

Implementasi Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Kusen Terlaris Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor

Rino Bahtiar^{1*}

¹Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Kota Tangerang Selatan, Banten, Indonesia

e-mail: rinbahtiar357@gmail.com*

Abstrak

Toko Kusen Kembar Djaya merupakan toko yang menjual berbagai macam jenis produk kusen pintu dan jendela yang sudah berdiri sejak tahun 2003, dengan tahun berdirinya yang sedikit lagi menginjak 20 tahun tentu toko ini sudah sangat berpengalaman dalam hal membuat produk kusen. tidak heran permintaan konsumen akan produk yang dijual terus meningkat. Untuk mengantisipasi terjadinya peningkatan penjualan dan habisnya bahan produksi yang dapat mengakibatkan terhambatnya produksi, maka dibutuhkan prediksi untuk penjualan kusen terlaris, guna memudahkan pemilik toko dalam perencanaan penyediaan stok bahan produksi. Teknik yang digunakan untuk melakukan prediksi yaitu klasifikasi Data Mining dan algoritma K-Nearest Neighbor, Data mining bertujuan untuk menggali nilai tambah berupa informasi, Informasi tersebut dihasilkan dengan cara mengekstraksi dan mengenali pola yang penting atau menarik dari data yang terdapat pada basis data. Metode Algoritma KNN bertujuan untuk mengklasifikasikan objek baru berdasarkan atribut dan training sample. Hasil prediksi didapatkan 88.89% pada data penjualan dan 80.00% pada data bahan terpakai. Dengan hasil prediksi yang cukup baik, metode ini sangat cocok untuk digunakan dalam melakukan prediksi penjualan kedepannya, tentunya dengan diterapkannya prediksi ini dapat memperoleh informasi penjualan produk secara efisien dan memiliki acuan dalam mengatur stok bahan baku yang digunakan agar tidak kehabisan stok.

Kata Kunci: Data Mining, K-Nearest Neighbor (KNN), Prediksi penjualan, Kusen.

Abstract

Toko Kusen Kembar Djaya is a shop that sells various types of door and window frame products that has been established since 2003, with the year of its establishment being a little more than 20 years, of course this shop is very experienced in making frame products. no wonder consumer demand for products sold continues to increase. To anticipate an increase in sales and the depletion of production materials that can result in production delays, it is necessary to predict the sales of best-selling frames, in order to facilitate shop owners in planning the supply of production material stocks. The techniques used to make predictions are Data Mining classification and the K-Nearest Neighbor algorithm. Data mining aims to explore added value in the form of information. The information is generated by extracting and recognizing important or interesting patterns from the data contained in the database. The KNN algorithm method aims to classify new objects based on attributes and training samples. Prediction results obtained 88.89% on sales data and 80.00% on data used materials. With a fairly good prediction result, this method is very suitable to be used in predicting future sales, of course, with the implementation of this prediction, you can obtain product sales information efficiently and have a reference in managing the stock of raw materials used so as not to run out of stock.

Keywords: Data Mining, K-Nearest Neighbor (KNN), Sales prediction, Sills.

1. Pendahuluan

Pertumbuhan penduduk yang semakin meningkat mengakibatkan banyaknya orang yang membangun rumah baru sebagai tempat tinggal, dengan meningkatnya angka pembangunan rumah yang ada tentu akan meningkatkan pula kebutuhan akan pembelian kusen yang tentunya sangat dibutuhkan dalam proses pembangunan sebuah rumah, demi memaksimalkan penjualan kusen ditengah meningkatnya angka pembangunan yang sedang terjadi maka dibutuhkan prediksi perhitungan yang akan memaksimalkan penjualan kusen.

Prediksi merupakan sebuah perhitungan yang di gunakan untuk mencari tahu suatu data atau melihat data dari keadaan di masa lalu(Rofiq et al., 2020), Data Mining atau kadang disebut juga Knowledge Discovery in Database (KDD) merupakan aktivitas yang berkaitan dengan pengumpulan data(Yahya & Puspita Hidayanti, 2020), pemakaian data historis untuk menemukan pengetahuan,informasi, keteraturan, pola atau hubungan yang sering kali digunakan secara bergantian untuk menjelaskan proses penggalian informasi tersembunyi dalam suatu basis data yang besar(Karsito & Monika Sari, 2018), Output dalam data mining dapat dipergunakan sebagai alternatif dalam pengambilan keputusan atau untuk memperbaiki keputusan di masa yang akan datang. (Astra, 2021)(Anisa et al., 2020).

Salah satu metode yang dapat digunakan dalam data mining untuk memprediksi data yaitu metode K-Nearest Neighbor, Algoritma klasifikasi K-Nearest Neighbor adalah metode klasifikasi yang menentukan kategori berdasarkan mayoritas kategori pada K-Nearest Neighbor, dilakukan dengan mencari kelompok k objek dalam data training yang paling dekat (mirip) dengan objek pada data baru atau data testing (Hardiyanto & Rozi, 2020). Tujuan dari metode ini adalah mencari hasil klasifikasi berdasarkan jarak terdekat dari setiap objek (Coding & Untan, 2018). Untuk menentukan jarak terdekat tersebut terlebih dahulu data dibagi menjadi data training dan data testing, setelah diperoleh data training dan data testing kemudian di hitung jarak masing-masing data testing (Euclidian Distance) terhadap data training (Informatika, 2019).

Toko Kusen Kembar Djaya merupakan toko kusen kayu yang bergerak dibidang perdagangan dengan menjual macam-macam kusen kayu menggunakan berbagai jenis kayu yang berbeda. Toko kusen kembar djaya masih menggunakan sistem penjualan tradisional dengan menawarkan produk mereka melalui promosi antar warga sekitar, Toko ini juga sudah menggunakan sistem penjualan online melalui media sosial dan beberapa toko online. Produk yang dijual diantaranya Kusen Pintu, daun pintu, kusen jendela, lubang angin dan berbagai macam kusen lain dengan jenis kayu yang berbeda, Dari besarnya jumlah penjualan yang ada dan lamanya waktu pembelian pasokan bahan baku, maka dibutuhkan prediksi penjualan terlaris untuk mengetahui kapan harus dilakukan pembelian stok bahan baku agar tidak terjadi kekurangan stok bahan baku.

Berdasarkan permasalahan yang telah dijabarkan di atas, maka dilakukan penelitian mengenai “IMPLEMENTASI DATA MINING UNTUK PREDIKSI PENJUALAN KUSEN TERLARIS MENGGUNAKAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR (STUDI KASUS : TOKO KUSEN KEMBAR DJAYA)” Harapan dari penelitian ini, toko kusen kembar djaya dapat menjadikan hasil prediksi penjualan sebagai acuan dan mempermudah pihak toko dalam menentukan waktu penyediaan stok bahan baku.

