

IMPLEMENTASI *K-MEANS* UNTUK MENENTUKAN OBAT TERLARIS DI APOTEK AMARTA SEHAT

SKRIPSI

Disusun Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
dari Fakultas Ilmu Komputer Singaperbangsa Karawang



oleh :

BAGUS AJI PANGESTU

1810631170133

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS SINGAPERBANGSA KARAWANG
KARAWANG
2022**

LEMBAR PENGESAHAN

**IMPLEMENTASI *K-MEANS* UNTUK MENENTUKAN
OBAT TERLARIS DI APOTEK AMARTA SEHAT**

SKRIPSI

Disusun sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
dari Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang

oleh :

BAGUS AJI PANGESTU

1810631170133

Disetujui oleh :

Pembimbing I

Pembimbing II

Asep Jamaludin, S.Si., M.Kom.
NIDN. 0010017606

Nina Sulistiyowati, S.T., M.Kom.
NIDN. 0009028307

Karawang, 16 Agustus 2022

diketahui dan disahkan

oleh :

Dekan Fakultas Ilmu Komputer

Dr. Mayasari, M.Hum.
NIDN. 0426097905

LEMBAR PENGESAHAN

**IMPLEMENTASI *K-MEANS* UNTUK MENENTUKAN
OBAT TERLARIS DI APOTEK AMARTA SEHAT**

SKRIPSI

Disusun sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
dari Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang

oleh :

BAGUS AJI PANGESTU

1810631170133

Disetujui oleh :

Penguji I

Penguji II

XXXXXXXXXXXXX
NIDN. XXXXXX

XXXXXXXXXXXXX
NIDN. XXXXXX

Karawang, 16 Agustus 2022

diketahui dan disahkan

oleh :

Dekan Fakultas Ilmu Komputer

Dr. Mayasari, M.Hum.
NIDN. 0426097905

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Bagus Aji Pangestu
NPM : 1810631170133
Judul : Implementasi *K-Means* Untuk Menentukan Obat Terlaris di
Apotek Amarta Sehat

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa penulisan skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya dan seluruh ide, pendapat, atau materi dari sumber lain telah dikutip dengan cara penulisan referensi yang sesuai.

Pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya dan jika pernyataan ini tidak sesuai dengan kenyataan, maka saya bersedia menanggung sanksi yang akan dikenakan kepada saya, termasuk pencabutan gelar Sarjana Komputer yang nanti saya dapatkan.

Karawang, 12 Agustus 2022

Bagus Aji Pangestu

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA
ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Universitas Singaperbangsa Karawang, saya yang bertandatangan dibawah ini :

Nama : Bagus Aji Pangestu
NPM : 1810631170133
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Ilmu Komputer
Jenis Karya : Skripsi

demikian pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Singaperbangsa Karawang **Hak Bebas Royalti Noneksklusif** (*Non-exclusive Royalty-Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul.

**“IMPLEMENTASI K-MEANS UNTUK MENENTUKAN OBAT
TERLARIS DI APOTEK AMARTA SEHAT”**

berserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini, Universitas Singaperbangsa Karawang berhak menyimpan, mengalihkan media/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat dan mempublikasikan tugas akhir saya tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Karawang
Pada tanggal : 12 Agustus 2022

Yang Menyatakan

(Bagus Aji Pangestu)

LEMBAR PERSEMBAHAN

“Alhamdulillah, puji syukur atas izin Allah SWT, Skripsi ini saya persembahkan untuk kedua orang tua, keluarga, dan teman-teman yang senantiasa memberikan semangat dan doa baiknya sehingga saya bisa menyelesaikan skripsi ini. Terima Kasih.”

MOTTO

“Ketika kita menunda-nunda, ingatlah hidup itu terus berjalan.”

- Seneca

ABSTRAK

IMPLEMENTASI *K-MEANS* UNTUK MENENTUKAN OBAT TERLARIS DI APOTEK AMARTA SEHAT

¹Bagus Aji Pangestu., ²Asep Jamaludin, S.SI., M.Kom., ³Nina Sulistiyowati, S.T., M.Kom.

¹bagus.pangestu18133@student.unsika.ac.id

²asep.jamaludin@staff.unsika.ac.id, ³nina.sulistio@unsika.ac.id

Program Studi Teknik Informatika

Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang

Abstrak. Obat merupakan suatu bahan untuk digunakan dalam menetapkan diagnosa, menghilangkan, dan menyembuhkan penyakit, luka, atau lainnya pada manusia. Obat sangat berperan penting untuk kesehatan. Penanganan dan pencegahan berbagai macam penyakit tidak bisa lepas dari tindakan terapi dengan obat.. Pengelompokan obat berfungsi untuk mengelompokkan obat ke dalam beberapa kelompok untuk mengetahui karakteristik dari laris tidaknya suatu obat. Dengan mengetahui karakteristik dari setiap obat yang ada, dapat mempermudah dalam menentukan suatu pola pemasaran yang efektif. Penggunaan *data mining* dapat membantu untuk melakukan pengelompokan obat terlaris dengan memanfaatkan data penjualan yang ada. Dalam penelitian ini metodologi yang digunakan adalah CRISP-DM dengan tahapan yang dilakukan yaitu *Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modelling, Evaluation, dan Deployment*. Dataset yang digunakan adalah data penjualan Apotek Amarta Sehat tahun 2021. Algoritma *K-Means* digunakan untuk pembentukan *cluster* dengan menggunakan tools *Jupyter Notebook* dengan bahasa pemrograman python. Metode *Elbow* berfungsi untuk menentukan jumlah *cluster* (K) terbaik. Hasilnya yaitu sebanyak 11 obat masuk ke dalam jenis obat dengan kategori sangat laris, 76 obat masuk ke dalam jenis obat dengan kategori cukup laris, 131 obat masuk ke dalam jenis obat dengan kategori sedang, 399 obat masuk ke dalam jenis obat dengan kategori kurang laris, dan 326 obat masuk ke dalam jenis obat dengan kategori sangat kurang laris. Hasil evaluasi menggunakan *Sum of square error* dengan nilai kluster yang optimal yaitu 5 dengan nilai 7154215036292.542.

Kata kunci : *Data mining, K-Means, CRISP-DM, Metode Elbow.*

ABSTRACT

IMPLEMENTATION OF K-MEANS TO DETERMINE THE BEST-SELLING DRUG IN AMARTA SEHAT PHARMACY

¹Bagus Aji Pangestu., ²Asep Jamaludin, S.SI., M.Kom., ³Nina Sulistiyowati, S.T., M.Kom.

¹bagus.pangestu18133@student.unsika.ac.id

²asep.jamaludin@unsika.ac.id, ³nina.sulistio@staff.unsika.ac.id

Program Studi Teknik Informatika

Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang

Abstract. *Medicine is a substance to be used in establishing the diagnosis, eliminating, and curing diseases, injuries, or others in humans. Medicine is very important for health. Handling and prevention of various diseases cannot be separated from therapeutic action with drugs. Drug grouping serves to group drugs into several groups to determine the characteristics of a drug's best-selling or not. By knowing the characteristics of each existing drug, it can make it easier to determine an effective marketing pattern. The use of data mining can help to group the best-selling drugs by utilizing existing sales data. In this study the methodology used is CRISP-DM with the stages carried out namely Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, and Deployment. The dataset used is the sales data of Amarta Sehat Pharmacy in 2021. The K-Means algorithm is used for cluster formation using Jupyter Notebook tools with the python programming language. The Elbow method serves to determine the best number of clusters (K). The result is that as many as 11 drugs fall into the type of drug with a very in demand category, 76 drugs fall into the type of drug with a category that is quite in demand, 131 drugs fall into the type of drug with a moderate category, 399 drugs fall into the type of drug with a category of not selling well, and 326 drugs fall into the category of drugs that are not in demand. The results of the evaluation using the Sum of square error with the optimal cluster value of 5 with a value of 7154215036292.542.*

Keywords : *Data mining, K-Means, CRISP-DM, Metode Elbow.*

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah swt yang telah memberikan kesehatan sehingga penulis bisa menyelesaikan skripsi yang berjudul “Implementasi *K-Means* Untuk Menentukan Obat Terlaris Di Apotek Amarta Sehat”. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat dalam memperoleh Gelar Sarjana Komputer dari Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang.

Dalam penyusunan penelitian ini, telah banyak melibatkan banyak pihak yang senantiasa membimbing dan mendukung baik secara moril maupun materiil. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Ibu Prof. Dr. Sri Mulyani, Ak., CA., selaku Rektor Universitas Singaperbangsa Karawang.
2. Ibu Dr. Mayasari, M.Hum., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang.
3. Bapak Garno, M.Kom., selaku Wakil Dekan Bidang Akademik dan Kemahasiswaan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang.
4. Bapak Mohamad Jajuli, S.Si., M.Si., selaku Wakil Dekan Bidang Umum dan Keuangan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang.
5. Ibu Betha Nurina Sari, M.Kom., selaku Koordinator Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang.
6. Bapak Asep Jamaludin, S.Si., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing I yang telah membimbing penulis dalam penyusunan skripsi hingga selesai.
7. Ibu Nina Sulistiyowati, S.T., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing II yang telah meluangkan banyak waktu dan pikiran untuk membimbing serta memberikan dorongan untuk penulis dalam penyusunan skripsi hingga selesai.
8. Seluruh Dosen Pengajar beserta Staf Fakultas Ilmu Komputer yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat bagi penulis.
9. Pae, Mae, beserta keluarga yang selalu memberikan semangat dan doa yang sangat berarti bagi penulis.

10. Teman-teman *Holy Village*, Rumah Kedua, dan Jjerapah yang selalu memberikan tempat untuk berkeluh kesah dan menjadi obat kegalauan selama mengerjakan penelitian ini.

Penulis menyadari masih banyak kekurangan dalam penelitian ini, dalam segi penulisan maupun teori yang digunakan dalam penelitian. Sehingga, kritik dan saran sangat diterima demi perbaikan dan kesempurnaan penelitian ini. Akhir kata, semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi penulis dan semua pihak khususnya dalam bidang teknik informatika.

