapat menunjang kegiatan *maintenance* dan performa mesin-mesin produksi. Permintaan *spare part* berkaitan erat dengan ketersediaan komponen dan kondisi suatu mesin. Untuk itu diperlukan sebuah algoritma yang mampu mengklasifikasi setiap *spare part* dibutuhkan. Algoritma *Naïve Bayes* yang merupakan metode dari data mining yang mampu melakukan klasifikasi dan peramalan setiap probabilitas dengan tingkat akurasi yang tinggi. Data yang akan diklasifikasi diambil dari data transaksi setiap item dari gudang dengan enam parameter acuan, yaitu golongan, pembelian, indent, demand, tipe order, dan stok. Terdapat empat *class* yang menjadi acuan dalam peramalan, yaitu *urgent*, *important*, *quick*, dan *normal*. Dari perhitungan *Confusion matrix* terhadap hasil prediksi 50 data uji, didapat hasil untuk nilai *Accuracy Naïve Bayes* sebesar 82%, *Precision Naïve Bayes* sebesar 77% dan nilai *Recall Naïve Bayes* sebesar 87%.

1. PENDAHULUAN

Teknologi berkembang dengan cepat dan semakin maju seiring dengan bergantinya zaman. Tidak dapat dipungkir lagi berapa banyak manfaat yang dapat diberikan oleh perkembangan teknologi dalam berbagai sektor di kehidupan manusia, khususnya dalam bidang industri manufaktur.

Dalam usaha untuk menggunakan fasilitas produksi agar kontinuitas produksi dapat terjamin, maka perlu adanya *maintenance* dan penyediaan *spare part* mesin yang baik. *Maintenance* adalah kegiatan perawatan mesin produksi secara berkala demi menjaga keberlangsungan kegiatan produksi. *Spare part* mesin produksi merupakan komponen yang wajib tersedia demi pemeliharaan mesin-mesin produksi dan pendukung kegiatan *maintenance*. Tujuan pengendalian suku cadang adalah berusaha menyediakan suku cadang yang diperlukan untuk menunjang kegiatan *maintenance* tersebut sehingga kinerja mesin terjaga serta proses produksi dapat berjalan dengan lancar tanpa terjadinya kekurangan persediaan (*out of stock*) dan diperoleh biaya persediaan minimal [1].

PT. Multi Agro Sentosa adalah salah satu perusahaan yang bergerak di bidang perkebunan dan pengolahan minyak Kelapa Sawit. Penyediaan *Spare part* yang dilakukan pada PT. Multi Agro Sentosa dilihat dari beberapa kriteria, diantaranya adalah golongan, tempat pemesanan, ketersediaan barang di toko,

pemakaian barang di lapangan, pola pemesanan, dan jumlah stok sekarang. Item yang disimpan dipisah menurut golongannya untuk memudahkan dalam tindakan penyimpanannya. Masalah yang sering dihadapi dalam kegiatan penyediaan barang adalah kurang terkontrolnya ketersediaan barang yang kerap kali menimbulkan tertundanya proses *maintenance*. Barang yang sering dibutuhkan juga merupakan barang indent dan barang yang biasanya dipesan dari Medan. Kebutuhan yang tinggi dan realisasi yang lama menyebabkan barang menjadi *Urgent* dan meresahkan banyak pihak. Maka untuk mengatasi masalah tersebut, diperlukan metode prediksi *spare part* yang efektif untuk pemesanan barang dengan menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier*.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Algoritma Naïve Bayes

Algoritma *Naïve Bayes* adalah salah satu algoritma klasifikasi berdasarkan teorema Bayesian pada statistika. Algoritma *Naïve Bayes* dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu kelas [2]. Definisi lain mengatakan *Naïve Bayes* merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya [3].

Metode ini sering digunakan dalam menyelesaikan masalah dalam bidang mesin pembelajaran karena metode ini dikenal memiliki tingkat akurasi yang tinggi dengan perhitungan sederhana. [4].

Teorema bayes merupakan dasar aturan dari *Naive bayes classifier* [5]. Pada Teorema Bayes, bila terdapat dua kejadian yang terpisah (misalkan X dan H), maka Teorema Bayes dirumuskan sebagai berikut:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)}{P(X)} \cdot P(H) \quad (2.1)$$

Keterangan :

X : Data dengan *class* yang belum diketahui

H : Hipotesis data merupakan suatu *class* spesifik

$P(H|X)$: Probabilitas hipotesis H berdasar kondisi X (posteriori probabilitas)

$P(H)$: Probabilitas hipotesis H (prior probabilitas)

$P(X|H)$: Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H

$P(X)$: Probabilitas X

Teorema Bayes sering pula dikembangkan mengingat berlakunya hukum probabilitas total, menjadi seperti berikut:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)}{\sum_{i=1}^n P(H_i|X)} \cdot P(H) \quad (2.2)$$

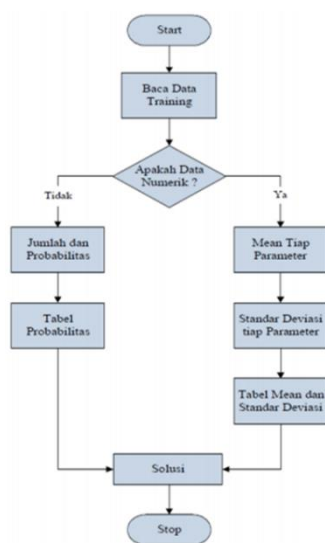
Keterangan :

I : 1,2,3, ... , n jumlah data Hipotesis (prior probabilitas)

dimana : $H_1 \cup H_2 \cup H_3 \dots \cup H_n = S$

S : Probabilitas total H

Alur dari *Naive Bayes* dapat dilihat pada Gambar berikut :



Gambar 1. Alur Metode

Adapun alur metode dari gambar 2 adalah sebagai berikut:

1. Membaca Data Training
2. Menghitung Jumlah dan Probabilitas, namun jika data numerik maka :
 - a. Menghitung nilai mean dan Standar Deviasi dari masing-masing parameter yang merupakan numerik.
 - b. Menghitung nilai probabilitas dengan cara menghitung jumlah data yang sesuai dari kategori yang sama dibagi dengan jumlah data pada kategori tersebut.
3. Mendapatkan nilai dalam tabel mean, Standar Deviasi dan Probabilitas
4. Menghasilkan Solusi

Teori Bayesian, mempunyai beberapa kelebihan, yaitu:

1. Mudah untuk dipahami

2. Hanya memerlukan pengkodean yang sederhana
3. Lebih cepat dalam penghitungan
4. Menangani kuantitatif dan data diskrit
5. Kokoh untuk titik noise yang diisolasi, misalkan titik yang dirata – ratakan ketika mengestimasi peluang bersyarat data.
6. Hanya memerlukan sejumlah kecil data pelatihan untuk mengestimasi parameter (rata – rata dan variansi dari variabel) yang dibutuhkan untuk klasifikasi.
7. Menangani nilai yang hilang dengan mengabaikan instansi selama perhitungan estimasi peluang
8. Cepat dan efisiensi ruang
9. Kokoh terhadap atribut yang tidak relevan

2.2 Laplace Correction

Laplace Correction (Laplacian Estimator) atau additive smoothing adalah suatu cara untuk menangani nilai probabilitas 0 (nol). Dari sekian banyak data di training set, pada setiap perhitungan datanya ditambah 1 (satu) dan tidak akan membuat perbedaan yang berarti pada estimasi probabilitas sehingga bisa menghindari kasus nilai probabilitas 0 (nol). *Laplace Correction* ini dapat dinyatakan dalam persamaan seperti pada persamaan berikut ini :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)}{P(X)} \cdot P(H) \quad (2.3)$$