2. Metode Penelitian

2.1. Knowledge Discovery In Database

Knowledge Discovery in Databases (KDD) merupakan sekumpulan proses untuk menemukan pengetahuan yang bermanfaat dari data. KDD terdiri dari serangkaian langkah perubahan, termasuk data preprocessing dan juga post processing (Muttaqin et al., 2020). Data preprocessing merupakan langkah untuk mengubah data mentah menjadi format yang sesuai untuk tahap analisis berikutnya. Selain itu data preprocessing juga digunakan untuk membantu dalam pengenalan atribut dan data segmen yang relevan dengan task data mining (Hardiyanto & Rozi, 2020).

a. Data Selection.

Pemilihan atau seleksi data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalan informasi dalam knowledge data discovery dimulai. Data hasil seleksi yang akan digunakan untuk proses Data mining, disimpan dalam suatu berkas, terpisah dari basis data operasional. Sebelum proses Data mining dapat dilaksanakan, dalam proses ini juga dilakukan proses enrichment, yaitu proses memperkaya data yang sudah ada dengan data atau informasi lain yang relevan dan diperlukan KDD, seperti data atau informasi eksternal.

b. Pre-processing atau Cleaning

Sebelum proses data mining dapat dilaksanakan, perlu dilakukan proses cleaning pada data yang menjadi fokus KDD. Proses cleaning mencakup antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data, seperti kesalahan cetak (tipografi). juga dilakukan proses enrichment, yaitu proses “memperkaya” data yang sudah ada dengan data atau informasi lain yang relevan dan diperlukan untuk KDD, seperti data atau informasi eksternal.

c. Transformation.

Proses mentransformasikan atau menggabungkan data adalah suatu proses dilakukannya pengelompokan data dari beberapa kelompok data yang ada menjadi satu kelompok data, Tahapan ini merupakan tahap merubah data yang telah dipilih yang bertujuan agar data sesuai sehingga mempermudah proses data mining, yaitu dengan merubah jumlah data menjadi lebih tepat untuk melakukan proses mining dengan cara melakukan peringkasan (agregasi).

d. Data Mining

Data Mining proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik, metode atau algoritma tertentu sesuai dengan tujuan dari proses KDD secara keseluruhan.

e. Interpretation / Evaluasi

Interpretation / Evaluasi merupakan proses untuk menerjemahkan pola-pola yang dihasilkan dari Data Mining. Mengevaluasi (menguji) apakah pola atau informasi yang ditemukan bersesuaian atau bertentangan dengan fakta atau hipotesa sebelumnya. Pengetahuan yang diperoleh dari pola-pola yang terbentuk dipresentasikan dalam bentuk visualisasi.

2.2. K-Nearest Neighbor

Pengolahan Data Mining. Pada tahap ini data yang sudah dikumpulkan akan diolah sesuai dengan tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD) dengan menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. Berikut prosesnya :

- a. Selection Data / Data seleksi, merupakan Pemilihan (seleksi) dari sekumpulan data operasional yang perlu dilakukan sebelum menuju tahap preprocessing pada proses KDD, Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data penjualan kusen pada bulan Juni 2019 - Mei 2022.
- b. Preprocessing, Pada tahap ini dilakukan pengelompokan data penjualan kusen berdasarkan produk dari setiap jenis kayu yang terjual, lalu penjualan dari setiap jenis kayu tersebut akan di gabungkan menjadi satu data sesuai urutan pada bulan dan tahun yang nantinya dijadikan sebagai bahan penelitian. Hasil dari tahap ini adalah sebagai keperluan dalam proses prediksi.
- c. Transformation, Tahap ini adalah Proses pembentukan data training yaitu dengan menjumlah semua data yang sudah melalui proses preprocessing sebelumnya. Berikutnya menentukan data testing, pada penelitian ini penulis menjadikan satu tahun data penjualan kusen sebagai data testing yang diambil dari tiga tahun data penjualan kusen yang ada. Proses selanjutnya menjumlah semua data yang ada pada setiap field bulan, lalu Data jumlah tersebut akan dirubah menjadi tiga kategori yaitu Kurang laris, Cukup laris, Sangat laris. Berikut tahapan dalam menentukan kategori:
 1. Menentukan nilai maks dan min dari data jumlah
Data jumlah maks
Data jumlah min
 2. Menghitung (jumlah maks – jumlah min)
 3. Menentukan nilai rentan dengan menghitung, (hasil dari maks – min) dibagi jumlah kategori yaitu sebagai berikut : Rentang = (Hasil maks – min) ÷ 3
 4. Menentukan Kategori 1 (Kurang Laris), berikut rumusnya : jumlah minimal + rentang = (Kurang Laris)
 5. Menentukan Kategori 2 (Cukup Laris), berikut rumusnya : kategori 1 + rentang = (Cukup Laris)
 6. Menentukan Kategori 3 (Sangat Laris), berikut rumusnya : kategori 2 + rentang = (Sangat Laris)
- d. Data Mining, Pada tahap data mining akan menggunakan metode K-Nearest Neighbor dengan langkah-langkahnya sebagai berikut:
 1. Menentukan nilai K.
 2. Menghitung jarak antara data training dan data testing dengan menggunakan rumus Euclidian Distance.
Berikut Rumus Euclidian Distance :

$$d_e = \sqrt{\sum_{k=1}^m (f d_{i,k} - k_j)^2}$$

Keterangan :

d_e = Jarak euclidean

fd_i = Data training

k = Data testing

m = Jumlah data

3. Kemudian mengurutkan objek-objek (data yang sudah dihitung jaraknya) tersebut ke dalam kelompok yang berdasarkan jarak terkecil.
4. Menetapkan kelas, dimana kelas yang dipilih adalah kelas dengan jumlah nilai K terbanyak pada data testing.
- e. Interpretation/Evaluasi, Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesis yang ada sebelumnya. Pada tahap ini didapatkan pola dari proses data mining, pola atau informasi yang dihasilkan dari proses data mining adalah berupa rules yang didapat dari perhitungan K-Nearest.

3. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini akan di lakukan pengolahan data mining dengann mengacu pada pengolahan Knowledge Discovery in Database (KDD), yang akan menghasilkan informasi yang telah diolah sesuai dengan urutan tahapan yang sudah di tentuan, berikut adalah tahapan-tahapannya:

A. Data Selection

Tahapan pertama adalah menyeleksi sekumpulan data operasional pengujian yang dilakukan untuk menggali informasi dalam proses KDD dimulai. Hasil dari data seleksi ini akan di gunakan dalam proses data mining. Data atribut ini meliputi data penjualan yang di dalamnya berisikan field Nama Produk, Jenis Kayu, Kuant, Bahan Terpakai dan Bulan, Berikut adalah data setnya.