Karawang, 12 Agustus 2022

Bagus Aji Pangestu

DAFTAR ISI

| | |
|---|------------|
| ABSTRAK..... | i |
| ABSTRACT | ii |
| KATA PENGANTAR..... | iii |
| DAFTAR ISI..... | v |
| DAFTAR GAMBAR..... | vii |
| DAFTAR TABEL | 1 |
| BAB 1 PENDAHULUAN | 1 |
| 1.1 Latar Belakang | 1 |
| 1.2 Rumusan Masalah..... | 4 |
| 1.3 Batasan Masalah | 5 |
| 1.4 Tujuan Penelitian | 5 |
| 1.5 Manfaat Penelitian | 5 |
| 1.5.1 Manfaat Teoritis | 5 |
| 1.5.2 Manfaat Praktis | 5 |
| 1.6 Metodologi Penelitian..... | 6 |
| 1.7 Sistematika Penulisan | 6 |
| BAB 2 LANDASAN TEORI..... | 8 |
| 2.1 Apotek..... | 8 |
| 2.2 Obat | 8 |
| 2.3 <i>Data mining</i> | 9 |
| 2.3.1 <i>Clustering</i> | 9 |
| 2.3.2 <i>K-Means</i> | 10 |
| 2.3.3 Metode <i>Elbow</i> | 11 |
| 2.3.4 <i>Sum of Square Error</i> | 11 |
| 2.3.5 CRISP-DM..... | 12 |
| 2.4 Bahasa Pemrograman dan <i>Tools</i> | 13 |
| 2.4.1 Python... .. | 13 |
| 2.4.2 Jupyter Notebook..... | 14 |
| 2.5 Penelitian Sebelumnya..... | 14 |
| 2.6 Penelitian Sekarang | 17 |

| | |
|---|-----------|
| BAB 3 OBJEK DAN METODOLOGI PENELITIAN..... | 18 |
| 3.1 Objek Penelitian | 18 |
| 3.2 Metodologi penelitian | 18 |
| 3.3 Rancangan penelitian..... | 18 |
| BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN..... | 21 |
| 4.1 Hasil..... | 21 |
| 4.1.1 <i>Business Understanding</i> (Pemahaman Bisnis)..... | 21 |
| 4.1.2 <i>Data Understanding</i> (Pemahaman Data)..... | 22 |
| 4.1.3 <i>Data Preparation</i> (Pengolahan Data)..... | 25 |
| 4.1.4 <i>Modelling</i> (Pemodelan)..... | 28 |
| 4.1.5 <i>Evaluation</i> (Evaluasi) | 33 |
| 4.1.6 <i>Deployment</i> (Penyebaran) | 34 |
| 4.2 Pembahasan..... | 35 |
| BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN..... | 40 |
| 5.1 Kesimpulan | 40 |
| 5.2 Saran... .. | 41 |
| DAFTAR PUSTAKA..... | 42 |
| LAMPIRAN | 46 |

DAFTAR GAMBAR

| | | |
|---------------------|--|----|
| Gambar 1. 1 | Data Penjualan Apotek Amarta Sehat Tahun 2021 | 1 |
| Gambar 2. 1 | Tahapan CRISP-DM | 12 |
| Gambar 2. 2 | Logo Python..... | 14 |
| Gambar 2. 3 | Logo Jupyter Notebook | 14 |
| Gambar 3. 1 | Rancangan Penelitian | 19 |
| Gambar 4. 1 | Dataset Tidak Terdapat Missing Value | 24 |
| Gambar 4. 2 | Melihat Data Duplikat | 25 |
| Gambar 4. 3 | Jumlah Data Penjualan Apotek Amarta Sehat | 25 |
| Gambar 4. 4 | Menghapus Atribut Tanggal Penjualan | 26 |
| Gambar 4. 5 | Data Duplikat Sudah Ditangani | 27 |
| Gambar 4. 6 | Tipe Data Atribut Harga Telah diubah..... | 27 |
| Gambar 4. 7 | Proses <i>Clustering</i> Dengan Memilih <i>Cluster</i> 3 | 29 |
| Gambar 4. 8 | Mengetahui Isi <i>Cluster</i> | 30 |
| Gambar 4. 9 | Jumlah Value Pada Setiap <i>Cluster</i> | 30 |
| Gambar 4. 10 | Melihat Nilai K Optimal dari <i>Elbow</i> | 31 |
| Gambar 4. 11 | Proses <i>Clustering</i> dengan memilih Nilai K = 5 | 31 |
| Gambar 4. 12 | Mengetahui Isi <i>Cluster</i> | 32 |
| Gambar 4. 13 | Jumlah Value Pada Setiap <i>Cluster</i> | 33 |
| Gambar 4. 14 | Hasil Evaluasi SSE | 34 |

DAFTAR TABEL

| | |
|---|----|
| Tabel 2. 1 Penelitian Sebelumnya..... | 15 |
| Tabel 4. 1 Data Penjualan Apotek Amarta Sehat | 23 |
| Tabel 4. 2 Deskripsi Data Penjualan Apotek Amarta Sehat..... | 23 |
| Tabel 4. 3 Eksplorasi Data..... | 24 |
| Tabel 4. 4 Dataset Final..... | 28 |
| Tabel 4. 5 <i>Centroid</i> Setiap <i>Clusternya</i> | 29 |
| Tabel 4. 6 Melihat <i>Centroid</i> dari masing-masing <i>cluster</i> | 32 |
| Tabel 4. 7 Evaluasi dengan SSE | 34 |
| Tabel 4. 8 Hasil <i>Cluster</i> obat terlaris..... | 36 |
| Tabel 4. 9 Deskripsi <i>Cluster 4</i> | 37 |
| Tabel 4. 10 Deskripsi <i>Cluster 3</i> | 37 |
| Tabel 4. 11 Deskripsi <i>Cluster 2</i> | 38 |
| Tabel 4. 12 Deskripsi <i>Cluster 1</i> | 38 |
| Tabel 4. 13 Deskripsi <i>Cluster 0</i> | 39 |

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam era globalisasi, perkembangan sistem informasi yang semakin maju dapat kita rasakan manfaatnya untuk mencapai sebuah kemudahan dalam kehidupan sehari-hari. Perkembangan sistem informasi yang semakin maju dapat kita lihat di berbagai bidang kehidupan, misalnya di bidang pendidikan, kesehatan, hiburan, serta bisnis yang semuanya menuntut untuk menggunakan sistem informasi. Penerapan sistem informasi dalam bidang bisnis penjualan sebuah produk dapat menghasilkan data yang valid (Fakhriza & Umam, 2021).

Kebutuhan obat di era pandemi covid-19 sangat tinggi, seperti permintaan vitamin, suplemen, dan obat peningkat kekebalan tubuh mengalami pelonjakan yang signifikan. Sebelum pemerintah membagikan vaksin untuk masyarakat, obat-obatan dipilih untuk menjaga kesehatan di tengah pandemi saat ini. Hal itu berdampak pada penjualan obat di Apotek Amarta Sehat mengalami peningkatan secara signifikan pada pertengahan tahun 2021. Pada akhir tahun 2021 angka penurunan covid-19 semakin melandai dan jumlah kasus yang terpapar sudah menurun, mengakibatkan penjualan kembali stabil seperti biasanya dan terjadi penurunan penjualan pada bulan sebelumnya. Data penjualan Apotek Amarta Sehat tahun 2021 dapat dilihat pada **Gambar 1.1** dibawah ini.



Gambar 1. 1 Data Penjualan Apotek Amarta Sehat Tahun 2021
(Sumber: Penjualan Apotek Amarta Sehat, 2021)

Perkembangan dan persaingan dunia bisnis yang semakin hari semakin bertambah pesat dan ketat membuat tingkat persaingan bisnis semakin terbuka dalam memenuhi tuntutan kebutuhan pelanggan yang juga semakin tinggi (C.Pradeepkumar & S.Loganathan, 2015). Setiap pebisnis berlomba untuk menawarkan berbagai macam keunggulan dan harga produk yang terjangkau oleh pasar, dengan tujuan untuk bisa bersaing dengan kompetitor lain dalam menentukan suatu pola pemasaran yang efektif. Untuk itu, pebisnis harus memiliki kemampuan analisa pasar untuk menciptakan strategi bisnisnya. Dalam mencapai hal tersebut dapat dilakukan dengan meningkatkan kualitas produk, penambahan jenis produk, dan pengurangan biaya operasional dengan menggunakan analisis data.

Untuk menentukan suatu pola pemasaran yang efektif, dapat memanfaatkan dari data penjualan sehari-hari, Apotek Amarta Sehat masih melakukan input data penjualan secara manual melalui buku dan setiap bulannya akan di pindah pada *Microsoft Excel*, sayangnya data tersebut hanya dibiarkan begitu saja dan hanya menjadi arsip penjualan, tidak dilakukan analisa untuk mendapatkan informasi yang bermanfaat agar tercipta suatu pola pemasaran yang efektif. Dengan permasalahan yang sudah ada tentu dapat dipecahkan dengan cara menerapkan *data mining*. *Data mining* merupakan sebuah proses penambangan data dengan memanfaatkan sekumpulan data dengan ukuran besar melalui serangkaian tahapan untuk mendapatkan informasi yang bermanfaat dari data tersebut (Cobit & Utami, 2019). Salah satu metode dalam *data mining* untuk menangani permasalahan yang digunakan pada penelitian ini adalah *clustering*. *Clustering* dipilih untuk menemukan jumlah *cluster* pada data penjualan. *Clustering* menentukan terlebih dahulu nilai *cluster* yang diinginkan, *Clustering* merupakan metode pengelompokan data yang dimulai dengan mengelompokkan dua atau lebih objek yang memiliki kesamaan. Selanjutnya proses diteruskan ke objek lain yang memiliki kedekatan keduanya (Bramasta & Halilintar, 2021).

K-Means merupakan salah satu algoritma yang sering digunakan pada proses *Clustering*. Dengan menggunakan algoritma ini, data yang telah didapat bisa dikelompokkan kedalam beberapa *cluster* berdasarkan kemiripan dari data-data tersebut, sehingga data-data yang memiliki karakteristik yang berbeda dapat dikelompokkan dalam *cluster* yang lain yang memiliki karakteristik yang sama juga

(Siregar, 2018). *K-Means* mempunyai kelemahan dalam menentukan jumlah nilai *K* (*cluster*) yang dilakukan secara acak mengakibatkan validasi *cluster* yang didapatkan tidak maksimal, untuk hal ini kita bisa menggunakan metode *elbow* untuk solusinya. Metode *elbow* mampu merekomendasikan nilai kluster yang paling optimal dan dengan bantuan evaluasi *Sum of Square Error*. Metode *elbow* adalah metode yang digunakan untuk menentukan jumlah *cluster* terbaik yang berdasarkan pembentukan sudut siku disatu titik dari hasil presentase atau grafik perbandingan antara jumlah *cluster* (Dhea et al., 2022). Menurut (Fuadah et al., 2021) juga dijelaskan dalam penelitiannya bahwa metode *elbow* adalah salah satu metode yang merupakan proses evaluasi sekaligus juga digunakan untuk menemukan nilai *k* optimum dari perulangan proses uji nilai *k*. Pencarian nilai *k* optimum dilakukan dengan melakukan perbandingan nilai SSE (Sum of Square Error) yang disajikan dalam bentuk grafik. Nilai *k* optimum akan ditemukan saat kondisi *elbow* (patahan) telah ditemukan pada grafik tersebut. SSE merupakan hasil penjumlahan dari seluruh jarak masing-masing data dengan titik pusat *clusternya*. Semakin kecil nilai SSE yang didapat, semakin seragam data yang ada didalam masing-masing *cluster*, semakin baik *cluster* yang dihasilkan (Refialy et al., 2021).