Keterangan :

ρ_i : probabilitas dari atribut m_i

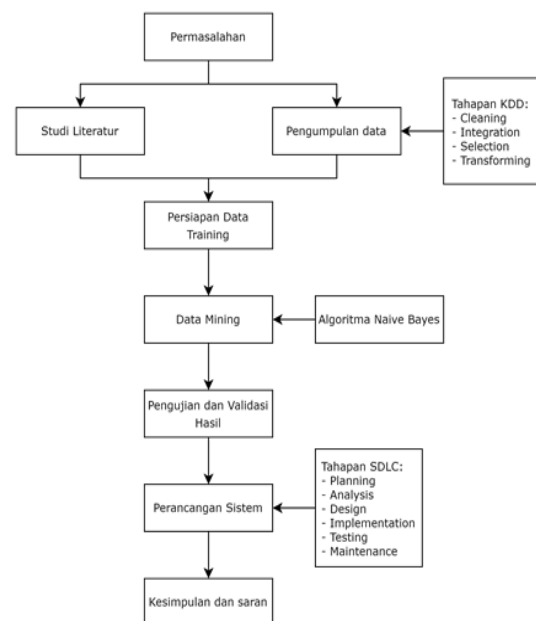
m_i : jumlah sampel dalam kelas dari atribut m_i

k : jumlah kelas dari atribut m_i

n : jumlah sampel

3 METODOLOGI

3.1 Kerangka Penelitian



Gambar 2. Kerangka Penelitian

Penelitian ini dimulai dari mengamati dan meninjau permasalahan yang ada pada Pabrik Kelapa Sawit PT. Multi Agro Sentosa. Permasalahan yang diamati terletak pada bagian Gudang

PT. Multi Agro Sentosa . Permasalahan yang terjadi saat ini yaitu kurang efektifnya dalam memperkirakan pemesanan *spare part* untuk persediaan gudang, sehingga menyebabkan terhambatnya kegiatan maintenance Pabrik Pengolahan.

Setelah ditemukannya pokok permasalahan, kemudian dilakukan studi literatur dan pengumpulan data yang kemudian menjadi Metode Penelitian ini. Studi literatur dimaksud untuk mencari pengetahuan mengenai metode-metode yang dapat dilakukan untuk mengatasi masalah yang telah dijabarkan sebelumnya. Studi literatur bersumber dari buku-buku di perpustakaan, jurnal ilmiah penelitian serupa yang ada sebelumnya dan telah diuji oleh peneliti sebelumnya, dan sumber-sumber lainnya.

Pengumpulan data dilakukan dengan dua cara, yang pertama dengan melakukan pengamatan secara langsung untuk mendapatkan informasi dan data-data mentah yang akan diolah kembali. Pengamatan ini juga termasuk wawancara terhadap Mandor Gudang dan Staff *Maintenance* yang ada di Pabrik Kelapa Sawit secara langsung, dan Observasi di Gudangnya. Yang kedua adalah pengolahan data mentah menggunakan kaidah *Knowledge discovery in database* sebagai acuan dalam mempersiapkan dataset sebagai data training yang kemudian akan diproses dengan menggunakan Algoritma *Naive Bayes*.

Setelah proses perhitungan dengan data mining, didapat hasil dalam bentuk klasifikasi seperti yang telah ditentukan. Klasifikasi ini kemudian akan diuji kebenarannya dengan menggunakan teknik *Confusion matrix*. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi dari metode *Naive Bayes* ini.

Terakhir, peneliti merancang sistem dengan menggunakan metode SDLC atau yang dikenal sebagai metode Waterfall. Perancangan program menggunakan basis web dengan database MySQL dengan media XAMPP, serta menggunakan bahasa pemrograman PHP Native dengan kode editor Visual Studio Code. Program ini kemudian dilakukan pengujian dengan menggunakan metode *Black box*. Pengujian ini dimaksud untuk mengetahui apakah interface dari sistem berjalan sesuai dengan fungsi yang telah ditetapkan oleh peneliti terhadap si pengguna di lapangan.

3.2 Metode Penelitian

Dalam penelitian ini, ada beberapa tahapan yang harus dilakukan terlebih dahulu, diantaranya sebagai berikut:

1. Studi literatur

Penulis melakukan penelitian dengan membaca dan mempelajari jurnal, buku literatur yang dapat dijadikan pendukung dalam penyelesaian penulisan ini. Penulis juga mempelajari kinerja pengolahan dan produksi industri kelapa sawit dan mendata permasalahan yang berhubungan dengan topik penelitian ini.

2. Wawancara

Wawancara dilakukan di kantor PKS dengan Mandor Gudang yang bertanggungjawab atas penyediaan kebutuhan pekerjaan pabrik produksi dan Staff *Maintenance* yang mengawasi kegiatan perawatan mesin-mesin produksi di PKS, sekaligus berdiskusi singkat untuk memudahkan pengambilan keputusan dari sistem yang akan dikembangkan.

3. Observasi

Observasi dilakukan untuk mempelajari pola pemakaian dan permintaan *spare part*, dengan memperhatikan beberapa tahapan dalam proses pencatatan record.

Sumber data untuk penelitian diperoleh dari data transaksi *spare part* mesin produksi berjalan dari bulan Januari 2021 sampai dengan Desember 2021.

Data ini harus melewati proses seleksi sesuai dengan tahapan *Knowledge discovery in database* (KDD). *Knowledge discovery in databases* (KDD) adalah keseluruhan proses nontrivial untuk mencari dan mengidentifikasi pola (*pattern*) dalam data, dimana pola yang ditemukan bersifat sah, baru, dapat bermanfaat dan dapat dimengerti. KDD berhubungan dengan teknik integrasi dan penemuan ilmiah, interpretasi dan visualisasi dari pola-pola sejumlah kumpulan data. Data harus melewati tahapan KDD untuk mendapatkan kualitas data latih yang tepat [6].

Data record yang akan dipakai adalah data item yang merupakan *spare part* di gudang sebanyak 1971 record item yang telah dipilah dari 2704 item. Dari data tersebut diambil beberapa atribut untuk pengolahan data mining yaitu:

- Kode Item
- Nama Item
- Jumlah Item
- Satuan Item
- Kategori Item

Pada persiapan data untuk data mining, ada beberapa tahap yang dilakukan sesuai dengan kaidah KDD, yaitu :

1. Data selection

Pada tahap ini data akan diseleksi dengan cara melihat kecenderungan data/kesesuaian data topik/ judul penelitian yang akan diteliti. Data yang akan diambil adalah data transaksi pemasukkan dan pengeluaran gudang dalam kurun periode yang telah ditentukan.

2. Data preprocessing/cleaning

Dalam tahapan *preprocessing* yaitu menghilangkan noise data yang tidak konsisten, data error atau data kosong. Dalam tahap ini, didapat data sebanyak 2704 berdasarkan jumlah kode item yang ada di stok di gudang, dan diantara item tersebut, sebanyak 1971 item teridentifikasi sebagai *spare part*.

3. Data Transformation

Data akan berubah atau bersatu menjadi bentuk yang tepat untuk dilakukan proses Data Mining. Dalam tahapan ini attribute yang akan dipakai akan diberi label mengikuti kondisi data-data pada attribute tersebut.