Tabel 1. Data Selection

No	Nama Produk	Jenis Kayu	Kuant	Bahan Terpakai	Bulan
1	Daun Jendela	Meranti	1	1	Juni
2	Kusen Pintu	Kamper	1	1	Juni
3	Kaso	Kamper	1	0	Juni
4	Daun Pintu	Meranti	2	4	Juni
5	Daun Pintu	Samarinda Oven	1	2	Juni
6	Loster	Kamper	6	3	Juni
7	Daun Pintu	Meranti	8	16	Juni
8	Kusen Pintu	Kamper	1	1	Juni
9	Kusen Jendela	Meranti	1	1	Juni
10	Loster	Kamper	2	1	Juni
11	Daun Pintu	Kamper	2	4	Juni
12	Kusen Jendela	Meranti	3	3	Juni
13	Daun Jendela	Meranti	1	1	Juni
14	Kusen Pintu	Meranti	6	6	Juni
15	Kaso	Meranti	1	0	Juni
...
1321	Kusen Pintu	Meranti	1	1	Mei

B. Preprocessing

Tahap selanjutnya pada KDD yaitu tahap preprocessing yang merupakan tahapan yang harus di lakuklan sebelum melakukan data mining. Tahapan yang akan dilakukan agar menghasilkan data yang bersih ketika melakukan tahapan mining, sebelum kita ke tahap mining terlebih dahulu melakukan proses cleaning. Berikut merupakan proses cleaning data :

Tabel 2. Data penjualan kayu meranti

Data Penjualan Kayu Meranti Dari Bulan Juni 2019 - Mei 2022													
Nama Produk	Jenis Kayu	Jun	Jul	Agus	Sept	Okt	Nov	Des	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei
Kusen Pintu	Meranti	12	7	6	10	8	10	6	2	1	1	2	1
Daun Pintu	Meranti	10	9	8	9	10	12	7	1	3	1	2	1
Kusen Jendela	Meranti	7	8	5	7	8	8	12	1	4	2	1	4
Daun Jendela	Meranti	5	7	5	6	6	6	9	1	1	3	1	2
Loster	Meranti	16	18	11	14	12	7	7	1	1	2	2	2
Kaso	Meranti	13	15	12	11	10	14	9	3	2	1	2	2
Kusen Pintu	Meranti	0	0	0	1	1	0	1	1	2	2	2	3
Daun Pintu	Meranti	1	1	0	1	1	1	1	1	2	1	2	2
Kusen Jendela	Meranti	1	0	1	0	2	1	0	1	3	1	2	1
Daun Jendela	Meranti	0	1	1	0	1	1	0	1	2	1	1	2
Loster	Meranti	2	4	2	0	4	2	1	3	5	1	4	0
Kaso	Meranti	5	2	2	8	1	2	5	4	4	1	2	15
Kusen Pintu	Meranti	2	2	1	1	2	0	2	7	8	6	8	7
Daun Pintu	Meranti	1	2	1	2	3	1	2	11	5	5	8	8
Kusen Jendela	Meranti	0	2	1	0	2	1	2	5	4	2	3	3
Daun Jendela	Meranti	0	2	1	0	2	1	2	6	3	2	2	4
Loster	Meranti	4	4	2	2	6	2	6	14	8	8	5	12
Kaso	Meranti	7	5	5	8	12	3	13	10	6	12	9	14

Tabel 3. Data penjualan kayu meranti

Data Penjualan Kayu Kamper Dari Bulan Juni 2019 - Mei 2022													
Nama Produk	Jenis Kayu	Jun	Jul	Agus	Sept	Okt	Nov	Des	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei
Kusen Pintu	Kamper	13	7	7	7	8	7	6	1	2	2	1	0
Daun Pintu	Kamper	16	9	8	8	9	10	6	1	2	1	1	3
Kusen Jendela	Kamper	8	9	10	9	7	10	5	1	0	1	1	2
Daun Jendela	Kamper	7	6	7	5	5	6	4	1	1	1	1	1
Loster	Kamper	16	14	10	14	10	13	9	2	1	2	2	6
Kaso	Kamper	17	12	6	12	11	12	13	1	4	1	2	5
Kusen Pintu	Kamper	2	1	1	4	2	1	2	3	4	2	2	1
Daun Pintu	Kamper	2	1	1	2	2	1	1	1	4	1	2	2
Kusen Jendela	Kamper	1	1	2	2	2	1	1	2	2	1	1	0
Daun Jendela	Kamper	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	0	0
Loster	Kamper	4	2	1	4	3	1	5	5	4	4	4	2
Kaso	Kamper	6	2	1	6	2	1	1	4	2	3	6	4
Kusen Pintu	Kamper	2	2	1	2	2	2	1	8	6	5	8	5
Daun Pintu	Kamper	3	2	1	1	2	1	1	9	7	4	6	6
Kusen Jendela	Kamper	2	2	0	0	2	1	1	6	6	3	4	3
Daun Jendela	Kamper	1	2	1	0	1	1	0	2	6	3	3	4
Loster	Kamper	1	4	1	2	4	2	2	17	10	10	18	13
Kaso	Kamper	1	8	6	0	6	6	4	11	14	12	12	22

Tabel 4. Data penjualan kayu kamper

Data Penjualan Kayu Kamper Dari Bulan Juni 2019 - Mei 2022													
Nama Produk	Jenis Kayu	Jun	Jul	Agus	Sept	Okt	Nov	Des	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei
Kusen Pintu	Kamper	13	7	7	7	8	7	6	1	2	2	1	0
Daun Pintu	Kamper	16	9	8	8	9	10	6	1	2	1	1	3
Kusen Jendela	Kamper	8	9	10	9	7	10	5	1	0	1	1	2
Daun Jendela	Kamper	7	6	7	5	5	6	4	1	1	1	1	1
Loster	Kamper	16	14	10	14	10	13	9	2	1	2	2	6
Kaso	Kamper	17	12	6	12	11	12	13	1	4	1	2	5
Kusen Pintu	Kamper	2	1	1	4	2	1	2	3	4	2	2	1
Daun Pintu	Kamper	2	1	1	2	2	1	1	1	4	1	2	2
Kusen Jendela	Kamper	1	1	2	2	2	1	1	2	2	1	1	0
Daun Jendela	Kamper	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	0	0
Loster	Kamper	4	2	1	4	3	1	5	5	4	4	4	2
Kaso	Kamper	6	2	1	6	2	1	1	4	2	3	6	4
Kusen Pintu	Kamper	2	2	1	2	2	2	1	8	6	5	8	5
Daun Pintu	Kamper	3	2	1	1	2	1	1	9	7	4	6	6
Kusen Jendela	Kamper	2	2	0	0	2	1	1	6	6	3	4	3
Daun Jendela	Kamper	1	2	1	0	1	1	0	2	6	3	3	4
Loster	Kamper	1	4	1	2	4	2	2	17	10	10	18	13
Kaso	Kamper	1	8	6	0	6	6	4	11	14	12	12	22