Pada penelitian sebelumnya yang sudah dilakukan oleh Muhammad Hilman Fakhri, Khaerul Umam (2021) berjudul “Implementasi *K-Means* Untuk Pengelompokan Produk Terbaik PT. Koko Pelli “. Penelitian ini membuat sistem untuk menentukan produk terbaik yang tidak berpatokan pada satu produk saja melainkan kelompok produk terbaik. Pengelompokan produk terbaik menggunakan metode *K-Means*.

Penelitian *K-Means* lainnya juga pernah dilakukan oleh M. Syukron Nawawi, Falentino Sembiring, Adhitia Erfina (2021) dengan judul “Implementasi algoritma *K-Means Clustering* menggunakan *orange* untuk penentuan produk busana muslim terlaris”. Hasil dari penelitian ini terdapat 3 *cluster* yaitu, kelompok pertama dengan 228 produk dikategorikan kurang laris (C1), kelompok ke dua dengan 52 produk dikategorikan cukup laris (C2) dan kelompok ke tiga dengan 2 produk dikategorikan sangat laris (C3). Penelitian ini menggunakan visualisasi *orange*.

Pada penelitian lain yang dilakukan oleh (Artanto et al., 2019) yang berjudul “Implementasi dan Komparasi Algoritma Fuzzy C-Means dan *K-Means* Untuk Mengelompokkan Siswa Berdasarkan Nilai Akademik dan Perilaku Siswa (Data Survey)”. Berdasarkan penelitian tersebut dinyatakan bahwa tingkat akurasi dari proses perhitungan algoritma *K-Means* lebih baik daripada implementasi Fuzzy CMeans yang mencapai 91% dengan waktu 4.4105 detik. Sedangkan tingkat akurasi dari proses perhitungan dengan algoritma Fuzzy C-Means mencapai 68% dengan waktu 5.5416 detik. Hasil penelitian yang juga dilakukan oleh (Ningrat et al., 2016) bahwa algoritma *K-Means* dari segi waktu lebih baik dibandingkan algoritma Fuzzy C-Means.

Menurut (Bastian et al., n.d.) menjelaskan bahwa Algoritma *K-Means* memiliki ketelitian yang cukup tinggi terhadap ukuran objek, sehingga algoritma ini relatif lebih terukur dan efisien untuk pengelolaan objek dalam jumlah besar, selain itu algoritma ini juga tidak terpengaruh dengan urutan objek. Algoritma *K-Means* juga sudah banyak digunakan dalam berbagai bidang karena algoritma ini sederhana, mudah diimplementasikan, memiliki kemampuan mengklaster data yang besar, dan juga mampu menangani data outlier (Sirait, 2017).

Pada penelitian ini akan menerapkan konsep *data mining* menggunakan algoritma *K-Means* untuk menentukan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat. *K-Means* digunakan karena mampu mengelompokkan data kedalam beberapa *cluster* yang memiliki karakteristik yang sama, dalam proses penelitian ini akan dipilih 3 *cluster* untuk menentukan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat, yaitu obat dengan kategori laris, sedang, dan tidak laris.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, rumusan masalah yang dapat diambil untuk penelitian ini yaitu:

1. Bagaimana menerapkan teknik *data mining* untuk pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat menggunakan algoritma *K-Means*?
2. Bagaimana evaluasi *K-Means* untuk pengelompokan obat terlaris di Apotek amarta sehat menggunakan *Sum of Square Error*?

1.3 Batasan Masalah

Untuk menghindari meluasnya ruang lingkup yang akan dibahas pada penelitian, maka batasan penelitian ini yaitu:

1. Data yang digunakan untuk penelitian adalah data penjualan dari Apotek Amarta Sehat bulan Januari – Desember tahun 2021.
2. Menggunakan algoritma *K-Means* untuk melakukan pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat dan menggunakan *Sum of Square Error* sebagai evaluasi kluster terbaiknya.
3. Penelitian ini menggunakan Bahasa pemrograman *Python* menggunakan tools *Jupyter Notebook*
4. Metodologi penelitian yang digunakan adalah CRISP-DM

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian ini yaitu:

1. Menerapkan teknik *data mining* untuk menentukan kelompok obat terlaris di Apotek Amarta Sehat menggunakan *K-Means*.
2. Mengetahui hasil evaluasi *K-Means* untuk pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat menggunakan *Sum of Square Error*.

1.5 Manfaat Penelitian

Berdasarkan pada tujuan penelitian yang sudah dijelaskan, manfaat penelitian ini dibagi menjadi dua bagian yaitu manfaat teoritis dan manfaat praktis.

1.5.1 Manfaat Teoritis

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menambah wawasan dan pengetahuan tentang penerapan *data mining* dengan menggunakan algoritma *K-Means* terlebih dalam pembahasan data penjualan untuk pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat.

1.5.2 Manfaat Praktis

1. Bagi penulis, Penelitian ini digunakan sebagai syarat kelulusan Strata 1 di Fakultas Ilmu Komputer. Serta dapat mengaplikasikan ilmu yang sudah

2. diterima selama kuliah di Universitas Singaperbangsa Karawang. Penelitian ini juga diharapkan memberikan kontribusi pada penelitian yang merupakan informasi tambahan yang berguna bagi pembaca dan dapat memberikan ide bagi pihak-pihak yang memiliki permasalahan yang sama atau ingin melakukan penelitian lebih lanjut.
3. Bagi Apotek Amarta Sehat, Penelitian ini diharapkan memberikan informasi yang bermanfaat dan bisa meningkatkan penjualan di Apotek Amarta Sehat.

1.6 Metodologi penelitian

Pada penelitian ini menggunakan metodologi CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data mining*). Terdapat 6 tahapan yang ada di dalam metodologi tersebut, yaitu:

1. *Business Understanding*
2. *Data Understanding*
3. *Data Preparation*
4. *Modelling*
5. *Evaluation*
6. *Deployment*

1.7 Sistematika penulisan

Sistematika penulisan pada penelitian ini terbagi dalam lima bab yang diuraikan sebagai berikut:

BAB 1 PENDAHULUAN

Dalam bab ini meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metodologi penelitian, dan jadwal penelitian.

BAB 2 LANDASAN TEORI

Pada bab ini mengenai landasan-landasan teori yang berhubungan dengan penelitian untuk mendukung penyelesaian masalah.

BAB 3 OBJEK DAN METODE PENELITIAN

Bab ini berisi tentang objek penelitian, metodologi penelitian, dan rancangan penelitian.

BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menguraikan tentang hasil dan pembahasan dari rumusan masalah yang ada pada penelitian

BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini merupakan bab penutup yang berisi kesimpulan serta saran yang dapat membantu pengembangan bisnis analisis ini untuk penelitian selanjutnya.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Apotek

Apotek adalah sarana pelayanan kesehatan masyarakat yang menjual berbagai macam jenis obat, alat kesehatan, dan lain-lain (Saputri & Elvirasari, 2021). Apotek dikelola oleh seorang Apoteker yang bertugas untuk melakukan perencanaan, pengorganisasian, pengawasan, pelaksanaan, serta penilaian terhadap suatu apotek. Menurut Kementrian Kesehatan Republik Indonesia No.1332/Menkes/SK/X/2002 tentang perubahan permenkes No.992/MENKES/PER/X/2002 mengenai ketentuan dan tata cara pemberian izin apotek, yang dimaksud dengan apotek adalah suatu tempat tertentu dimana dilakukannya pekerjaan kefarmasiaan, penyaluran perbekalan farmasi kepada masyarakat. Kegiatan kefarmasian yang sebelumnya berfokus pada pengelolaan obat sebagai komoditi harus diubah menjadi pelayanan yang komperhensif dan bertujuan meningkatkan kualitas hidup masyarakat (Ihsan et al., 2014).

Fungsi apotek menurut Peraturan Pemerintah No.51 tahun 2009, tentang tugas dan fungsi apotek yaitu :

1. Tempat pengabdian profesi apoteker yang telah mengucapkan sumpah jabatan apoteker.
2. Sarana yang digunakan untuk melakukan pekerjaan kefarmasiann.
3. Sarana yang digunakan untuk memproduksi dan mendistribusikan ketersediaan farmasi seperti obat, bahan baku obat, obat tradisional, dan kosmetika.
4. Sarana pembuatan dan pengendalian mutu sediaan farmasi, pengamanan, pengadaan, penyimpanan, dan pendistribusi atau penyaluran obat, pengelolaan obat atas resep dokter, pelayanan obat, serta pengembangan obat, bahan obat dan obat tradisional.

2.2 Obat

Obat sangat berperan penting untuk kesehatan. Penanganan dan pencegahan berbagai macam penyakit tidak bisa lepas dari tindakan terapi dengan obat (Farissa et al., 2021). Menurut Undang-undang Farmasi No. 23 tahun 1992 menjelaskan

bahwa obat adalah suatu bahan untuk digunakan dalam menetapkan diagnosa, mencegah, mengurangi, menghilangkan, dan menyembuhkan penyakit, luka, atau lainnya pada manusia atau hewan.

2.3 *Data mining*

Data mining merupakan sebuah proses penggalian atau penyaringan data dengan memanfaatkan kumpulan data yang berukuran besar melalui berbagai tahapan untuk mendapatkan informasi yang bermanfaat dari data tersebut. *Data mining* dalam prosesnya menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengidentifikasi informasi yang bermanfaat yang terkait dengan database yang besar (Handoko, 2016). Dari pengertian yang sudah dijelaskan, dapat ditarik kesimpulan bahwa *Data mining* adalah proses penggalian data dengan menggunakan teknik statistika, matematika, kecerdasan buatan, yang berguna untuk mencari informasi yang bermanfaat.