3.3 Data Mining

Perhitungan data mining dengan menggunakan *Naive Bayes Classifier*:

1. Menghitung jumlah *Class Probabilities*

Dataset transaksi item dalam gudang PKS memiliki 4 kelas probabilitas. Dari total data set sebanyak 1971 item, didapat sebanyak 17 item dengan label *Urgent*, 166 item dengan label *Important*, 581 item dengan label *Quick*, dan sebanyak 1207 item dengan label *Normal*.

Tabel 1 : Jumlah dan Nilai probabilitas *Class*

xC	Jumlah	Probabilitas
<i>Urgent</i>	17	0,009
<i>Important</i>	166	0,084
<i>Quick</i>	581	0,295
<i>Normal</i>	1207	0,612

$P(C=Urgent)$:

$$\begin{aligned}
 &= \frac{x C \text{ Urgent}}{(x C \text{ Urgent} + x C \text{ Important} + x C \text{ Quick} + x C \text{ Normal})} \\
 &= \frac{17}{(17 + 166 + 581 + 1207)} \\
 &= \frac{17}{1971} = 0,009
 \end{aligned}$$

$P(C=Important):$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{x C \text{ Important}}{(x C \text{ Urgent} + x C \text{ Important} + x C \text{ Quick} + x C \text{ Normal})} \\
 &= \frac{166}{(17 + 166 + 581 + 1207)} \\
 &= \frac{166}{1971} = 0,084
 \end{aligned}$$

$P(C=Quick):$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{x C \text{ Quick}}{(x C \text{ Urgent} + x C \text{ Important} + x C \text{ Quick} + x C \text{ Normal})} \\
 &= \frac{581}{(17 + 166 + 581 + 1207)} \\
 &= \frac{581}{1971} = 0,295
 \end{aligned}$$

$P(C=Normal):$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{x C \text{ Normal}}{(x C \text{ Urgent} + x C \text{ Important} + x C \text{ Quick} + x C \text{ Normal})} \\
 &= \frac{1207}{(17 + 166 + 581 + 1207)} \\
 &= \frac{1207}{1971} = 0,612
 \end{aligned}$$

2. Menghitung Conditional Probabilities atribut golongan

Setelah nilai *Class Probabilities* prioritas ditemukan, maka selanjutnya adalah menghitung nilai *Conditional Probabilities* dari atribut golongan. Untuk jumlah data masing-masing golongan terhadap semua kelas dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 2 : Jumlah Atribut Golongan

F1	Jumlah atribut terhadap xC			
	Urgent	Important	Quick	Normal
Pelumas	0	3	11	4
Suku Cadang	16	100	351	616
Kerangan Supp	0	3	10	1
Consumable	0	6	33	221
Instalasi	1	54	176	365

$P(F_1=Bahan \text{ Pelumas} | C=Urgent):$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{x F_1 = \text{Bahan Pelumas} \cap C = \text{Urgent}}{x C = \text{Urgent}} \\
 &= \frac{0}{17} = 0
 \end{aligned}$$

$P(F_1=Bahan \text{ Pelumas} | C=Important):$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{x F_1 = \text{Bahan Pelumas} \cap C = \text{Important}}{x C = \text{Important}} \\
 &= \frac{3}{166} = 0,018
 \end{aligned}$$

$P(F_1=Bahan \text{ Pelumas} | C=Quick):$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{x F_1 = \text{Bahan Pelumas} \cap C = \text{Quick}}{x C = \text{Quick}} \\
 &= \frac{11}{581} = 0,019
 \end{aligned}$$

$P(F_1=Bahan \text{ Pelumas} | C=Normal):$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{x F_1 = \text{Bahan Pelumas} \cap C = \text{Normal}}{x C = \text{Normal}} \\
 &= \frac{4}{1207} = 0,003
 \end{aligned}$$

Tabel 3 : Nilai Atribut Golongan

F1	Nilai atribut terhadap xC			
	Urgent	Important	Quick	Normal
Pelumas	0	0,018	0,019	0,003
Suku Cadang	0,941	0,602	0,604	0,510
Kerangan Supp	0	0,018	0,017	0,001
Consumable	0	0,036	0,057	0,183
Instalasi	0,059	0,325	0,303	0,302

Dalam tabel 3, terdapat nilai probabilitas yang bernilai nol pada kelas *Urgent*. Untuk mengatasi hal tersebut, maka seluruh nilai probabilitas kriteria/atribut Golongan yang ada pada kelas *Urgent* akan dilakukan perhitungan kembali dengan *Laplace Correction* sebagai berikut:

$P(F_1=Bahan \text{ Pelumas} | C=Urgent):$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{(x F_1 = \text{Bahan Pelumas} \cap C = \text{Urgent}) + 1}{x C = \text{Urgent} + \text{jumlah atribut } F} \\
 &= \frac{0 + 1}{17 + 5} \\
 &= \frac{1}{22} = 0,045
 \end{aligned}$$

$P(F_1=Suku \text{ Cadang} | C=Urgent):$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{(x F_1 = \text{Suku Cadang} \cap C = \text{Urgent}) + 1}{x C = \text{Urgent} + \text{jumlah atribut } F} \\
 &= \frac{16 + 1}{17 + 5} \\
 &= \frac{17}{22} = 0,773
 \end{aligned}$$

$P(F_1=Barang \text{ Kerangan Supplier} | C=Urgent):$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{(x F_1 = \text{Barang Kerangan Supplier} \cap C = \text{Urgent}) + 1}{x C = \text{Urgent} + \text{jumlah atribut } F} \\
 &= \frac{0 + 1}{17 + 5} \\
 &= \frac{1}{22} = 0,045
 \end{aligned}$$

$P(F_1=Barang \text{ Consumable} | C=Urgent):$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{(x F_1 = \text{Barang Consumable} \cap C = \text{Urgent}) + 1}{x C = \text{Urgent} + \text{jumlah atribut } F} \\
 &= \frac{0 + 1}{17 + 5} \\
 &= \frac{1}{22} = 0,045
 \end{aligned}$$

$P(F_1=Bahan \text{ Instalasi} | C=Urgent):$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{(x F_1 = \text{Bahan Instalasi} \cap C = \text{Urgent}) + 1}{x C = \text{Urgent} + \text{jumlah atribut } F} \\
 &= \frac{1 + 1}{17 + 5} \\
 &= \frac{2}{22} = 0,091
 \end{aligned}$$

Tabel 4 : Laplace Atribut Golongan

F1	Nilai atribut terhadap xC			
	Urgent	Important	Quick	Normal
Pelumas	0,045	0,018	0,019	0,003
Suku Cadang	0,773	0,602	0,604	0,510

Kerangan Supp	0,045	0,018	0,017	0,001
Consumable	0,045	0,036	0,057	0,183
Instalasi	0,091	0,325	0,303	0,302

3. Menghitung *Conditional Probabilities* atribut Pembelian

Selanjutnya adalah menghitung nilai probabilitas dari atribut pembelian. Atribut pembelian dilihat dari kota dimana *spare part* dipesan, yaitu Medan dan Pekanbaru. Untuk jumlah data masing-masing kriteria/atribut terhadap kelas dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 5 : Jumlah Atribut Pembelian