Tabel 5. Data penjualan kayu jati

Data Penjualan Kayu Jati Dari Bulan Juni - Desember 2019													
Nama Produk	Jenis Kayu	Jun	Jul	Agus	Sept	Okt	Nov	Des	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei
Kusen Pintu	Jati	1	0	1	1	2	0	1	1	0	0	1	1
Daun Pintu	Jati	2	1	1	1	2	0	1	0	0	1	1	0
Kusen Jendela	Jati	2	1	1	2	1	0	2	0	1	1	0	0
Daun Jendela	Jati	2	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0
Loster	Jati	2	2	2	2	4	2	2	0	0	2	0	2
Kaso	Jati	1	2	1	1	1	0	2	0	0	0	0	0

Tabel 6. Data penjualan kayu samarinda oven

Penjualan Kayu Samarinda Oven Dari Bulan Juni 2019 - Mei 2022												
Nama Produk	Jenis Kayu	Jun	Jul	Agus	Sept	Okt	Nov	Des	Jan	Feb	Mar	Mei
Kusen Pintu	Samarinda Oven	3	2	2	3	0	2	1	1	0	2	1
Daun Pintu	Samarinda Oven	3	1	1	4	1	2	2	1	0	1	1
Kusen Jendela	Samarinda Oven	2	1	1	2	1	2	1	0	1	1	1
Daun Jendela	Samarinda Oven	2	1	2	2	1	2	0	1	1	0	1
Loster	Samarinda Oven	1	4	2	4	2	2	4	0	0	0	2
Kaso	Samarinda Oven	1	2	2	2	2	0	4	1	0	0	2
Kusen Pintu	Samarinda Oven	0	0	1	1	0	1	1	0	2	1	1
Daun Pintu	Samarinda Oven	0	0	2	1	0	1	1	1	1	1	2
Kusen Jendela	Samarinda Oven	0	1	2	0	1	1	0	1	1	1	1
Daun Jendela	Samarinda Oven	0	0	2	0	1	1	0	1	0	1	1
Loster	Samarinda Oven	2	2	1	1	2	2	2	2	4	0	2
Kaso	Samarinda Oven	2	2	2	1	2	1	1	1	2	1	2
Kusen Pintu	Samarinda Oven	1	1	1	2	2	2	1	1	2	1	2
Daun Pintu	Samarinda Oven	1	2	2	1	1	1	2	2	1	1	2
Kusen Jendela	Samarinda Oven	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1
Daun Jendela	Samarinda Oven	0	2	1	1	0	1	1	1	0	1	1
Loster	Samarinda Oven	1	2	2	2	1	4	2	4	2	1	2
Kaso	Samarinda Oven	2	2	0	2	2	6	1	2	2	1	2

Tabel 7. Data penjualan seluruh jenis kayu

Data Penjualan Seluruh Jenis Kayu												
No	Nama Produk	Jenis Kayu	Jun	Jul	Agus	Sept	Okt	Nov	Des	Jan	Feb	Mar
1	Kusen Pintu	Kamper	13	7	7	7	8	7	6	1	2	2
2	Daun Pintu	Kamper	16	9	8	8	9	10	6	1	2	1
3	Kusen Jendela	Kamper	8	9	10	9	7	10	5	1	0	1
4	Daun Jendela	Kamper	7	6	7	5	5	6	4	1	1	1
5	Loster	Kamper	16	14	10	14	10	13	9	2	1	2
6	Kaso	Kamper	17	12	6	12	11	12	13	1	4	1
7	Kusen Pintu	Meranti	12	7	6	10	8	10	6	2	1	1
8	Daun Pintu	Meranti	10	9	8	9	10	12	7	1	3	1
9	Kusen Jendela	Meranti	7	8	5	7	8	8	12	1	4	2
10	Daun Jendela	Meranti	5	7	5	6	6	6	9	1	1	3
11	Loster	Meranti	16	18	11	14	12	7	7	1	1	2
12	Kaso	Meranti	13	15	12	11	10	14	9	3	2	1
13	Kusen Pintu	Samarinda Oven	3	2	2	3	0	2	1	1	0	2
14	Daun Pintu	Samarinda Oven	3	1	1	4	1	2	2	1	0	1
15	Kusen Jendela	Samarinda Oven	2	1	1	2	1	2	1	0	1	1
16	Daun Jendela	Samarinda Oven	2	1	2	2	1	2	0	1	1	0
17	Loster	Samarinda Oven	1	4	2	4	2	2	4	0	0	2
18	Kaso	Samarinda Oven	1	2	2	2	2	0	4	1	0	2
19	Kusen Pintu	Kamper	2	2	1	2	2	2	1	8	6	5
20	Kaso	Samarinda Oven	2	2	0	2	2	6	1	2	2	1

C. Tranformation

Didalam tahapan ini seluruh data operasional akan menghasilkan data pengelompokan atribut yang akan digunakan pada proses data mining, yaitu atribut dari data bulan dan klasifikasi dari kriteria data yang akan menjadi bahan utama untuk melakukan proses data mining. Berikut adalah seluruh data yang sudah disatukan dan diurutkan sesuai bulan dan tahun