2.3.1 *Clustering*

Clustering merupakan proses pembagian data dalam suatu himpunan ke dalam beberapa kelompok yang memiliki data yang sama dengan suatu kelompok besar yang memiliki data yang sama dengan data yang lainnya. Potensi *Clustering* bisa digunakan untuk mengetahui struktur dalam data yang dipakai lebih lanjut dalam berbagai aplikasi secara luas seperti klarifikasi, pengolahan gambar, dan pengenalan pola (Sadewo et al., 2017). Metode *Clustering* yang paling banyak dipelajari adalah metode partisi dan metode hirarki. Metode partisi bertujuan untuk menemukan pengelompokan yang terdapat dalam data dengan mengoptimalkan fungsi dan tujuan yang dapat meningkatkan partisi. Sedangkan, metode hirarki merupakan metode yang melakukan pendekatan dengan mengembangkan struktur berbasis pohon biner yang disebut dendogram (Wulandari, 2020). Tujuan *Clustering* yaitu mengelompokkan objek atau persamaan karakteristik yang dimiliki. Hasil *cluster* suatu objek harus memiliki internal (*within cluster*) homogenitas yang tinggi dan memiliki eksternal (*between cluster*) heterogenitas yang tinggi. Jika pengelompokan berhasil, objek dalam satu

cluster akan selalu mendekat, dan jika *cluster* berbeda maka akan saling menjauh satu sama lain (Halim & Widodo, 2017).

Menurut (Metisen & Sari, 2015) dengan menggunakan *Clustering*, kita bisa mengklasifikasikan persebaran daerah yang padat, menemukan pola-pola distribusi secara keseluruhan, dan menemukan keterkaitan yang menarik antara atribut data. Beberapa kebutuhan *Clustering* dalam *data mining* meliputi skalabilitas, kemampuan untuk menangani dimensionalitas yang tinggi, menangani data yang *noise*, dan dapat diterjemahkan dengan mudah.

2.3.2 *K-Means*

K-Means merupakan salah satu metode *cluster analysis* non hirarki yang berguna untuk mempartisi objek yang ada ke dalam satu atau lebih besar *cluster* atau kelompok objek berdasarkan karakteristiknya, maka objek yang memiliki karakteristik yang sama akan digabung dengan karakteristik yang sama juga dan objek yang memiliki karakteristik yang berbeda akan ditempatkan di *cluster* yang lainnya (Nur Khormarudin, 2016). *K-Means* adalah metode *Clustering* berbasis jarak yang membagi data ke dalam sejumlah *cluster* dan algoritma ini hanya bekerja pada atribut numeric. Algoritma *K-Means* termasuk *partitionin Clustering* yang memisahkan data ke daerah yang terpisah (Rizki et al., 2021). Menurut (Sutoyo, n.d.) Prinsip utama *K-Means* adalah menyusun K atau pusat massa (*centroid*) dari sekumpulan data berdimensi. Algoritma *K-Means* membutuhkan parameter input sebanyak k dan membagi sekumpulan n objek ke dalam k *cluster* sehingga tingkat kemiripan antar anggota *cluster* tinggi sedangkan tingkat kemiripan dengan anggota pada *cluster* lain rendah. Kemiripan anggota dengan *cluster* disebut *centroid cluster*. Pada algoritma *K-Means* mempunyai beberapa tahapan atau langkah dalam prosesnya, yaitu:

1. Menentukan banyaknya jumlah *cluster* yang dibentuk.
2. Memilih data untuk pusat *cluster* atau *centroid* secara random.
3. Golongkan data sesuai dengan nilai jarak paling kecil tiap data dan hitung hingga nilai *centroid* yang dihasilkan stabil atau tidak berubah. Perhitungan dilakukan dengan menggunakan rumus *Euclidean Distance* dengan rumus sebagai berikut:

$$d(x,y) = |x - y| = \sqrt{\sum_{i=0}^n (x_i - y_i)^2}$$

Penjelasan:

d = jarak yang ada pada data antar titik x dan y

x = titik objek pada sebuah data

y = titik *centroid* pada data

I = banyaknya atribut pada data

n = Semua jumlah objek

2.3.3 Metode *Elbow*

Metode *Elbow* adalah metode untuk menghasilkan informasi dalam menentukan jumlah *cluster* terbaik dengan cara melihat grafik perbandingan antara jumlah yang akan membentuk siku pada suatu titik (Muningsih, 2017). Metode *Elbow* memberikan ide dengan memberikan cara untuk memilih nilai *cluster* kemudian menambah nilai *cluster* tersebut untuk dijadikan model data dalam penentuan *cluster* terbaik (Muningsih & Kiswati, 2018). Jumlah *cluster* k yang dihasilkan dari pengujian dengan *K-Means* dievaluasi menggunakan teknik SSE (Winarta & Kurniawan, 2021).

2.3.4 Sum of Square Error

Sum of Square Error (SSE) merupakan cara dalam melakukan validasi *cluster* melalui jumlah kuadrat setiap anggota *cluster* menuju pusatnya. Semakin jauh jarak yang membentuk titik siku, maka jumlah *cluster* tersebut menjadi yang paling optimal (Jollyta et al., 2019). Rumus SSE adalah sebagai berikut :

$$SSE = \sum_{k=1}^K \sum_{xi \in Sk} \|Xi - Ck\|_2^2$$

Keterangan:

K = total *cluster*

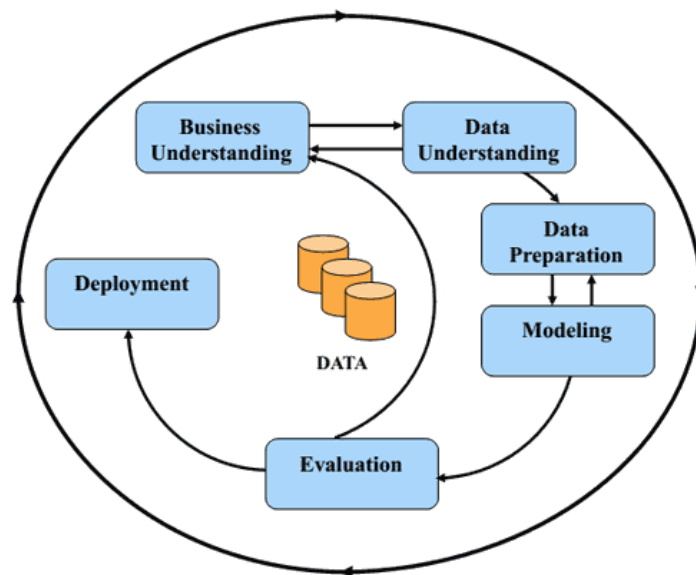
Xi = data ke- i

Ck = awal *cluster*

n = total data

2.3.5 CRISP-DM

CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process Model for Data mining*) menjelaskan tentang sebuah proses *data mining* memiliki enam tahapan, yaitu Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment (Suhanda et al., 2020). Siklus CRISP-DM dapat dilihat pada **Gambar 2.1** dibawah ini.



Gambar 2. 1 Tahapan CRISP-DM
(Sumber: Erikhren, 2020)

1. *Business Understanding*

Tahap ini menentukan tujuan dan kebutuhan proyek secara detail dalam lingkup bisnis atau dalam unit penelitian. Masalah yang ada akan dikerjakan dan menyiapkan strategi awal untuk memecahkan masalah dan mencapai tujuan.

2. *Data Understanding*

Tahap ini yaitu pengumpulan data yang akan diperlukan dalam bisnis atau penelitian, melakukan pemahaman terhadap data awal yang akan digunakan. Selanjutnya mengevaluasi kualitas dari data, apakah data tersebut ada yang rusak, kurang. Dan jika diperlukan pada tahap ini bisa dipilih sebagian kelompok kecil yang mungkin mengandung pola dari permasalahan.

3. *Data Preparation*

Pada tahap ini dilakukan pengolahan data atau menganalisis *variable*, seperti kegiatan yang digunakan untuk memproses *dataset* akhir dari data mentah. Pada tahap ini bisa dilakukan percobaan hingga beberapa kali.

4. *Modelling*

Pada tahap ini dilakukan teknik permodelan dipilih dan diterapkan dari beberapa parameter yang disesuaikan dengan nilai yang optimal.

5. *Evaluation*

Pada tahap ini dilakukan evaluasi dari tahap pemodelan yang sudah digunakan apakah sesuai atau tidak. pada tahap ini model sudah dibentuk.

6. *Deployment*

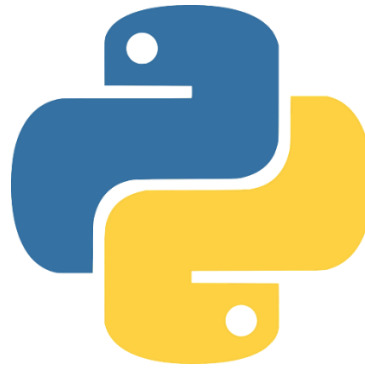
Pada tahap ini dilakukan presentasi hasil pengetahuan atau informasi yang diperoleh dan nantinya akan disampaikan dalam bentuk khusus sehingga pengguna dapat menggunakannya.

2.4 Bahasa Pemrograman dan *Tools*

Bahasa pemrograman adalah sebuah alat komunikasi antara manusia dengan komputer. Bahasa pemrograman saat ini dibagi menjadi tiga bagian, yaitu bahasa pemrograman tingkat rendah, menengah dan tinggi (Harry Saptarini et al., 2019).

2.4.1 Python

Python merupakan Bahasa pemrograman tingkat tinggi dengan sistem dinamis, mudah dipelajari karena sintaksnya yang sederhana Karena berfokus pada keterbacaan kode. *Python* mendukung modul dan paket, yang mendorong modularitas program. *Python* dapat digunakan dibanyak domain aplikasi dan mendukung banyak protokol internet dan mudah digunakan untuk socket interface (Destyara Zanneta Hidayatullifa, 2019).



Gambar 2. 2 Logo Python
(Sumber: python.org)

2.4.2 Jupyter Notebook

Jupyter memiliki singkatan dari tiga Bahasa pemrograman, yaitu *Julia* (Ju), *Python* (Py), dan *R*. *Jupyter* merupakan aplikasi web yang memungkinkan untuk mengintegrasikan antara kode dengan output didalam satu dokumen secara interaktif.



Gambar 2. 3 Logo Jupyter Notebook
(Sumber: jupyter.org)

2.5 Penelitian Sebelumnya

Sebagai perbandingan penelitian digunakan beberapa jurnal sebagai referensi yang dijelaskan pada **Tabel 2.1** dan **Tabel 2.2**.