F2	Jumlah atribut terhadap xC			
	Urgent	Important	Quick	Normal
Medan	17	97	95	0
Pekanbaru	0	69	486	1207

$$P(F_2=\text{Medan}|C=\text{Urgent}):$$

$$= \frac{(xF_2 = \text{Medan} \cap C = \text{Urgent}) + 1}{xC = \text{Urgent} + \text{jumlah atribut } F}$$

$$= \frac{17 + 1}{17 + 2}$$

$$= \frac{18}{19} = 0,097$$

$$P(F_2=\text{Pekanbaru}|C=\text{Urgent}):$$

$$= \frac{(xF_2 = \text{Pekanbaru} \cap C = \text{Urgent}) + 1}{xC = \text{Urgent} + \text{jumlah atribut } F}$$

$$= \frac{0 + 1}{17 + 2}$$

$$= \frac{1}{19} = 0,053$$

$$P(F_2=\text{Medan}|C=\text{Normal}):$$

$$= \frac{(xF_2 = \text{Medan} \cap C = \text{Normal}) + 1}{xC = \text{Normal} + \text{jumlah atribut } F}$$

$$= \frac{0 + 1}{1207 + 2}$$

$$= \frac{1}{1209} = 0,001$$

$$P(F_2=\text{Pekanbaru}|C=\text{Urgent}):$$

$$= \frac{(xF_2 = \text{Pekanbaru} \cap C = \text{Normal}) + 1}{xC = \text{Normal} + \text{jumlah atribut } F}$$

$$= \frac{1207 + 1}{1207 + 2}$$

$$= \frac{1208}{1209} = 0,999$$

Untuk perhitungan probabilitas kriteria/atribut pembelian terhadap kelas *Important* dan *Quick*, hanya perlu dihitung dengan Teorema Bayes saja tanpa *Laplace Correction*. Perhitungannya adalah sebagai berikut:

$$P(F_2=\text{Medan}|C=\text{Important}):$$

$$= \frac{xF_2 = \text{Medan} \cap C = \text{Important}}{xC = \text{Important}}$$

$$= \frac{97}{166} = 0,584$$

$$P(F_2=\text{Pekanbaru}|C=\text{Important}):$$

$$= \frac{xF_2 = \text{Pekanbaru} \cap C = \text{Important}}{xC = \text{Important}}$$

$$= \frac{69}{166} = 0,416$$

$$P(F_2=\text{Medan}|C=\text{Quick}):$$

$$= \frac{xF_2 = \text{Medan} \cap C = \text{Quick}}{xC = \text{Quick}}$$

$$= \frac{95}{581} = 0,164$$

$$P(F_2=\text{Pekanbaru}|C=\text{Quick}):$$

$$= \frac{xF_2 = \text{Pekanbaru} \cap C = \text{Quick}}{xC = \text{Quick}}$$

$$= \frac{486}{581} = 0,836$$

Tabel 6 : Nilai Atribut Pembelian

F2	Nilai atribut terhadap xC			
	Urgent	Important	Quick	Normal
Medan	0,947	0,584	0,164	0,001
Pekanbaru	0,053	0,416	0,836	0,999

4. Menghitung *Conditional Probabilities* atribut Indent

Selanjutnya adalah menghitung nilai probabilitas dari atribut Indent. Atribut Indent dilihat dari apakah *spare part* merupakan barang Indent atau tidak sehingga didapat dua kesimpulan, yaitu yes dan no. Untuk jumlah data masing-masing kriteria/atribut terhadap kelas dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 7 : Jumlah Atribut Indent

F3	Jumlah atribut terhadap xC			
	Urgent	Important	Quick	Normal
Yes	14	0	0	0
No	3	166	581	1207

$$P(F_3=\text{Yes}|C=\text{Important}):$$

$$= \frac{(xF_3 = \text{Yes} \cap C = \text{Important}) + 1}{xC = \text{Important} + \text{jumlah atribut } F}$$

$$= \frac{0 + 1}{166 + 2}$$

$$= \frac{1}{168} = 0,006$$

$$P(F_3=\text{No}|C=\text{Important}):$$

$$= \frac{(xF_3 = \text{No} \cap C = \text{Important}) + 1}{xC = \text{Important} + \text{jumlah atribut } F}$$

$$= \frac{166 + 1}{166 + 2}$$

$$= \frac{167}{168} = 0,994$$

$$P(F_3=\text{Yes}|C=\text{Quick}):$$

$$= \frac{(xF_3 = \text{Yes} \cap C = \text{Quick}) + 1}{xC = \text{Quick} + \text{jumlah atribut } F}$$

$$= \frac{0 + 1}{581 + 2}$$

$$= \frac{1}{583} = 0,002$$

$$P(F_3=\text{No}|C=\text{Quick}):$$

$$= \frac{(xF_3 = \text{No} \cap C = \text{Quick}) + 1}{xC = \text{Quick} + \text{jumlah atribut } F}$$

$$= \frac{581 + 1}{581 + 2}$$

$$= \frac{582}{583} = 0,998$$

$$\begin{aligned}
 &P(F_3=Yes|C=Normal): \\
 &= \frac{(xF_3 = Yes \cap C = Normal) + 1}{xC = Normal + jumlah\ atribut\ F} \\
 &= \frac{0 + 1}{1207 + 2} \\
 &= \frac{1}{1209} = 0,001
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &P(F_3=No|C=Normal): \\
 &= \frac{(xF_3 = No \cap C = Normal) + 1}{xC = Normal + jumlah\ atribut\ F} \\
 &= \frac{1207 + 1}{1207 + 2} \\
 &= \frac{1208}{1209} = 0,999
 \end{aligned}$$

Untuk perhitungan probabilitas kriteria/atribut Indent terhadap kelas *Urgent*, hanya perlu dihitung dengan Teorema Bayes saja tanpa *Laplace Correction*. Perhitungannya adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 &P(F_3=Yes|C=Urgent): \\
 &= \frac{xF_3 = Yes \cap C = Urgent}{xC = Urgent} \\
 &= \frac{14}{17} = 0,824
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &P(F_4=No|C=Urgent): \\
 &= \frac{xF_4 = No \cap C = Urgent}{xC = Urgent} \\
 &= \frac{3}{17} = 0,176
 \end{aligned}$$

Tabel 8 : Nilai Atribut Indent

F3	Nilai atribut terhadap xC			
	Urgent	Important	Quick	Normal
Yes	0,824	0,006	0,002	0,001
No	0,176	0,994	0,998	0,999

5. Menghitung *Conditional Probabilities* atribut Demand

Selanjutnya adalah menghitung nilai probabilitas dari atribut demand. Atribut demand dilihat dari seberapa seringnya permintaan dilakukan sehingga didapat dua kesimpulan, yaitu tinggi dan rendah. Untuk jumlah data masing-masing kriteria/atribut terhadap kelas dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 9 : Jumlah Atribut Demand