Tabel 8. Data Penjualan sebelum di tranformasi

No	Nama Produk	Jenis Kayu	Jun	Jul	Agus	Sept	Okt	Nov	Des	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jumlah
1	Kusen Pintu	Kamper	13	7	7	7	8	7	6	1	2	2	1	0	61
2	Daun Pintu	Kamper	16	9	8	8	9	10	6	1	2	1	1	3	74
3	Kusen Jendela	Kamper	8	9	10	9	7	10	5	1	0	1	1	2	63
4	Daun Jendela	Kamper	7	6	7	5	5	6	4	1	1	1	1	1	45
5	Loster	Kamper	16	14	10	14	10	13	9	2	1	2	2	6	99
6	Kaso	Kamper	17	12	6	12	11	12	13	1	4	1	2	5	96
7	Kusen Pintu	Meranti	12	7	6	10	8	10	6	2	1	1	2	1	66
8	Daun Pintu	Meranti	10	9	8	9	10	12	7	1	3	1	2	1	73
9	Kusen Jendela	Meranti	7	8	5	7	8	8	12	1	4	2	1	4	67
10	Daun Jendela	Meranti	5	7	5	6	6	6	9	1	1	3	1	2	52
11	Loster	Meranti	16	18	11	14	12	7	7	1	1	2	2	2	93
12	Kaso	Meranti	13	15	12	11	10	14	9	3	2	1	2	2	94
13	Kusen Pintu	Samarinda Oven	3	2	2	3	0	2	1	1	0	2	1	0	17
14	Daun Pintu	Samarinda Oven	3	1	1	4	1	2	2	1	0	1	1	0	17
15	Kusen Jendela	Samarinda Oven	2	1	1	2	1	2	1	0	1	1	1	2	15
16	Daun Jendela	Samarinda Oven	2	1	2	2	1	2	0	1	1	0	1	2	15
17	Loster	Samarinda Oven	1	4	2	4	2	2	4	0	0	0	2	0	21
18	Kaso	Samarinda Oven	1	2	2	2	2	0	4	1	0	0	2	1	17
19	Kusen Pintu	Kamper	2	2	1	2	2	2	1	8	6	5	8	5	44
20	Kaso	Samarinda Oven	2	2	0	2	2	6	1	2	2	1	2	2	24

Dari data diatas kita akan Transformasi dengan merubah Jumlah menjadi 3 Kategori yaitu Sangat Laris, Cukup Laris dan Kurang Laris. Berikut adalah prosesnya :

- Menentukan nilai maksimal dan minimal dari data jumlah yang terdapat pada tabel diatas.

Data jumlah maksimal = 99

Data jumlah minimal = 15

- Menghitung (jumlah maksimal – jumlah minimal) $99 - 15 = 84$

- c. Hitung Rentang dengan (hasil maks - min) dibagi jumlah kategori, Rentang = (hasil maks - min) $\div 3 = 84 \div 3 = 28$
- d. Menentukan Kategori 1 dengan menjumlahkan, jumlah minimal + rentang, $15 + 28 = 43$ (Kurang Laris)
- e. Menentukan Kategori 2 dengan menjumlahkan, kategori 1 + rentang $43 + 28 = 71$ (Cukup Laris)
- f. Menentukan Kategori 3 dengan menjumlahkan, kategori 2 + rentang $71 + 28 = 99$ (Sangat Laris)
- g. Maka didapat tabel Kategori sebagai berikut :

Tabel 9. Tabel kategori

Jumlah	Kategori
≤ 43	Kurang Laris
$> 43 \leq 71$	Cukup Laris
$> 71 \leq 99$	Sangat Laris

Tabel 10. Data Penjualan setelah di transformasi

No	Nama Produk	Jenis Kayu	Jun	Jul	Agus	Sept	Okt	Nov	Des	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Kategori
1	Kusen Pintu	Kamper	13	7	7	7	8	7	6	1	2	2	1	0	Cukup Laris
2	Daun Pintu	Kamper	16	9	8	8	9	10	6	1	2	1	1	3	Sangat Laris
3	Kusen Jendela	Kamper	8	9	10	9	7	10	5	1	0	1	1	2	Cukup Laris
4	Daun Jendela	Kamper	7	6	7	5	5	6	4	1	1	1	1	1	Cukup Laris
5	Loster	Kamper	16	14	10	14	10	13	9	2	1	2	2	6	Sangat Laris
6	Kaso	Kamper	17	12	6	12	11	12	13	1	4	1	2	5	Sangat Laris
7	Kusen Pintu	Meranti	12	7	6	10	8	10	6	2	1	1	2	1	Cukup Laris
8	Daun Pintu	Meranti	10	9	8	9	10	12	7	1	3	1	2	1	Sangat Laris
9	Kusen Jendela	Meranti	7	8	5	7	8	8	12	1	4	2	1	4	Cukup Laris
10	Daun Jendela	Meranti	5	7	5	6	6	6	9	1	1	3	1	2	Cukup Laris
11	Loster	Meranti	16	18	11	14	12	7	7	1	1	2	2	2	Sangat Laris
12	Kaso	Meranti	13	15	12	11	10	14	9	3	2	1	2	2	Sangat Laris
13	Kusen Pintu	Samarinda Ove	3	2	2	3	0	2	1	1	0	2	1	0	Kurang Laris
14	Daun Pintu	Samarinda Ove	3	1	1	4	1	2	2	1	0	1	1	0	Kurang Laris
15	Kusen Jendela	Samarinda Ove	2	1	1	2	1	2	1	0	1	1	1	2	Kurang Laris
16	Daun Jendela	Samarinda Ove	2	1	2	2	1	2	0	1	1	0	1	2	Kurang Laris
17	Loster	Samarinda Ove	1	4	2	4	2	2	4	0	0	0	2	0	Kurang Laris
18	Kaso	Samarinda Ove	1	2	2	2	2	0	4	1	0	0	2	1	Kurang Laris
19	Kusen Pintu	Kamper	2	2	1	2	2	2	1	8	6	5	8	5	Cukup Laris
20	Kaso	Samarinda Ove	2	2	0	2	2	6	1	2	2	1	2	2	Kurang Laris

Data yang sudah siap selanjutnya akan diklasifikasikan menjadi dua data yaitu data training dan data testing. pembagian data training dan data testing yaitu, dari tiga tahun data penjualan kusen, satu tahun terakhir penjualan akan dijadikan sebagai data testing sedangkan dua tahun sebelumnya akan dijadikan data training, dengan masing-masing jumlah data adalah 42 data training dan 18 data testing.