Tabel 2. 1 Penelitian Sebelumnya

| No | Penulis (Tahun) | Judul | Metode | Hasil |
|----|---|---|------------------------|---|
| 1 | Muhammad Dahria, Rudi Gunawan, Zulkifli Lubids (2019) | Implementasi <i>K-Means</i> dalam pengelompokan produk terbaik PT. koko pelli | <i>K-Means</i> | Dataset yang digunakan pada penelitian ini yaitu produk-produk dari PT. Koko pelli. Algoritma yang digunakan yaitu <i>K-Means Clustering</i> , hasil akhir dari penelitian ini yaitu peneliti membuat sebuah sistem berupa aplikasi untuk menentukan produk terbaik dari PT. Koko pelli. |
| 2 | M. Syukron Nawawi, Falentino Sembiring, Adhitia Erfina (2021) | Implementasi algoritma <i>K-Means Clustering</i> menggunakan orange untuk penentuan produk busana muslim terlaris | <i>K-Means, Orange</i> | Hasil dari penelitian ini terdapat 3 <i>cluster</i> yaitu, kelompok pertama dengan 228 produk dikategorikan kurang laris(C1), kelompok ke dua dengan 52 produk dikategorikan cukup laris (C2) dan kelompok ke tiga dengan 2 produk dikategorikan sangat laris (C3). Penelitian ini menggunakan visualisasi orange |
| 3 | Muhammad Hilman Fakhriza, Khaerul Umam (2021) | Analisis produk terlaris menggunakan metode <i>K-Means Clustering</i> pada “PT. SUKANDA JAYA”. | <i>K-Means</i> | Dari penitian ini output yang dihasilkan yaitu, barang paling laris sebanyak 10, kurang laris sebanyak 4. Dengan adanya pengolahan data yang dilakukan diharapkan dapat memberikan solusi kepada pihak perusahaan agar dapat mengetahui mana barang yang paling laris dan mana barang yang tidak laris |

Tabel 2. 2 Penelitian Sebelumnya (Lanjutan)

| No | Penulis (Tahun) | Judul | Metode | Hasil |
|----|---|---|----------------------|---|
| 4 | Ahmad zakir, Yermia Ndruru, Edrian Hadinata, Ihsan Lubis (2020) | Penerapan <i>Data mining</i> untuk klasifikasi data penjualan makanan terlaris dengan menggunakan algoritma C45 | <i>Algoritma C45</i> | Algoritma C4.5 dapat digunakan untuk memudahkan dalam pengambilan keputusan, berdasarkan nilai <i>entropy</i> dan <i>gain</i> yang dimiliki masing-masing atribut data. |
| 5 | Herry Derajad Wijaya, Saruni Dwiasnati (2020) | Implementasi <i>Data mining</i> dengan algoritma <i>Naïve Bayes</i> pada penjualan obat | <i>Naïve Bayes</i> | Informasi yang diinginkan dari penelitian ini adalah mendapatkan nilai <i>accuracy</i> untuk data penjualan obat-obatan terutama jenis-jenis vitamin yang sering menjadi pilihan dari nasabah yang membutuhkan obat-obatan tersebut dengan menggunakan algoritma klasifikasi <i>data mining</i> yaitu algoritma <i>Naïve Bayes</i> . Penelitian ini menggunakan <i>tools Rapidminer</i> versi 8 sebagai media untuk menguji data yang akan diolah untuk mendapatkan hasil <i>accuracy</i> dan nilai ROC. Nilai <i>accuracy</i> tersebut menunjukkan di nilai 88.00% |

2.6 Penelitian Sekarang

Penelitian yang akan dilakukan sekarang yaitu melakukan pengelompokan obat terlaris yang ada di Apotek Amarta Sehat. Pengelompokan ini dilakukan menggunakan algoritma *K-Means* dengan Bahasa pemrograman *python* menggunakan *jupyter notebook*. Penelitian ini menggunakan tahapan CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data mining*). Data yang digunakan berasal dari data penjualan obat tahun 2021 di Apotek Amarta Sehat.

BAB 3

OBJEK DAN METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Objek Penelitian

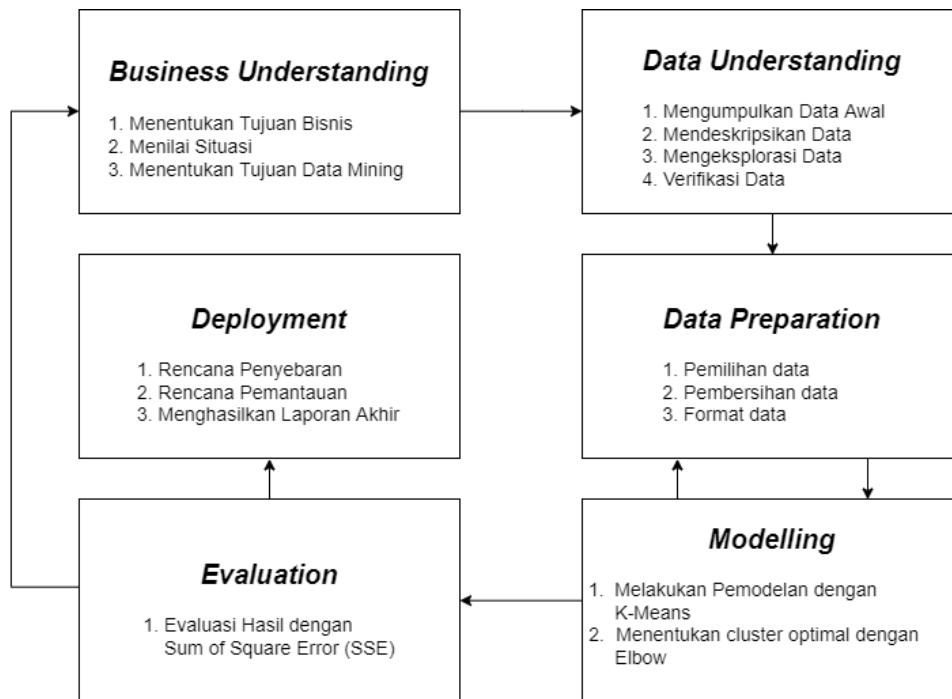
Pada penelitian ini yang menjadi objek penelitian yaitu data penjualan obat di Apotek Amarta Sehat bulan Januari-Desember tahun 2021. Data yang digunakan pada penelitian ini meliputi tanggal obat terjual, nama obat terjual, jumlah obat terjual, total obat terjual, dan harga obat yang terjual, data tersebut diambil dari data penjualan Apotek Amarta Sehat di tahun 2021. Hasil akhir yang akan didapat pada penelitian ini yaitu memberikan informasi yang bermanfaat bagi pemilik apotek mengenai pengelompokan obat terlaris untuk menentukan pola pemasaran yang baik.

3.2 Metodologi penelitian

Metodologi penelitian yang digunakan yaitu CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data mining*) yang terdiri dari enam tahapan yaitu *Bussiness Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment*.

3.3 Rancangan penelitian

Rancangan penelitian dalam menyelesaikan penelitian ini dilakukan dalam enam fase yang dapat dilihat pada **Gambar 3.1** dibawah ini.



Gambar 3. 1 Rancangan Penelitian

Berikut merupakan penjelasan untuk setiap tahapan dari rancangan penelitian yang digunakan pada penelitian ini:

1. *Business Understanding*

Pada tahap pertama akan dilakukan sebuah analisis masalah yang dapat diangkat atau dipecahkan dalam penelitian ini, tahap ini berfokus pada pemahaman tujuan berdasarkan penilaian bisnis, kemudian pemahaman tersebut akan menjadi sebuah tahapan awal penelitian dengan menggali data-data yang ada di Apotek Amarta Sehat yang dirancang untuk mencapai tujuan penelitian. Setelah mengetahui pemahaman bisnis maka akan menghasilkan informasi yang dibutuhkan untuk melakukan penelitian mengenai implementasi *K-Means* untuk menentukan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat.

2. *Data Understanding*

Pada tahap kedua akan dilakukan pengumpulan data dan menggambarkan sebuah data. *Dataset* yang digunakan pada penelitian ini yaitu tanggal obat terjual, nama obat terjual, jumlah obat terjual, harga obat terjual, dan total obat yang terjual pada setiap bulan pada tahun 2021. Kemudian masuk ke

analisis data, bagaimana kondisi dari data tersebut dan mengidentifikasi elemen apa saja yang akan diproses.

3. *Data Preparation*

Pada tahap ketiga akan mempersiapkan data. Persiapan yang dilakukan yaitu pemilihan data, kemudian menangani permasalahan yang terdapat pada data. Karena pada tahap ini data belum diolah dan masih berupa data mentah, maka perlu diubah menjadi data yang baik atau berkualitas, biasanya data mentah masih *incomplete* yaitu data yang kekurangan atribut, selanjutnya data yang noisy adalah data yang masih mengandung *error* dan *duplicate*, dan *inconsistent* yang berarti tidak konsisten dalam datanya.

4. *Modelling*

Pada tahap keempat data akan diolah menggunakan *tools jupyter notebook* dengan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dalam prosesnya. Penelitian ini menggunakan teknik *data mining* dan menggunakan algoritma *K-Means Clustering* untuk menentukan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat. Dalam penentuan nilai K terbaik menggunakan bantuan metode *Elbow* untuk *cluster* yang lebih optimal.

5. *Evaluation*

Pada tahap ini akan dilakukan interpretasi hasil pemodelan *data mining* yang digunakan. Setelah dicek dengan menggunakan *Elbow* untuk menentukan nilai K yang paling optimal sebagai rekomendasi nilai *cluster*, maka akan dilakukan metode evaluasi yaitu *Sum of Square Error* (SSE). Hasil evaluasi ini untuk mengetahui seberapa baik kualitas *cluster* yang dihasilkan dan apakah hasil yang didapat sudah baik dalam penelitian ini.

6. *Deployment*

Pada tahap terakhir yaitu pembuatan laporan berupa tugas akhir mengenai informasi yang telah didapatkan dari hasil pengelompokan obat terlaris menggunakan *K-Means* di Apotek Amarta Sehat.

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil

Hasil penelitian yang telah dilakukan, bagaimana menerapkan teknik *data mining* yaitu *Clustering* untuk pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat menggunakan algoritma *K-Means*.

4.1.1 *Business Understanding* (Pemahaman Bisnis)

Pada tahap *business understanding* diperlukan pemahaman tentang latar belakang dan tujuan bisnis, yang berhubungan dengan pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat. Tahapan *business understanding* sebagai berikut :

4.1.1.1 *Determine Business Objectives* (Menentukan Tujuan Bisnis)

Tujuan bisnis dari penelitian ini yaitu untuk melakukan pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat berdasarkan data penjualan obat selama satu tahun. Data yang sebelumnya menjadi arsip penjualan saja, dapat dianalisa dan menjadi informasi yang bermanfaat untuk strategi bisnis. Hasil analisa bisa membantu pemilik apotek untuk menentukan suatu pola pemasaran yang efektif, yang dilihat dari pengelompokan obat terlaris.