F4	Jumlah atribut terhadap xC			
	Urgent	Important	Quick	Normal
Tinggi	0	2	0	0
Rendah	17	164	581	1207

$$\begin{aligned}
 &P(F_4=Tinggi|C=Urgent): \\
 &= \frac{(xF_4 = Tinggi \cap C = Urgent) + 1}{xC = Urgent + jumlah\ atribut\ F} \\
 &= \frac{0 + 1}{17 + 2} \\
 &= \frac{1}{19} = 0,053
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &P(F_4=Rendah|C=Urgent): \\
 &= \frac{(xF_4 = Rendah \cap C = Urgent) + 1}{xC = Urgent + jumlah\ atribut\ F} \\
 &= \frac{17 + 1}{17 + 2}
 \end{aligned}$$

$$= \frac{18}{19} = 0,947$$

$$\begin{aligned}
 &P(F_4=Tinggi|C=Quick): \\
 &= \frac{(xF_4 = Tinggi \cap C = Quick) + 1}{xC = Quick + jumlah\ atribut\ F} \\
 &= \frac{0 + 1}{581 + 2} \\
 &= \frac{1}{583} = 0,002
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &P(F_4=Rendah|C=Quick): \\
 &= \frac{(xF_4 = Rendah \cap C = Quick) + 1}{xC = Quick + jumlah\ atribut\ F} \\
 &= \frac{581 + 1}{581 + 2} \\
 &= \frac{582}{583} = 0,998
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &P(F_4=Tinggi|C=Normal): \\
 &= \frac{(xF_4 = Tinggi \cap C = Normal) + 1}{xC = Normal + jumlah\ atribut\ F} \\
 &= \frac{0 + 1}{1207 + 2} \\
 &= \frac{1}{1209} = 0,001
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &P(F_4=Rendah|C=Normal): \\
 &= \frac{(xF_4 = Rendah \cap C = Normal) + 1}{xC = Normal + jumlah\ atribut\ F} \\
 &= \frac{1207 + 1}{1207 + 2} \\
 &= \frac{1208}{1209} = 0,999
 \end{aligned}$$

Untuk perhitungan probabilitas kriteria/atribut demand terhadap kelas *Important*, hanya perlu dihitung dengan Teorema Bayes saja tanpa *Laplace Correction*. Perhitungannya adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 &P(F_4=Tinggi|C=Important): \\
 &= \frac{xF_4 = Tinggi \cap C = Important}{xC = Important} \\
 &= \frac{2}{166} = 0,012
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &P(F_4=Rendah|C=Important): \\
 &= \frac{xF_4 = Rendah \cap C = Important}{xC = Important} \\
 &= \frac{164}{166} = 0,988
 \end{aligned}$$

Tabel 10 : Nilai Atribut Demand

F4	Nilai atribut terhadap xC			
	Urgent	Important	Quick	Normal
Tinggi	0,053	0,012	0,002	0,001
Rendah	0,947	0,988	0,988	0,999

7. Menghitung *Conditional Probabilities* atribut Stok

Selanjutnya adalah menghitung nilai probabilitas dari atribut Stok. Atribut Stok dilihat dari jumlah stok akhir tiap *spare part* apakah melewati stok minimum sehingga didapat dua kesimpulan, yaitu cukup dan tidak cukup. Untuk jumlah data masing-masing kriteria/atribut terhadap kelas dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 11 : Jumlah Atribut Stok

F5	Jumlah atribut terhadap xC			
	Urgent	Important	Quick	Normal
Cukup	14	99	581	1207
Tidak Cukup	3	67	0	0

$P(F_6=Cukup|C=Quick)$:

$$\begin{aligned}
 &= \frac{(xF_6 = Cukup \cap C = Quick) + 1}{xC = Quick + jumlah atribut F} \\
 &= \frac{581 + 1}{581 + 2} \\
 &= \frac{582}{583} = 0,998
 \end{aligned}$$

$P(F_6=Tidak Cukup|C=Quick)$:

$$\begin{aligned}
 &= \frac{(xF_6 = Tidak Cukup \cap C = Quick) + 1}{xC = Quick + jumlah atribut F} \\
 &= \frac{0 + 1}{581 + 2} \\
 &= \frac{1}{583} = 0,002
 \end{aligned}$$

$P(F_6=Cukup|C=Normal)$:

$$\begin{aligned}
 &= \frac{(xF_6 = Cukup \cap C = Normal) + 1}{xC = Normal + jumlah atribut F} \\
 &= \frac{1207 + 1}{1207 + 2} \\
 &= \frac{1208}{1209} = 0,999
 \end{aligned}$$

$P(F_6=Tidak Cukup|C=Normal)$:

$$\begin{aligned}
 &= \frac{(xF_6 = Tidak Cukup \cap C = Normal) + 1}{xC = Normal + jumlah atribut F} \\
 &= \frac{0 + 1}{1207 + 2} \\
 &= \frac{1}{1209} = 0,001
 \end{aligned}$$

Untuk perhitungan probabilitas kriteria/atribut Stok terhadap kelas *Urgent* dan *Impotant*, hanya perlu dihitung dengan Teorema Bayes saja tanpa *Laplace Correction*. Perhitungannya adalah sebagai berikut:

$P(F_6=Cukup|C=Urgent)$:

$$\begin{aligned}
 &= \frac{xF_6 = Cukup \cap C = Urgent}{xC = Urgent} \\
 &= \frac{14}{17} = 0,824
 \end{aligned}$$

$P(F_6=Tidak Cukup|C=Urgent)$:

$$\begin{aligned}
 &= \frac{xF_6 = Tidak Cukup \cap C = Urgent}{xC = Urgent} \\
 &= \frac{3}{17} = 0,176
 \end{aligned}$$

$P(F_6=Cukup|C=Important)$:

$$\begin{aligned}
 &= \frac{xF_6 = Cukup \cap C = Important}{xC = Important} \\
 &= \frac{99}{166} = 0,596
 \end{aligned}$$

$P(F_6=Tidak Cukup|C=Important)$:

$$\begin{aligned}
 &= \frac{xF_6 = Tidak Cukup \cap C = Important}{xC = Important} \\
 &= \frac{67}{166} = 0,404
 \end{aligned}$$

Tabel 12 : Nilai Atribut Stok

F5	Jumlah atribut terhadap xC			
	Urgent	Important	Quick	Normal
Cukup	0,824	0,596	0,998	0,999
Tidak Cukup	0,176	0,404	0,002	0,001

8. Evaluation

Setelah semua nilai probabilitas kelas dan masing-masing kriteria klasifikasi, maka dilakukan pengujian. Data uji yang akan dipakai ada sebanyak 50 data.

Untuk perhitungan prediksinya dapat dicontohkan sebagai berikut:

Pada data ke-34, diketahui F_1 =Suku Cadang, F_2 =Pekanbaru, F_3 =No, F_4 =Rendah, F_5 =Regular, F_6 =Cukup, maka untuk perhitungan nilai prediksi probabilitas terhadap masing-masing kelas dilakukan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 P(C = Urgent|X) &= (P(F_1 = Suku Cadang|C) * \\
 &\quad P(F_2 = Pekanbaru|C) * P(F_3 = No|C) * \\
 &\quad P(F_4 = Rendah|C) * P(F_5 = Regular|C) * \\
 &\quad P(F_6 = Cukup|C)) * P(C) \\
 P(C = Urgent|X) &= (0,773 * 0,053 * 0,176 * 0,947 * 0,947 * \\
 &\quad 0,824) * 0,009 \\
 P(C = Urgent|X) &= 0,0000457534863884286
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 P(C = Important|X) &= (P(F_1 = Suku Cadang|C) * \\
 &\quad P(F_2 = Pekanbaru|C) * P(F_3 = No|C) * \\
 &\quad P(F_4 = Rendah|C) * \\
 &\quad P(F_5 = Regular|C) * \\
 &\quad P(F_6 = Cukup|C)) * P(C) \\
 P(C = Important|X) &= (0,602 * 0,416 * 0,994 * 0,988 * 0,994 * \\
 &\quad 0,596) * 0,084 \\
 P(C = Important|X) &= 0,00125739710806351
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 (C = Quick|X) &= (P(F_1 = Suku Cadang|C) * \\
 &\quad P(F_2 = Pekanbaru|C) * P(F_3 = No|C) * \\
 &\quad P(F_4 = Rendah|C) * P(F_5 = Regular|C) * \\
 &\quad P(F_6 = Cukup|C)) * P(C) \\
 P(C = Quick|X) &= (0,604 * 0,836 * 0,998 * 0,988 * 0,836 * \\
 &\quad 0,998) * 0,295 \\
 P(C = Quick|X) &= 0,00362724461471998
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 (C = Normal|X) &= (P(F_1 = Suku Cadang|C) * \\
 &\quad P(F_2 = Pekanbaru|C) * P(F_3 = No|C) * \\
 &\quad P(F_4 = Rendah|C) * P(F_5 = Regular|C) * \\
 &\quad P(F_6 = Cukup|C)) * P(C) \\
 P(C = Normal|X) &= (0,510 * 0,999 * 0,999 * 0,999 * 0,001 * \\
 &\quad 0,999) * 0,612 \\
 P(C = Normal|X) &= 0,000003628874693
 \end{aligned}$$