D. Data Mining

Tahapan ini merupakan tahapan untuk mencari kecocokan dari pola dan informasi menarik dalam data yang terpilih dengan menggunakan metode tertentu berdasarkan proses KDD ini secara keseluruhan. Karena jumlah dataset yang cukup banyak dan tentunya akan mempengaruhi proses perhitungan manual menjadi panjang, maka penulis hanya memakai 20 data dari 60 data yang terdapat dalam file dataset. Dari 20 data tersebut akan dibagi menggunakan prinsip Pareto atau aturan 80/20 yaitu menjadi 16 data training dan 4 data testing yang akan dijadikan sebagai proses perhitungan manual. berikut adalah tabel datanya :

Tabel 11. Data Training

No	Nama Produk	Jenis Kayu	Jun	Jul	Agus	Sept	Okt	Nov	Des	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Kategori
1	Kusen Pintu	Kamper	13	7	7	7	8	7	6	1	2	2	1	0	Cukup Laris
2	Daun Pintu	Kamper	16	9	8	8	9	10	6	1	2	1	1	3	Sangat Laris
3	Kusen Jendela	Kamper	8	9	10	9	7	10	5	1	0	1	1	2	Cukup Laris
4	Daun Jendela	Kamper	7	6	7	5	5	6	4	1	1	1	1	1	Cukup Laris
5	Loster	Kamper	16	14	10	14	10	13	9	2	1	2	2	6	Sangat Laris
6	Kaso	Kamper	17	12	6	12	11	12	13	1	4	1	2	5	Sangat Laris
7	Kusen Pintu	Meranti	12	7	6	10	8	10	6	2	1	1	2	1	Cukup Laris
8	Daun Pintu	Meranti	10	9	8	9	10	12	7	1	3	1	2	1	Sangat Laris
9	Kusen Jendela	Meranti	7	8	5	7	8	8	12	1	4	2	1	4	Cukup Laris
10	Daun Jendela	Meranti	5	7	5	6	6	6	9	1	1	3	1	2	Cukup Laris
11	Loster	Meranti	16	18	11	14	12	7	7	1	1	2	2	2	Sangat Laris
12	Kaso	Meranti	13	15	12	11	10	14	9	3	2	1	2	2	Sangat Laris
13	Kusen Pintu	Samarinda Ovi	3	2	2	3	0	2	1	1	0	2	1	0	Kurang Laris
14	Daun Pintu	Samarinda Ovi	3	1	1	4	1	2	2	1	0	1	1	0	Kurang Laris
15	Kusen Jendela	Samarinda Ovi	2	1	1	2	1	2	1	0	1	1	1	2	Kurang Laris
16	Daun Jendela	Samarinda Ovi	2	1	2	2	1	2	0	1	1	0	1	2	Kurang Laris

Tabel 12. Data Testing

No	Nama Produk	Jenis Kayu	Jun	Jul	Agus	Sept	Okt	Nov	Des	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Kategori
1	Kusen Pintu	Kamper	10	7	9	5	6	9	11	2	1	2	1	1	?
2	Daun Pintu	Meranti	12	10	6	7	11	10	9	1	2	2	1	2	?
3	Loster	Meranti	14	15	7	8	9	8	8	1	2	1	2	1	?
4	Daun Jendela	Kamper	8	5	4	7	7	4	6	1	1	2	0	1	?

Berikut ini merupakan tahapan dari perhitungan data dengan metode K-Nearest Neighbor menggunakan data training dan testing diatas, tahapannya adalah sebagai berikut:

- Menentukan nilai dari K, karena penentuan nilai K bersifat random atau bebas maka pada penelitian ini penulis menentukan nilai K adalah 5.
- Menghitung jarak antara data training dan data uji(test). Teknik Euclidean Distance akan digunakan sebagai teknik perhitungan pada penelitian ini. Dengan rumus sebagai berikut:

$$d_e = \sqrt{\sum_{k=1}^m (fd_{i,k} - k_j)^2}$$

Keterangan :

d_e = Jarak Euclidean

fd_i = Data training

k = Data testing

m = Jumlah data penelitian

Berikut adalah hasil perhitungan jarak Antara data training dan data testing:

Tabel 13. Tabel hasil perhitungan

No	D1	D2	D3	D4
1	7,28010989	6,4807407	8,660254	7,141428
2	9,59166305	6,0827625	7,348469	12
3	8,18535277	8,6023253	10,24695	9,848858
4	8,66025404	11,224972	13,30413	5,385165
5	15,132746	11,224972	10,24695	18,9473
6	14,0712473	9,4339811	10	17,83255
7	8,36660027	6,4031242	9,165151	8,717798
8	8,30662386	5,0990195	8,544004	11,09054
9	7,41619849	7,7459667	11,61895	9,110434
10	7,61577311	10,148892	13,19091	5,656854
11	17,3493516	13,038405	8,888194	19,26136
12	12,9614814	10,049876	8,831761	18,27567
13	17,7482394	20,832667	22,6495	11,61895
14	17,5783958	20,445048	22,60531	10,90871
15	18,7882942	21,494185	23,76973	12,4499
16	18,9472953	21,725561	23,85372	12,76715

- c. Mengurutkan data hasil dari perhitungan. Nilai dari jarak yang telah didapatkan selanjutnya akan diurutkan dengan nilai jarak terdekat sampai jarak terjauh (ascending).

Tabel 14. Data hasil pengurutan

No Urut	No	D1	No	D2	No	D3	No	D4
1	A1	7,28011	B8	5,09902	C2	7,348469	D4	5,385165
2	A9	7,416198	B2	6,082763	C8	8,544004	D10	5,656854
3	A10	7,615773	B7	6,403124	C1	8,660254	D1	7,141428
4	A3	8,185353	B1	6,480741	C12	8,831761	D7	8,717798
5	A8	8,306624	B9	7,745967	C11	8,888194	D9	9,110434
6	A7	8,3666	B3	8,602325	C7	9,165151	D3	9,848858
7	A4	8,660254	B6	9,433981	C6	10	D14	10,90871
8	A2	9,591663	B12	10,04988	C3	10,24695	D8	11,09054
9	A12	12,96148	B10	10,14889	C5	10,24695	D13	11,61895
10	A6	14,07125	B4	11,22497	C9	11,61895	D2	12
11	A5	15,13275	B5	11,22497	C10	13,19091	D15	12,4499
12	A11	17,34935	B11	13,0384	C4	13,30413	D16	12,76715
13	A14	17,5784	B14	20,44505	C14	22,60531	D6	17,83255
14	A13	17,74824	B13	20,83267	C13	22,6495	D12	18,27567
15	A15	18,78829	B15	21,49419	C15	23,76973	D5	18,9473
16	A16	18,9473	B16	21,72556	C16	23,85372	D11	19,26136

- d. Mengurutkan data hasil dari perhitungan. Nilai dari jarak yang telah didapatkan selanjutnya akan diurutkan dengan nilai jarak terdekat sampai jarak terjauh (ascending).

1. Data 1

Tabel 15. 5 data testing 1 terkecil.

No	Data	D1	Kategori
1	A1	7,28011	Cukup Laris
2	A9	7,416198	Cukup Laris
3	A10	7,615773	Cukup Laris
4	A3	8,185353	Cukup Laris
5	A8	8,306624	Sangat Laris

Tabel diatas merupakan hasil prediksi dari perhitungan Data 1 dimana hasil dari prediksi menunjukan jumlah tetangga terbanyak yang muncul adalah kategori Cukup Laris.