4.1.1.2 *Asses The Situation* (Menilai Situasi)

Adapun situasi dan kondisi yang terjadi di Apotek Amarta Sehat sebagai berikut :

1. Pada Apotek Amarta Sehat terdapat kumpulan data penjualan obat yang dapat menjadi informasi, kumpulan data tersebut belum diolah menjadi informasi yang bermanfaat untuk kebutuhan bisnis.
2. Data yang diperoleh yaitu data penjualan obat dari bulan Januari-Desember tahun 2021.
3. Pada Apotek Amarta Sehat belum adanya informasi mengenai kelompok obat terlaris.

4.1.1.3 Determine the Data mining Goals (Menentukan Tujuan Data mining)

Tujuan *data mining* dari penelitian ini yaitu melakukan pengelompokan obat terlaris di apotek amarta sehat menggunakan algoritma *K-Means*. Hal ini mempermudah *owner* apotek dalam menentukan suatu pola pemasaran yang efektif dengan melihat hasil dari pengelompokan obat terlaris yang ada di Apotek Amarta Sehat.

4.1.2 Data Understanding (Pemahaman Data)

Pada tahap *data understanding* dilakukan pengumpulan data-data yang dibutuhkan dan berdiskusi dengan *owner* Apotek Amarta Sehat untuk memahami data yang telah didapatkan. Data yang didapat mempunyai atribut yaitu tanggal penjualan, nama obat, jumlah obat terjual, harga obat terjual, dan total harga obat terjual. Tahapan *data understanding* terdiri dari beberapa tahapan sebagai berikut :

4.1.2.1 Collect Initial Data (Mengumpulkan Data Awal)

Pada tahap ini merupakan tahapan pengumpulan data awal, data yang akan dianalisis yaitu data penjualan di Apotek Amarta Sehat yang terdiri dari nama obat terjual, jumlah obat terjual, harga obat terjual, dan total harga obat terjual. Data yang didapat dari Apotek Amarta Sehat berupa riwayat jumlah transaksi penjualan dari bulan Januari-Desember tahun 2021. Berikut adalah data awal yang didapat dari Apotek Amarta Sehat, dapat dilihat pada **Tabel 4.1** dibawah ini

Tabel 4. 1 Data Penjualan Apotek Amarta Sehat

| tanggal_penjualan | nama_obat | qty | harga | total_harga |
|-------------------|---------------|--------|--------|-------------|
| 1-Jan-21 | Triamnicolon | 1.0 | 10000 | 10000 |
| 1-Jan-21 | Ciprofloxacin | 1.0 | 8000 | 8000 |
| 1-Jan-21 | Voltadex | 1.0 | 5000 | 5000 |
| 1-Jan-21 | Erphaflam | 1.0 | 8000 | 8000 |
| 1-Jan-21 | Tolak angina | 2.0 | 3500 | 7000 |
| | | | | |
| 31-Dec-21 | Coric | 1.0 | 7000 | 7000 |
| 31-Dec-21 | Metidrol | 1.0 | 15000 | 15000 |
| 31-Dec-21 | Divoltar | 1.0 | 7000 | 7000 |
| 31-Dec-21 | Supertetra | 1.0 | 8500 | 8500 |
| 31-Dec-21 | Omeprazole | 1.0 | 7500 | 7500 |

Tabel diatas adalah dataset yang telah didapatkan dari pemilik Apotek Amarta Sehat, dataset ini berisi data penjualan obat dari bulan Januari-Desember tahun 2021. Dataset berisi 18441 baris dan 5 kolom, dengan kolom yang didapatkan seperti tanggal penjualan, nama obat, jumlah obat, harga obat dan total harga obat.

4.1.2.2 Describe The Data (Mendeskripsikan Data)

Setelah tahap pengumpulan data selesai dilakukan, selanjutnya masuk ke tahap *describe the data*. Pada tahap ini bertujuan untuk mendeskripsikan data dan memahami data yang akan diolah. Data akan dideskripsikan mulai dari atribut, deskripsi, dan tipe data. Dapat dilihat pada **Tabel 4.2** berikut ini.

Tabel 4. 2 Deskripsi Data Penjualan Apotek Amarta Sehat

| Atribut | Deskripsi | Tipe Data |
|-------------------|--------------------------------|-----------|
| tanggal_penjualan | Tanggal penjualan obat terjual | Object |
| nama_obat | Nama obat terjual | Object |
| qty | Jumlah obat terjual | Float |
| Harga | Harga obat terjual | Int64 |
| total_harga | Total obat terjual | Int64 |

Tabel diatas mendeskripsikan deskripsi dan tipe data dari atribut “tanggal_penjualan”, “nama_obat”, “qty”, “harga”, dan “total_harga”.

4.1.2.3 Explore the Data (Mengeksplorasi Data)

Pada tahap *explore the data* yang dilakukan adalah mencari informasi mengenai data yang akan diolah. Data yang didapat dapat dicari nilai maksimal, minimal, dan rata-ratanya dengan catatan tipe datanya harus numerik. Maka yang diambil adalah atribut “qty”, “harga”, dan “total_harga” seperti pada **Tabel 4.3** berikut ini.

Tabel 4. 3 Eksplorasi Data

| Atribut | Max | Min | Mean |
|-------------|--------------|--------------|--------------|
| qty | 613.000000 | 0.000000 | 24.887593 |
| harga | 77000.000000 | 500.000000 | 11529.821845 |
| total_harga | 4.064000e+06 | 2.500000e+03 | 1.823484e+05 |

4.1.2.4 Verify Data Quality (Verifikasi Kualitas Data)

Pada tahap verifikasi kualitas data, tahapan yang dilakukan yaitu melihat kualitas data yang dimiliki, seperti melihat data yang berduplikat dan *missing value* dari data tersebut. Pada tahap ini, tidak ditemukan data yang *missing value*, dapat dilihat pada **Gambar 4.1** dibawah ini. Semua atribut yang ada tidak terdapat *missing value* atau data tidak lengkap.

```

tanggal_penjualan    0
nama_obat            0
qty                  0
harga                0
total_harga          0
dtype: int64

```

Gambar 4. 1 Dataset Tidak Terdapat Missing Value

Namun, ketika dilakukan pengecekan duplikasi data, terdapat data yang berduplikat pada atribut nama_obat. Melihat duplikasi data dilakukan hanya pada atribut nama_obat saja karena pada atribut qty, harga, dan total_harga tidak mungkin

dilakukan pembersihan duplikasi, karena data tersebut memiliki nilai yang *real* sesuai dengan jumlah penjualan obat di Apotek Amarta Sehat, sedangkan atribut tanggal_penjualan akan dihapus karena tidak dibutuhkan pada saat proses pemodelan. Atribut nama_obat memiliki duplikasi atau nama yang sama sebanyak 17498 dari 18441 data. Untuk melihat atribut yang terdapat duplikasi dapat dilihat pada **Gambar 4.2** dibawah ini.

```
data.duplicated("nama_obat").sum()
17498
```

Gambar 4. 2 Melihat Data Duplikat

4.1.3. Data Preparation (Pengolahan Data)

Pada tahap *data preparation* yang dilakukan adalah membangun dataset mentah menjadi data yang berkualitas sebelum masuk ke tahap *modelling*. Terdapat beberapa tahapan pada *data preparation* sebagai berikut :

4.1.3.1 Select Data (Pemilihan Data)

Data yang dipilih untuk penelitian ini adalah data penjualan Apotek Amarta Sehat dari bulan Januari-Desember tahun 2021. Data Penjualan Apotek Amarta Sehat berisi 18441 baris dan 5 kolom, dapat dilihat pada **Gambar 4.3**

| | tanggal_penjualan | nama_obat | qty | harga | total_harga |
|-------|-------------------|---------------|-----|-------|-------------|
| 0 | 1-Jan-21 | triamnicolon | 1.0 | 10000 | 10000 |
| 1 | 1-Jan-21 | ciprofloxacin | 1.0 | 8000 | 8000 |
| 2 | 1-Jan-21 | voltadex | 1.0 | 5000 | 5000 |
| 3 | 1-Jan-21 | erphaflam | 1.0 | 8000 | 8000 |
| 4 | 1-Jan-21 | tolak angin | 2.0 | 3500 | 7000 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 18436 | 31-Dec-21 | coric | 1.0 | 7000 | 7000 |
| 18437 | 31-Dec-21 | metidrol | 1.0 | 15000 | 15000 |
| 18438 | 31-Dec-21 | divoltar | 1.0 | 7000 | 7000 |
| 18439 | 31-Dec-21 | supertetra | 1.0 | 8500 | 8500 |
| 18440 | 31-Dec-21 | omeprazole | 1.0 | 7500 | 7500 |

18441 rows × 5 columns

Gambar 4. 3 Jumlah Data Penjualan Apotek Amarta Sehat

Dari dataset yang sudah ada, tidak semua atribut akan digunakan karena tidak sesuai dengan kebutuhan pada proses pemodelan. Maka, atribut tanggal_penjualan akan dihapus seperti pada **Gambar 4.4**.

| | nama_obat | qty | harga | total_harga |
|-------|---------------|-----|-------|-------------|
| 0 | triamnicolon | 1 | 10000 | 10000 |
| 1 | ciprofloxacin | 1 | 8000 | 8000 |
| 2 | voltadex | 1 | 5000 | 5000 |
| 3 | erphaflam | 1 | 8000 | 8000 |
| 4 | tolak angin | 2 | 3500 | 7000 |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| 18436 | coric | 1 | 7000 | 7000 |
| 18437 | metidrol | 1 | 15000 | 15000 |
| 18438 | divoltar | 1 | 7000 | 7000 |
| 18439 | supertetra | 1 | 8500 | 8500 |
| 18440 | omeprazole | 1 | 7500 | 7500 |

18441 rows × 4 columns

Gambar 4. 4 Menghapus Atribut Tanggal Penjualan

4.1.3.2 Data Cleaning (Pembersihan Data)

Setelah diketahui terdapat data duplikat pada tahap verifikasi kualitas data, selanjutnya data duplikat akan ditangani, data duplikat terjadi karena terdapat nama obat yang sama karena dataset ini berisi data penjualan sehari-hari, yang memungkinkan banyak nama obat yang terjual sama atau nama yang *uniq* saja. Maka, peneliti menggabungkan nama obat yang sejenis dan menghitung total dari atribut qty, harga, dan total harga selama satu tahun. Setelah data duplikat ditangani, jumlah dataset Apotek Amarta Sehat yang berjumlah 18441 menjadi 943 data. Dapat dilihat pada **Gambar 4.5** berikut ini.