Dari perhitungan tersebut, diperoleh nilai probabilitas tertinggi terdapat pada $P(C = Quick|X)$ dengan nilai (0,00362724461471998) sehingga prediksi permintaan dan pengadaan stok adalah *Quick*.

3.4 Pengujian Manual

Pengujian hasil klasifikasi dilakukan dengan menggunakan metode *Confusion matrix*.

Tabel 13 : Confusion matrix

Aktual	Prediksi			
	Urgent	Important	Quick	Normal

Urgent	3	5	0	0
Important	0	16	0	0
Quick	0	0	11	3
Normal	0	0	1	11

Setelah tabel *Confusion matrix* tersebut didapatkan, semua yang terprediksi dengan benar dilambangkan dengan TP dan yang terprediksi dengan tidak benar dilambangkan dengan FP, selanjutnya dilakukan perhitungan nilai presentase *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall* daripada hasil klasifikasi *Naive Bayes*.

1. Menghitung Accuracy

$$TP = \frac{TP_{Urgent} + TP_{Important} + TP_{Quick} + TP_{Normal}}{Jumlah\ Data}$$

$$TP = \frac{3 + 16 + 11 + 11}{50}$$

$$TP = \frac{41}{50}$$

$$TP = 82\%$$

2. Menghitung Precision

Tabel 14 : Precision

Aktual	Prediksi			
	Urgent	Important	Quick	Normal
TP	3	16	11	11
FP	5+0+0	0+0+0	0+0+3	0+0+1
Precision	0,375	1	0,785714	0,916667

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

$$Precision_{Urgent} = \frac{3}{(3 + 5)} = 0,375$$

$$Precision_{Important} = \frac{16}{(16 + 0)} = 1$$

$$Precision_{Quick} = \frac{11}{(11 + 3)} = 0,785714$$

$$Precision_{Normal} = \frac{11}{(11 + 1)} = 0,916667$$

$$= \frac{Precision_{Urgent} + Precision_{Important} + Precision_{Quick} + Precision_{Normal}}{Jumlah\ Kelas}$$

$$= \frac{0,375 + 1 + 0,785714 + 0,916667}{4}$$

$$Precision = 77\%$$

3. Menghitung Recall

Tabel 15 : Recall

Aktual	Prediksi			
	Urgent	Important	Quick	Normal
TP	3	16	11	11
FN	0+0+0	5+0+0	0+0+1	0+0+3
Recall	1	0,761905	0,916667	0,785714

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

$$Recall_{Urgent} = \frac{3}{(3 + 0)} = 1$$

$$Recall_{Important} = \frac{16}{(16 + 5)} = 0,761905$$

$$Recall_{Quick} = \frac{11}{(11 + 1)} = 0,916667$$

$$Recall_{Normal} = \frac{11}{(11 + 3)} = 0,785714$$

$$= \frac{Rec_{Urgent} + Rec_{Important} + Rec_{Quick} + Rec_{Normal}}{Jumlah\ Kelas}$$

$$= \frac{1 + 0,761905 + 0,916667 + 0,785714}{4}$$

$$Recall = 87\%$$

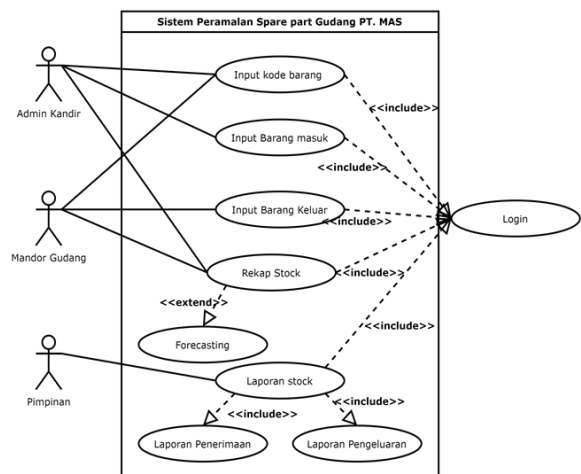
Dari perhitungan *Confusion matrix* terhadap hasil prediksi 50 data uji, didapat hasil untuk nilai *Accuracy Naive Bayes* sebesar 82%, *Precision Naive Bayes* sebesar 77% dan nilai *Recall Naive Bayes* sebesar 87%.

4 HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Sistem Informasi Baru

4.1.1 Use case Diagram

Didalam *Use case* yang baru, semua actor masuk dengan login sebelum mengakses sistem. Segala kegiatan seperti menginput data barang masuk dan data pengeluaran *spare part* dilakukan oleh satu actor, yaitu Admin. Kemudian sistem membuat laporan stok yang terdiri atas laporan penerimaan dan pengeluaran yang akan diberikan kepada pimpinan, serta peramalan *Naive Bayes* yang berdasar pada rekap stok.

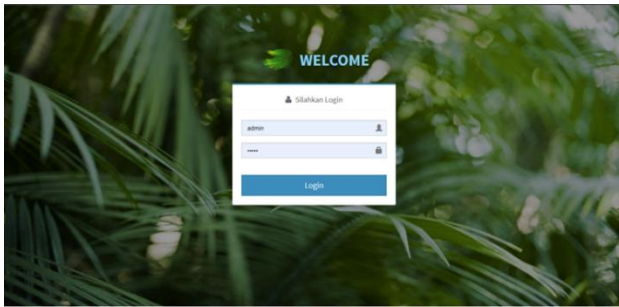


Gambar 3. Use case Diagram

4.2 Rancang Input Sistem

4.2.1 Form Login

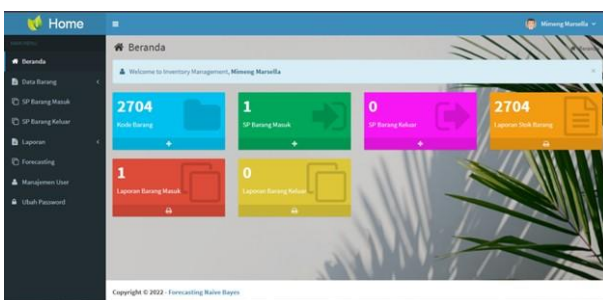
Form login merupakan tampilan pertama saat user masuk ke program. User diminta untuk memasukkan username dan password untuk dapat mengakses fitur-fitur yang ada.