2. Data 2

Tabel 16. 5 data testing 2 terkecil.

No	Data	D2	Kategori
1	B8	5,09902	Sangat Laris
2	B2	6,082763	Sangat Laris
3	B7	6,403124	Cukup Laris
4	B1	6,480741	Cukup Laris
5	B9	7,745967	Cukup Laris

Tabel diatas merupakan hasil prediksi dari perhitungan Data 2 dimana hasil dari prediksi menunjukan jumlah tetangga terbanyak yang muncul adalah kategori Cukup Laris.

3. Data 3

Tabel 17. 5 data testing 3 terkecil.

No	Data	D3	Kategori
1	C3	7,348469	Cukup Laris
2	C8	8,544004	Sangat Laris
3	C1	8,660254	Cukup Laris
4	C12	8,831761	Sangat Laris
5	C11	8,888194	Sangat Laris

Tabel diatas merupakan hasil prediksi dari perhitungan Data 3 dimana hasil dari prediksi menunjukan jumlah tetangga terbanyak yang muncul adalah kategori Sangat Laris.

4. Data 4

Tabel 18. 5 data *testing* 4 terkecil.

No	Data	D4	Kategori
1	D4	5,385165	Cukup Laris
2	D10	5,656854	Cukup Laris
3	D1	7,141428	Cukup Laris
4	D7	8,717798	Cukup Laris
5	D9	9,110434	Cukup Laris

Tabel diatas merupakan hasil prediksi dari perhitungan Data 4 dimana hasil dari prediksi menunjukan jumlah tetangga terbanyak yang muncul adalah kategori Cukup Laris.

E. Interpretation/Evaluasi

Pada pola informasi yang sudah di hasilkan setelah proses data mining harus ditampilkan dalam bentuk yang dapat dengan mudah dipahami oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini akan memeriksa apakah pola dari informasi yang telah di temukan sesuai atau bertentangan dengan fakta atau hipotesis yang ada sebelumnya. Pada tahap ini akan didapatkan pola informasi dari penjumlahan produk dari proses data mining dengan metode KNN, pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining berupa rules yang berasal dari perhitungan K-Nearest Neighbor.

3.1 Hasil Data Mining Rapidminer

Setelah selesai menyusun semua operator dan memasukan data yang digunakan untuk dijadikan bahan prediksi, berikut adalah hasil data mining yang sudah dilakukan menggunakan rapidminer :

history

ExampleSet (Apply Model) ✕

PerformanceVector (Performance) ✕

Open in

Turbo Prep

Auto Model

Filter (10/18 examples): all ▼

...	Kategori	prediction...	confidenceCukup...	confidenceCang...	confidenceKuran...	Nama Produk	Jenis Kayu	Juli	Juli	Ag...
1	Sangat Laris	Sangat Laris	0.411	0.589	0	Daun Pintu	Kampar	16	9	8
2	Cukup Laris	Cukup Laris	0.812	0.188	0	Daun Jendela	Kampar	7	6	7
3	Cukup Laris	Cukup Laris	0.786	0.214	0	Kusen Pintu	Meranti	12	7	6
4	Sangat Laris	Sangat Laris	0.191	0.809	0	Kaso	Meranti	13	15	12
5	Kurang Laris	Kurang Laris	0	0	1	Kusen Pintu	Samarinda O...	3	2	2
6	Kurang Laris	Kurang Laris	0	0	1	Daun Pintu	Samarinda O...	3	1	1
7	Kurang Laris	Kurang Laris	0	0	1	Lofter	Samarinda O...	1	4	2
8	Kurang Laris	Kurang Laris	0	0	1	Kaso	Samarinda O...	1	2	2
9	Kurang Laris	Kurang Laris	0	0	1	Kusen Jendela	Jati	2	1	1
10	Kurang Laris	Kurang Laris	0	0	1	Lofter	Jati	2	2	2
11	Kurang Laris	Kurang Laris	0	0	1	Kusen Pintu	Kampar	2	1	1
12	Kurang Laris	Kurang Laris	0	0	1	Kusen Pintu	Meranti	0	0	0
13	Kurang Laris	Kurang Laris	0	0	1	Lofter	Meranti	2	4	2
14	Cukup Laris	Kurang Laris	0.428	0	0.572	Daun Pintu	Kampar	3	2	1
15	Sangat Laris	Sangat Laris	0.383	0.617	0	Kaso	Kampar	1	4	2
16	Cukup Laris	Kurang Laris	0.431	0	0.569	Kusen Pintu	Meranti	2	2	1
17	Kurang Laris	Kurang Laris	0	0	1	Kusen Jendela	Samarinda O...	1	1	1
18	Kurang Laris	Kurang Laris	0	0	1	Lofter	Samarinda O...	1	2	2

ExampleSet (18 examples, 5 special attributes, 14 regular attributes)

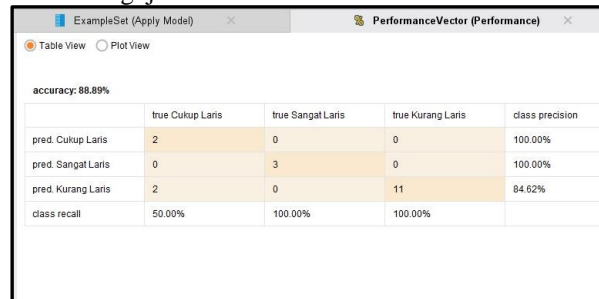
Gambar 1. Hasil data mining

Dari hasil prediksi pada gambar 5 dapat dilihat pada kolom prediction dari total 18 jumlah data terdapat kategori kurang laris sebanyak 13 data, Cukup laris berjumlah 2 data dan Sangat laris berjumlah 3 data.