| | qty | harga | total_harga |
|-----------------|-----|---------|-------------|
| nama_obat | | | |
| acarbose | 8 | 16000.0 | 128000 |
| acethyl sistein | 3 | 14000.0 | 42000 |
| acetylsistein | 3 | 14000.0 | 42000 |
| acifar 400 | 8 | 13000.0 | 104000 |
| actifed merah | 2 | 57000.0 | 114000 |
| ... | ... | ... | ... |
| zolagel | 15 | 10000.0 | 150000 |
| zolagel cr | 2 | 8000.0 | 16000 |
| zoracyn tab | 2 | 22000.0 | 44000 |
| zoralin | 12 | 22000.0 | 264000 |
| zoralin tab | 2 | 22000.0 | 44000 |

943 rows × 3 columns

Gambar 4. 5 Data Duplikat Sudah Ditangani

Setelah data duplikat sudah ditangani, tipe data pada atribut harga berubah menjadi float karena dihitung rata-ratanya. Maka dari itu untuk mempermudah pada saat pemodelan, akan diubah menjadi tipe data Integer seperti **Gambar 4.6** dibawah ini.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Index: 943 entries, acarbose to zoralin tab
Data columns (total 3 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  -
0   qty              943 non-null    int64
1   harga            943 non-null    int64
2   total_harga      943 non-null    int64
dtypes: int64(3)
memory usage: 29.5+ KB
```

Gambar 4. 6 Tipe Data Atribut Harga Telah diubah

4.1.3.3 Format Data

Pada tahap ini merupakan tahapan terakhir dari pengolahan data. Hasil dari tahapan ini yaitu data siap diolah dalam permodelan *data mining*. Format dataset

akhir berupa *.csv untuk pemodelan *data mining*. Atribut yang digunakan yaitu “nama_obat”, “qty”, “harga”, dan “total_harga”. **Tabel 4.4** di bawah ini merupakan tabel dataset final yang akan digunakan dalam pemodelan.

Tabel 4. 4 Dataset Final

| Atribut | Tipe Data | Keterangan |
|-------------|-------------|--|
| nama_obat | Kategorikal | Merupakan data nama obat yang terjual di Apotek Amarta Sehat. |
| qty | Numerik | Merupakan atribut jumlah obat yang terjual di Apotek Amarta Sehat. |
| harga | Numerik | Merupakan atribut harga obat yang terjual di Apotek Amarta Sehat. |
| total_harga | Numerik | Merupakan atribut total harga atau total transaksi obat yang terjual di Apotek Amarta Sehat. |

4.1.4 Modelling (Pemodelan)

Tahap *Modelling* merupakan fase penerapan teknik *data mining* yang akan digunakan sesuai dengan tujuan penelitian. Pada penelitian ini teknik *data mining* yang digunakan yaitu *Clustering* dengan menggunakan algoritma *K-Means* untuk menganalisa data penjualan Apotek Amarta Sehat dari bulan Januari-Desember tahun 2021. Yang bertujuan untuk pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat.

4.1.4.1 Select Modeling Techniques (Memilih Teknik Pemodelan)

Langkah pertama dalam tahap pemodelan yaitu memilih teknik pemodelan yang sesuai dengan tujuan penelitian. Teknik yang digunakan untuk pemodelan yaitu *Clustering* dengan menggunakan algoritma *K-Means*. Tujuan yang ingin dicapai yaitu mengetahui pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat.

4.1.4.2 Build Model (Membangun Model)

Langkah kedua dalam tahap pemodelan yaitu melakukan pemodelan dengan menggunakan teknik *data mining*. Pada proses pemodelan terdapat 2 skenario yang didapatkan, skenario pertama yaitu peneliti memilih nilai K atau *cluster* dan pusat

clusternya secara acak yaitu sebanyak 3 *cluster*. Berharap hasil yang akan didapatkan untuk pengelompokan obat terlaris terbagi ke dalam kategori laris, sedang, dan tidak laris. Namun, setelah dilakukan dengan melihat *cluster* yang optimal dengan menggunakan metode *Elbow*, hasil yang direkomendasikan oleh metode *Elbow* yaitu sebanyak 5 *cluster*, hal ini yang membuat skenario 2 terjadi. Untuk lebih lanjut mengenai skenario pertama dan kedua akan dijelaskan berikut ini :

1. Skenario Pertama

Skenario pertama yang dilakukan dalam pemodelan ini yaitu memilih nilai K secara acak, dalam skenario 1 memilih *cluster* sebanyak 3 *cluster*. Setelah memilih nilai K, selanjutnya masuk ke dalam proses *K-Means*. Hasilnya sudah mengetahui pusat *cluster* dari nilai K yang dipilih. Dapat dilihat pada **Gambar 4.7** proses memilih nilai K sebanyak 3 *cluster*.

```
kmeans = KMeans(n_clusters=3, random_state = 42)
scaler = MinMaxScaler()
data = scaler.fit_transform(data)
kmeans.fit(data)
centroid = kmeans.cluster_centers_
print(centroid)
kmeans.labels_

[[0.02623812 0.10889316 0.02581054]
 [0.01114223 0.42687606 0.05069695]
 [0.32316156 0.10046059 0.31561313]]
```

Gambar 4. 7 Proses *Clustering* Dengan Memilih *Cluster* 3

Pada **Tabel 4.5** merupakan *centroid* dari setiap *clusternya*. *Centroid* didapatkan secara acak sesuai dengan jumlah nilai K yang dipilih. *Centroid* merupakan nilai pusat *cluster*, pada *cluster* 0 *centroid* dari qty yaitu 0,2, *cluster* 1 yaitu 0,1, dan *cluster* 2 yaitu 0,32.

Tabel 4. 5 *Centroid* Setiap *Clusternya*

| <i>Cluster</i> Obat Terlaris | Qty | Harga | Total_harga |
|------------------------------|------|-------|-------------|
| C0 | 0.02 | 0.10 | 0.02 |
| C1 | 0.01 | 0.42 | 0.05 |
| C2 | 0.32 | 0.10 | 0.31 |

Selanjutnya pada **Gambar 4.8** proses yang dilakukan adalah mengetahui isi *cluster*, pada tahap ini data sudah terbagi ke dalam masing-masing *cluster*. *Cluster* 0 sebanyak 786 data, *cluster* 1 sebanyak 106 data, dan *cluster* 2 sebanyak 51 data.

```
from collections import Counter
Counter(kmeans.labels_)

Counter({0: 786, 1: 106, 2: 51})
```

Gambar 4. 8 Mengetahui Isi *Cluster*

Setelah mengetahui isi dari *cluster*, selanjutnya melihat jumlah value dalam dataset yang berhasil masuk ke dalam *clusternya* masing-masing, sekaligus melakukan pengecekan terhadap *cluster* untuk menghindari terjadinya value yang tidak memiliki *cluster* atau *cluster* yang tidak muncul dalam value yang dapat dilihat pada **Gambar 4.9** dibawah ini.

```
df["Cluster"] = kmeans.labels_
n_cs = 15
for i in range(n_cs):

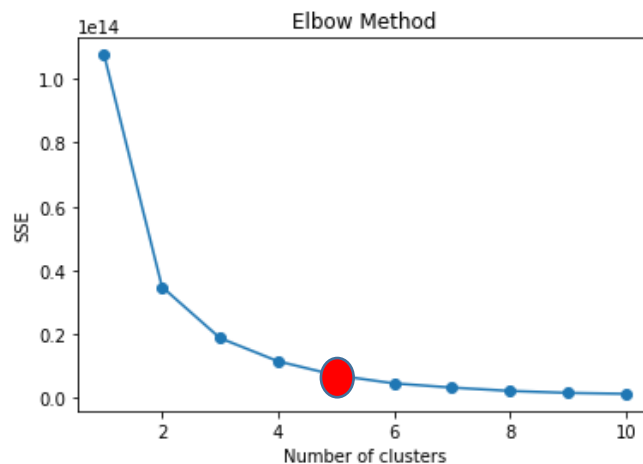
    cnt = df[df['Cluster'] == i]['Cluster'].count()
    print(f'Cluster {i+1}: {cnt}')
```

Cluster 1: 786
Cluster 2: 106
Cluster 3: 51
Cluster 4: 0
Cluster 5: 0
Cluster 6: 0
Cluster 7: 0
Cluster 8: 0
Cluster 9: 0
Cluster 10: 0
Cluster 11: 0
Cluster 12: 0
Cluster 13: 0
Cluster 14: 0
Cluster 15: 0

Gambar 4. 9 Jumlah Value Pada Setiap *Cluster*

Setelah skenario pertama sudah selesai dilakukan dan setiap value sudah memperoleh setiap *clusternya* dengan asumsi *cluster* 1 sebanyak 786 data, *cluster* 2 sebanyak 106 data, dan *cluster* 3 sebanyak 51 data. Selanjutnya, mencoba melihat dari metode *Elbow*, hal ini membantu dalam menentukan jumlah *cluster* yang paling sesuai. Pada proses analisis untuk mendapatkan nilai K yang optimal dapat

menggunakan metode *Elbow* dengan bantuan *Sum of Square Error* (SSE). Hasil dari metode *Elbow* menunjukkan *cluster* yang optimal yaitu *cluster* 5. Dapat dilihat pada **Gambar 4.10** dibawah ini.



Gambar 4. 10 Melihat Nilai K Optimal dari *Elbow*

2. Skenario kedua

Skenario kedua terjadi setelah mendapat rekomendasi dari metode *Elbow*, maka untuk memilih nilai K yaitu sebanyak 5 *cluster* sesuai dengan rekomendasi metode *Elbow*, selanjutnya masuk ke dalam proses *clustering* menggunakan algoritma *K-Means*. Dapat dilihat pada **Gambar 4.11** proses *K-Means* ketika nilai K berjumlah 5.

```
kmeans = KMeans(n_clusters=5, random_state = 42)
scaler = MinMaxScaler()
data = scaler.fit_transform(data)
kmeans.fit(data)
centroid = kmeans.cluster_centers_
print(centroid)
kmeans.labels_
```

```
[[1.31906845e-02 1.59581860e-01 2.43555941e-02
 2.61910895e-02 6.15053975e-02 1.75697770e-02
 1.16060421e-02 3.93337125e-01 4.83115985e-02
 1.96466901e-01 9.42368421e-02 1.96997480e-01
 6.43927035e-01 6.44432561e-02 5.00576366e-01]]
```

Gambar 4. 11 Proses *Clustering* dengan memilih Nilai K = 5

Pada **Tabel 4.6** merupakan *centroid* dari setiap *clusternya*. *Centroid* didapatkan secara acak sesuai dengan jumlah nilai K yang dipilih. *Centroid* merupakan nilai pusat *cluster*. Pada *cluster 0 centroid* dari qty yaitu 1,31, *cluster 1* yaitu 2,61, *cluster 2* yaitu 1,16, *cluster 3* yaitu 1,96, dan *cluster 4* yaitu 6,43.

Tabel 4. 6 Melihat *Centroid* dari masing-masing *cluster*

| Cluster Obat Terlaris | Qty | Harga | Total_harga |
|-----------------------|------|-------|-------------|
| C0 | 1,31 | 1,60 | 2,43 |
| C1 | 2,61 | 6,15 | 1,75 |
| C2 | 1,16 | 3,93 | 4,83 |
| C3 | 1,96 | 9,42 | 1,96 |
| C4 | 6,43 | 6,44 | 5 |

Selanjutnya pada **Gambar 4.12** proses yang dilakukan adalah mengetahui isi *cluster*, pada tahap ini data sudah terbagi ke dalam masing-masing *cluster*, *cluster 0* sebanyak 326 data, *cluster 1* sebanyak 399 data, *cluster 2* sebanyak 131 data, *cluster 3* yaitu 76 data, *cluster 4* yaitu 11 data.