Gambar 4. Login

4.2.2 Laman Beranda

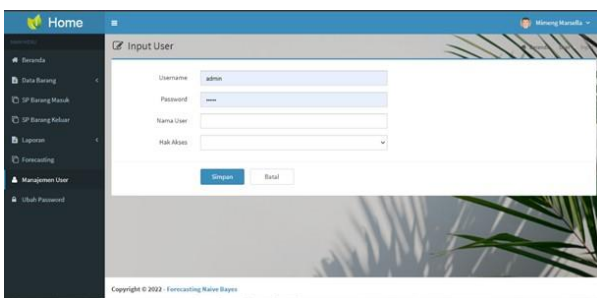
Laman Beranda merupakan tampilan awal setelah user masuk. Disini, semua fitur-fitur dan menu yang dapat diakses oleh user.



Gambar 5. Beranda

4.2.3 Form Input User

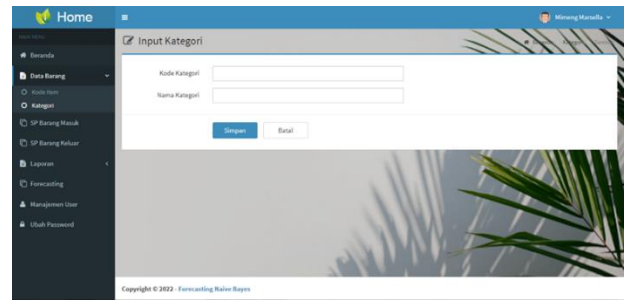
Form Input User merupakan laman dimana user dapat menambahkan data user yang dapat mengakses sistem. Di laman ini, user diminta untuk mengisikan tingkat akses dan kata sandi untuk mengakses sistem.



Gambar 6. Form User

4.2.4 Form Input Kategori

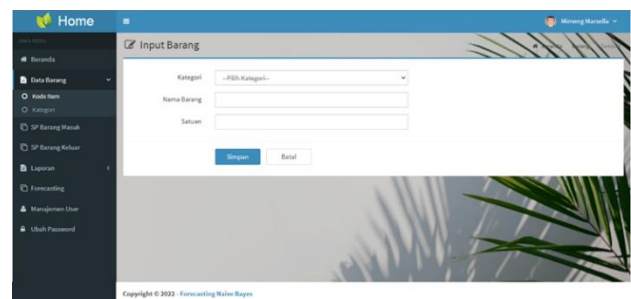
Form Input Kategori merupakan laman dimana user bisa menginput jenis kategori baru yang akan digunakan dalam mengelompokkan jenis barang. User dapat membuat inisial kode dengan nama kategori sesuai kebutuhan.



Gambar 7. Form Kategori

4.2.5 Form Input Kode Barang

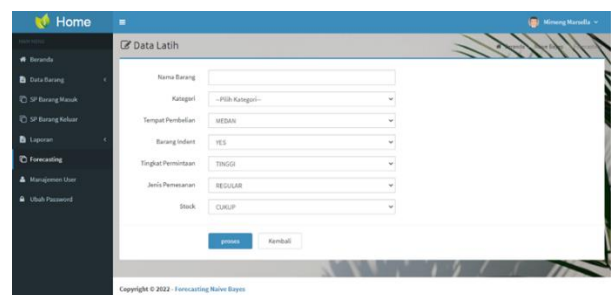
Form Input Kode Barang merupakan laman dimana user dapat menginput dan mengelompokkan barang baru sesuai kategori yang telah ada.



Gambar 8. Form Kode Barang

4.2.6 Form Peramalan Naïve Bayes

Form Peramalan merupakan laman dimana user dapat menginput data barang serta mencari status kepentingan barang, apakah barang termasuk dalam kategori *Urgent*, *Important*, *Quick*, atau *Normal*.



Gambar 9. Form Peramalan

4.2.7 Form Barang Masuk

Form Barang Masuk merupakan laman dimana user bisa menginput data barang yang masuk kedalam stok. User dapat melihat semua histori barang yang masuk kedalam stok gudang beserta jumlah stok yang ada.

Gambar 10. Form Barang Masuk

4.2.8 Form Barang Keluar

Merupakan laman dimana User dapat menginput data barang yang keluar dari stok yang ada di gudang. Pada laman ini, user dapat mengatur jumlah barang yang keluar dari gudang.

Gambar 11. Form Barang Keluar

4.3 Rancang Output Sistem

4.3.1 List Kategori

Setelah menginput jenis kategori, semua data kategori ditampilkan di laman Kategori berupa tabel beserta inisial kategori masing-masing.

No.	Kode Kategori	Nama Kategori
1	BBM	BAHAN BAKAR
2	OIL	BAHAN PELUMAS
3	CHM	BAHAN PUPUK/UMBA
4	SPK	SUPU/CHANG
5	MTR	BARANG MATERIAL/STATION
6	SUP	BARANG KURANGAN SUPPLIER
7	CSM	BARANG CONSUMABLE
8	LAR	BAHAN LABORATORIUM
9	IKS	BAHAN INSTALASI
10	OTH	BAHAN LAIN-LAIN

Gambar 12. Kategori

4.3.2 List Kode Barang

Semua data Barang akan ditampilkan di laman ini. User dapat melihat kode, nama, kategori, satuan, dan jumlah barang yang ada di gudang.

No.	Kode Item	Nama Item	Kategori	Stok	Satuan
1	BBM001	PERMELU	BAHAN BAKAR	7	LTR
2	BBM002	SOLAR	BAHAN BAKAR	0	LTR
3	OIL001	ALYONOLU 300 ML	BAHAN PELUMAS	0	KG
4	OIL002	UNKLAS ALYONOLU @ 100 KG	BAHAN PELUMAS	42	KG
5	OIL003	GRASE BELVIAH BERKAPLEX	BAHAN PELUMAS	0	KG
6	OIL004	GRASE TRUSTY 67T HT @ 20 KG	BAHAN PELUMAS	0	KG
7	OIL005	HEXTRON SAE 30 @ 200 LTR	BAHAN PELUMAS	233	LTR
8	OIL006	HEXTRON SAE 40 @ 200 LTR	BAHAN PELUMAS	236	LTR
9	OIL007	OLI HEDYTRAN SAE 10	BAHAN PELUMAS	182	LTR
10	CHM008	MINYAK CROHUS	BAHAN PELUMAS	0	KG

Gambar 13. Kode Barang

4.3.3 List Barang Masuk

Semua barang masuk yang telah diinput akan tampil didalam form Stok Masuk. User dapat melihat history masuk dari barang-barang tersebut.

No.	Kode Transaksi	Tanggal	Kode Barang	Nama Barang	Jumlah Masuk	Satuan
1	TM-2022-0000002	10-07-2022	BBM002	SOLAR	10000	LTR
2	TM-2022-0000001	03-07-2022	IKS203	KLEM PIPA LISTRIK 1"	5	BH

Gambar 14. List Barang Masuk

4.3.4 List Barang Keluar

Data barang keluar yang telah diinput kemudian muncul didalam Form Stok keluar dalam bentuk table.

No.	Kode Transaksi	Tanggal	Kode Barang	Nama Barang	Jumlah Keluar	Satuan
1	TK-2022-0000002	10-07-2022	BBM002	SOLAR	4000	LTR
2	TK-2022-0000001	10-07-2022	OTW001	ASENSI STAFF NO STAFF DA PKC	7	ROA

Gambar 15. List Barang Keluar

4.3.5 Peramalan Naive Bayes

Berikut adalah tampilan peramalan dengan metode *Naive Bayes*. Tampilan pertama adalah dataset dari perhitungan *Naive Bayes*.