3.2 Pengujian Akurasi Pada Hasil Data Mining

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui besar akurasi yang didapatkan dalam prediksi yang sudah dilakukan pada tahap sebelumnya, dalam penelitian ini terdapat dua pengujian yaitu Confusion Matrix dan Cross Validation. Hasil pengujiannya adalah sebagai berikut :

A. Pengujian Confusion Matrix



	true Cukup Laris	true Sangat Laris	true Kurang Laris	class precision
pred. Cukup Laris	2	0	0	100.00%
pred. Sangat Laris	0	3	0	100.00%
pred. Kurang Laris	2	0	11	84.62%
class recall	50.00%	100.00%	100.00%	

Gambar 2. Hasil pengujian *confusion matrix*

Gambar. 2 merupakan Hasil confusion matrix yang menunjukkan bahwa nilai akurasi yang didapatkan adalah 88.89%, dengan masing-masing kategori yang diinterpretasikan adalah sebagai berikut :

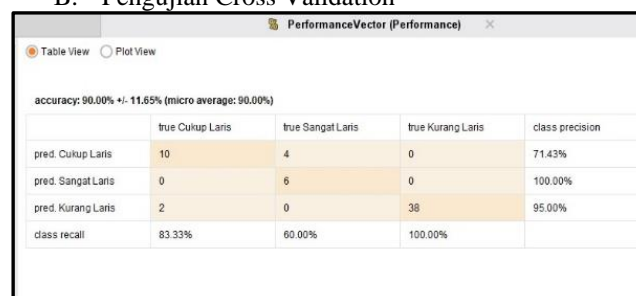
a. Class Precision

1. Prediksi Cukup laris, dari jumlah 2 data, hasil menunjukkan 2 data cukup laris dan 0 data pada sangat laris dan kurang laris, dengan class precision 100%.
2. Prediksi Sangat laris, dari jumlah 3 data, hasil menunjukkan 3 data sangat laris dan 0 data pada cukup laris dan kurang laris, dengan class precision 100%.
3. Prediksi Kurang laris, dari jumlah 13 data, hasil menunjukkan 2 data cukup laris, 0 data pada sangat laris dan 11 kurang laris, dengan class precision 84,62%.

b. Class Recall

1. True Cukup Laris, dari jumlah 4 data, didapatkan 2 data cukup laris, 0 data sangat laris dan 2 data kurang laris, dengan Class recall 50%.
2. True Sangat Laris dari jumlah 3 data, didapatkan 3 data sangat laris dan 0 data pada cukup laris dan kurang laris, dengan Class recall 100%.
3. True Kurang Laris dari jumlah 11 data, didapatkan 11 data kurang laris dan 0 data pada cukup laris dan sangat laris, dengan Class recall 100%.

B. Pengujian Cross Validation



	true Cukup Laris	true Sangat Laris	true Kurang Laris	class precision
pred. Cukup Laris	10	4	0	71.43%
pred. Sangat Laris	0	6	0	100.00%
pred. Kurang Laris	2	0	38	95.00%
class recall	83.33%	60.00%	100.00%	

Gambar 3. Hasil pengujian *cross validation*

Gambar.3 adalah hasil akurasi dari pengujian cross validation, dimana nilai akurasi yang dihasilkan dari 10 fold cross validation sebesar 90.00% dengan standar deviasi (+/-) sebesar 11.65%. adapun masing-masing kategori yang diinterpretasikan adalah sebagai berikut :

a. Class Precision

1. Prediksi Cukup laris, dari jumlah 14 data, hasil menunjukan 10 data cukup laris, 4 data sangat laris dan 0 data kurang laris, dengan class precision 71.43%.
2. Prediksi Sangat laris, dari jumlah 6 data, hasil menunjukan 6 data sangat laris dan 0 data pada cukup laris dan kurang laris, dengan class precision 100%.
3. Prediksi Kurang laris, dari jumlah 40 data, hasil menunjukan 2 data cukup laris, 0 data sangat laris dan 38 kurang laris, dengan class precision 95.00%.

b. Class Recall

1. True Cukup Laris, dari jumlah 12 data, didapatkan 10 data cukup laris, 0 data sangat laris dan 2 data kurang laris, dengan Class recall 83.33%.
2. True Sangat Laris dari jumlah 10 data, didapatkan 6 data sangat laris, 4 data cukup laris dan 0 data kurang laris, dengan Class recall 60.00%.
3. True Kurang Laris dari jumlah 38 data, didapatkan 38 data kurang laris dan 0 data pada cukup laris dan sangat laris, dengan Class recall 100%.

4. Kesimpulan

Dengan menerapkan data mining menggunakan metode K-Nearest Neighbor pada prediksi didapatkan hasil 88.89% menggunakan data penjualan dan 80.00% menggunakan data bahan terpakai. Dengan hasil akurasi yang cukup besar artinya metode K-Nearest Neighbor dapat digunakan untuk prediksi pada Toko Kusen Kembar Djaya.

Dengan hasil prediksi yang ada, metode ini cukup baik untuk digunakan dalam melakukan prediksi penjualan kedepannya, tentunya dengan diterapkannya prediksi ini dapat memperoleh informasi penjualan produk secara efisien, memiliki target untuk memproduksi produk yang paling banyak diminati konsumen dan memiliki acuan dalam mengatur stok bahan baku yang digunakan agar tidak kehabisan stok.

Referensi

- Anisa, C., Komputer, F. I., Darma, U. B., Farma, K., & Neighbor, K. (2020). PENERAPAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR UNTUK. *Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Bina Darma*, 199–208.
- Astra, P. M. (2021). *Politeknik manufaktur astra*. 12(8).
- Coding, J., & Untan, S. K. (2018). *Kata Kunci: Kebakaran Hutan, Data Mining, K-Nearest Neighbor (KNN), Fire Weather Index(FWI)*. 1. 06(2).
- Hardiyanto, B., & Rozi, F. (2020). *Prediksi penjualan sepatu menggunakan metode k- nearest neighbor*. 04, 13–18.
- Informatika, M. T. (2019). *Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbour Dalam Menentukan Pembinaan Koperasi Kabupaten Kotawaringin Timur*. April, 232–241.
- Karsito, & Monika Sari, W. (2018). Prediksi Potensi Penjualan Produk Delifrance Dengan Metode Naive Bayes Di Pt. Pangan Lestari. *Jurnal Teknologi Pelita Bangsa*, 9(1), 67–78.
- Muttaqin, A. G., Auliasari, K., & Wahyuni, F. S. (2020). PENERAPAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR UNTUK PREDIKSI PENJUALAN BERBASIS WEB PADA PT . WIKA INDUSTRY ENERGY. 4(2).
- Rofiq, H., Pelangi, K. C., & Lasena, Y. (2020). Penerapan Data Mining Untuk Menentukan Potensi Hujan Harian Dengan Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Jurnal Manajemen Informatika Dan Sistem Informasi*, 3(1), 8–15. <http://mahasiswa.dinus.ac.id/docs/skripsi/jurnal/19417.pdf>
- Yahya, Y., & Puspita Hidayanti, W. (2020). Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Efektivitas Penjualan Vape (Rokok Elektrik) pada “Lombok Vape On.” *Infotek : Jurnal Informatika Dan Teknologi*, 3(2), 104–114. <https://doi.org/10.29408/jit.v3i2.2279>