Gambar 16. List Barang Keluar

Gambar 17. Output Peramalan

Output kedua adalah status barang hasil peramalan setelah diinput.

4.4 Pengujian Sistem

Dalam pengujian *Black box*, ada tiga level pengguna yang akan diuji, diantaranya level pengguna gudang, level pengguna admin, dan level pengguna atasan.

4.4.1 Level Pengguna Gudang

Pada pengujian *Black box* terhadap pengguna Mandor Gudang, didapat kesimpulan bahwa semua aktifitas dapat dilaksanakan sesuai dengan hasil yang diharapkan.

Tabel 16 : Black box Gudang

No	Aktifitas Pengujian	Hasil yang diharapkan	Kesimpulan
1	Mandor Gudang masuk ke dalam sistem dengan username dan password	Mandor Gudang berhasil masuk dan secara otomatis diarahkan oleh sistem menuju laman utama	[✓] Valid [] Tidak Valid
2	Mandor Gudang dapat melakukan penambahan kategori barang dan dapat mengoperasikan CRUD pada menu kategori	Mandor Gudang berhasil melakukan penambahan kategori barang dan dapat mengoperasikan CRUD pada menu kategori	[✓] Valid [] Tidak Valid

3	Mandor Gudang dapat melakukan penambahan kode barang dan dapat mengoperasikan CRUD pada menu kode barang	Mandor Gudang berhasil melakukan penambahan kode barang dan mengoperasikan CRUD pada menu kode barang	[✓] Valid [] Tidak Valid
4	Mandor Gudang dapat melakukan penambahan data barang keluar dan dapat mengoperasikan CRUD data pada barang yang sudah keluar	Mandor Gudang berhasil melakukan penambahan data barang keluar serta dapat mengoperasikan CRUD data pada barang keluar	[✓] Valid [] Tidak Valid
5	Mandor Gudang dapat melihat laporan pengeluaran barang dan dapat mencetak laporan pengeluaran	Mandor Gudang berhasil mengakses tampilan laporan pengeluaran barang dan dapat mencetak laporan pengeluaran	[✓] Valid [] Tidak Valid
6	Mandor Gudang dapat melihat laporan transaksi barang dan dapat mencetak laporan total stok	Mandor Gudang berhasil melihat laporan transaksi barang dan dapat mencetak laporan total stok	[✓] Valid [] Tidak Valid
7	Mandor Gudang dapat melakukan peramalan pada data <i>spare part</i> baru dan mendapat laporan peramalan <i>spare part</i>	Mandor Gudang berhasil melakukan peramalan pada data <i>spare part</i> baru dan mendapat laporan peramalan <i>spare part</i>	[✓] Valid [] Tidak Valid

4.4.2 Level Pengguna Admin

Pada pengujian *Black box* terhadap pengguna Admin Kandir, didapat kesimpulan bahwa semua aktifitas dapat dilaksanakan sesuai dengan hasil yang diharapkan.

Tabel 17 : Black box Admin

No	Aktifitas Pengujian	Hasil yang diharapkan	Kesimpulan
1	Admin Kandir masuk ke dalam sistem dengan	Admin Kandir berhasil masuk dan secara otomatis	[✓] Valid [] Tidak Valid

	username dan password	diarahkan oleh sistem menuju laman utama	
2	Admin Kandar dapat melakukan penambahan user dan mengoperasikan CRUD pada menu user	Admin Kandar berhasil melakukan penambahan user dan mengoperasikan CRUD pada menu user	[√] Valid [] Tidak Valid
3	Admin Kandar dapat melakukan penambahan stok pada data kode barang dan dapat mengoperasikan CRUD pada menu barang masuk	Admin Kandar berhasil melakukan penambahan stok pada kode barang dan mengoperasikan CRUD pada menu barang masuk	[√] Valid [] Tidak Valid
4	Admin Kandar dapat melihat laporan pemasukkan barang dan dapat mencetak laporan pemasukkan	Admin Kandar berhasil mengakses tampilan laporan pemasukkan barang dan dapat mencetak laporan pemasukkan	[√] Valid [] Tidak Valid
5	Admin Kandar dapat melihat laporan transaksi barang dan dapat mencetak laporan total stok	Admin Kandar berhasil melihat laporan transaksi barang dan dapat mencetak laporan total stok	[√] Valid [] Tidak Valid
6	Admin Kandar dapat melakukan peramalan pada data <i>spare part</i> baru dan mendapat laporan peramalan <i>spare part</i>	Admin Kandar berhasil melakukan peramalan pada data <i>spare part</i> baru dan mendapat laporan peramalan <i>spare part</i>	[√] Valid

4.4.3 Level Pengguna Atasan

Pada pengujian *Black box* terhadap pengguna Atasan, didapat kesimpulan bahwa semua aktifitas dapat dilaksanakan sesuai dengan hasil yang diharapkan.

Tabel 18 : Black box Atasan

No	Aktifitas Pengujian	Hasil yang diharapkan	Kesimpulan
1	Atasan masuk ke dalam sistem dengan username dan password	Atasan berhasil masuk dan secara otomatis diarahkan oleh sistem menuju laman utama	[√] Valid [] Tidak Valid

2	Atasan dapat melihat laporan pengeluaran barang dan dapat mencetak laporan pengeluaran	Atasan berhasil mengakses tampilan laporan pengeluaran barang dan dapat mencetak laporan pengeluaran	[√] Valid [] Tidak Valid
3	Atasan dapat melihat laporan transaksi barang dan dapat mencetak laporan total stok	Atasan berhasil melihat laporan transaksi barang dan dapat mencetak laporan total stok	[√] Valid [] Tidak Valid
4	Atasan masuk ke dalam sistem dengan username dan password	Atasan berhasil masuk dan secara otomatis diarahkan oleh sistem menuju laman utama	[√] Valid

5 KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Setelah dilakukan analisa dan pembahasan maka dapat ditarik beberapa kesimpulan yaitu :

1. Metode klasifikasi *Naïve Bayes* yang dimana diterapkan dalam sebuah sistem pengaturan inventori gudang, mampu mengklasifikasi setiap item yang ada di dalam gudang PKS PT.Muti Agro Sentosa dengan tingkat akurasi yang baik.
2. Peramalan item *spare part* yang dilakukan dengan metode klasifikasi *Naïve Bayes* sangat membantu Mandor Gudang dalam pengambilan keputusan pemesanan *spare part* dan item lainnya di gudang PKS PT.MULTI AGRO SENTOSA .

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Sodikin, E. W. Asih, and S. Rahmanto, "Suku Cadang Mesin Produksi Dengan Pendekatan Continuous Review System," no. 2015, pp. 34–41, 2019.
- [2] S. Agarwal, *Data mining: Data mining concepts and techniques*. 2014.
- [3] Bustami, "Penerapan Algoritma Naive Bayes," *J. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 884–898, 2014.
- [4] D. Xhemali, C. J. Hinde, and R. G. Stone, "Naive Bayes vs. Decision Trees vs. Neural Networks in the Classification of Training Web Pages," *Int. J. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 16–23, 2009.
- [5] F. Handayani and S. Pribadi, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Classifier dalam Pengklasifikasian Teks Otomatis Pengaduan dan Pelaporan Masyarakat melalui Layanan Call Center 110," *J. Tek. Elektro*, vol. 7, no. 1, pp. 19–24, 2015.
- [6] D. Jollyta, G. Gusrianty, and D. Sukrianto, "Analysis of Slow Moving Goods Classification Technique: Random Forest and Naïve Bayes," *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 134–139, 2019.