```
from collections import Counter
Counter(kmeans.labels_)

Counter({0: 326, 2: 131, 1: 399, 3: 76, 4: 11})
```

Gambar 4. 12 Mengetahui Isi *Cluster*

Setelah mengetahui isi dari *cluster*, selanjutnya melihat jumlah value dalam dataset yang berhasil masuk ke dalam *clusternya* masing-masing, sekaligus melakukan pengecekan terhadap *cluster* untuk menghindari terjadinya value yang tidak memiliki *cluster* atau *cluster* yang tidak muncul dalam value, dapat dilihat pada **Gambar 4.13** dibawah ini.

```

df["Cluster"] = kmeans.labels_
n_cs = 15
for i in range(n_cs):

    cnt = df[df['Cluster'] == i]['Cluster'].count()
    print(f'Cluster {i+1}: {cnt}')

Cluster 1: 326
Cluster 2: 399
Cluster 3: 131
Cluster 4: 76
Cluster 5: 11
Cluster 6: 0
Cluster 7: 0
Cluster 8: 0
Cluster 9: 0
Cluster 10: 0
Cluster 11: 0
Cluster 12: 0
Cluster 13: 0
Cluster 14: 0
Cluster 15: 0

```

Gambar 4. 13 Jumlah Value Pada Setiap *Cluster*

Setelah skenario kedua sudah selesai dilakukan dan setiap value sudah memperoleh setiap *clusternya* dengan asumsi *cluster 0* sebanyak 326 data, *cluster 1* sebanyak 399 data, *cluster 2* sebanyak 131 data, *cluster 3* sebanyak 76 data, dan *cluster 4* sejumlah 11 data. Selanjutnya, masuk ke tahap *evaluation*, pada tahap ini akan mengetahui apakah *cluster* yang dipilih sudah optimal, dan akan mengetahui *cluster* berapa saja yang termasuk kategori obat terlaris.

4.1.5 *Evaluation* (Evaluasi)

Suatu hasil pemodelan perlu dilakukan evaluasi guna mengetahui sejauh mana tingkat keberhasilan dari pemodelan yang telah diterapkan apakah sudah sesuai dengan tujuan yang sudah dirancang pada tahap *business understanding*.

4.1.5.1 *Evaluate Result* (Mengevaluasi hasil)

Hasil *Clustering* menggunakan algoritma *K-Means* selanjutnya akan dilakukan evaluasi dengan menggunakan *Sum of Square Error* yang ditunjukkan pada **Gambar 4.14**. Kualitas *cluster* yang dihasilkan dari algoritma *K-Means* dengan evaluasi menggunakan *Sum of Square Error* dikatakan baik apabila nilai indeksinya paling kecil. Hasil pengujian *Clustering* menggunakan algoritma *K-Means* dengan bantuan metode *Elbow* sebagai penentu nilai optimal pada K dan evaluasi nilai *cluster* menggunakan SSE menghasilkan hasil *Clustering* dengan K

= 5. *Cluster* 5 dipilih karena nilai evaluasi tidak jauh dengan nilai kluster berikutnya, dan jumlah kluster yang dihasilkan tidak terlalu banyak, maka *cluster* 5 dipilih pada penelitian ini.

```
SSE for k(Cluster) = 1 is 107504675390014.31
SSE for k(Cluster) = 2 is 34825248312524.254
SSE for k(Cluster) = 3 is 18815355941898.73
SSE for k(Cluster) = 4 is 11545300942855.58
SSE for k(Cluster) = 5 is 7154215036701.358
SSE for k(Cluster) = 6 is 4622553277316.693
SSE for k(Cluster) = 7 is 3309085691057.889
SSE for k(Cluster) = 8 is 2260672377576.9385
SSE for k(Cluster) = 9 is 1638171227238.107
```

Gambar 4. 14 Hasil Evaluasi SSE

Pada **Tabel 4.7** Hasil Pengujian SSE dapat dilihat dibawah ini. Hasil evaluasi menggunakan *Sum of Square Error* menunjukan *cluster* 5 yang paling optimal yaitu sebesar 7154215036292.542.

Tabel 4. 7 Evaluasi dengan SSE

| Data Uji | Nilai K | Sum of Square Error |
|----------|---------|---------------------|
| 943 | 1 | 107504675390014.31 |
| | 2 | 34825248312524.254 |
| | 3 | 18815355941898.73 |
| | 4 | 11545300942855.58 |
| | 5 | 7154215036701.358 |

4.1.6 *Deployment* (Penyebaran)

Setelah tahap pemodelan sudah dilakukan, selanjutnya adalah tahap penyebaran. Dalam tahap ini dilakukannya proses laporan yang disampaikan kepada pemilik *owner* Apotek Amarta Sehat sebagai rekomendasi dalam menentukan suatu pola pemasaran yang efektif, yang dapat dilihat dari pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat. Adapun beberapa tahapan *deployment* antara lain yaitu :

4.1.6.1 Plan Deployment (Rencana Penyebaran)

Tahapan-tahapan yang ada pada *data mining* merupakan strategi dalam penyebaran hasil *data mining*, sehingga dapat diketahui hasil pemodelan *data mining* yang menjadikan tercapainya tujuan *data mining* yang ditentukan pada tahap *business understanding*.

4.1.6.2 Plan Monitoring (Rencana Pemantauan)

Sesuai dengan tahapan *review process* tidak ada tahapan penting yang terlewatkan, hasil evaluasi yang dilakukan pada penelitian ini sudah sesuai dengan *business understanding* yaitu untuk menentukan kelompok obat terlaris di Apotek amarta sehat.

4.1.6.3 Produce Final Report (Menghasilkan Laporan Akhir)

Dari hasil evaluasi yang telah dilakukan yaitu pengelompokan obat terlaris dengan menggunakan algoritma *K-Means* menghasilkan *cluster* yang optimal sebanyak 5 *cluster*. Selanjutnya pembuatan laporan akhir dilakukan setelah semua tahapan dalam *data mining* terselesaikan.

4.2 Pembahasan

Teknik *data mining* yang digunakan untuk pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat yaitu dengan menggunakan algoritma *K-Means*. Metodologi yang digunakan dalam penelitian yaitu CRISP-DM yang terdiri dari *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data preparation*, *Modelling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Pada tahap *Business Understanding* dilakukan tujuan penelitian yaitu untuk menentukan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat.. Tahap selanjutnya yaitu *Data Understanding*, pada tahap ini melihat isi dataset awal, dataset awal berjumlah 18441 data dengan 5 kolom, tidak ada data yang *missing value*, namun terdapat data yang berduplikat pada atribut nama_obat. Selanjutnya masuk ke tahap *Data Preparation*, pada tahap ini dilakukan persiapan data yang akan dibutuhkan, atribut tanggal_penjualan dihapus karena tidak dibutuhkan pada saat pemodelan, selanjutnya penanganan data duplikat, dari 18441 data yang ada, menjadi 943 data setelah selesai dilakukan penanganan duplikat, sesuai dengan nama obat yang ada

atau *uniq*, lalu merubah seluruh tipe data menjadi *integer* sesuai dengan kebutuhan pemodelan. Pada tahap *Modelling* diterapkan model algoritma *K-Means* dengan *tools Jupyter Notebook* menggunakan bahasa pemrograman *python* untuk pengolahan data, dalam proses *Modelling* mendapat rekomendasi dari *Elbow* bahwa nilai *cluster* yang optimal sebanyak 5, dengan rincian *cluster* 0, 1, 2, 3, 4 dengan kriteria sangat laris, cukup laris, sedang, kurang laris, dan sangat kurang laris. **Tabel 4.8** menjelaskan jenis obat apa saja yang masuk ke dalam kategori terlaris di Apotek Amarta Sehat tahun 2021. Penelitian ini menggunakan bantuan metode *Elbow* sebagai penentu nilai K yang optimal dan dievaluasi menggunakan *Sum of Square Error (SSE)* untuk mengelompokkan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat. Parameter nilai dan *cluster* menggunakan SSE yaitu semakin kecil nilai SSE maka semakin baik kualitas *cluster* (Dewi & Pramita, 2019). Hasil *cluster* paling optimal sebesar 7154215036292.542.

Tabel 4. 8 Hasil *Cluster* obat terlaris

| <i>Cluster</i> | Nama obat | Jumlah | Kriteria |
|----------------|---|--------|---------------------|
| C4 | Amoxicilin, Dexteem Plus, Erphaflam, Incidal, Paramex, Promagh tab, Pyrexin, Rhemafar, Supertetra, Tolak angin, Voltadex. | 11 | Sangat laris |
| C3 | Allofar 100mg, Amlodipin 5mg, Cataflam 50, Divoltar, Ermetasone, ..., ..., ..., Trisela. | 76 | Cukup Laris |
| C2 | Bioplacenton, Azofir, Cendo lyteers, Polysilane syr, Viostin, Venaron, ..., ..., ..., Zoralin. | 131 | Sedang |
| C1 | Allopurinol 100, Piroxicam 10mg, Rhemafar, Rhemacyl, Salycil cito, ..., ..., ..., Wiros. | 399 | Kurang laris |
| C0 | Acetylsistein, Afibramol, Allerin, Alphara, Anacetine plus, ..., ..., ..., Yasimox. | 326 | Sangat kurang laris |

Setelah mengetahui kelompok hasil *cluster* obat terlaris, selanjutnya akan dideskripsikan hasil obat terlaris sesuai dengan *cluster* masing-masing. Dapat diketahui obat sangat laris sebanyak 11 obat yang akan dideskripsikan pada **tabel 4.9** dibawah ini.

Tabel 4. 9 Deskripsi *Cluster 4*

| Cluster 4 (Sangat laris) | Nama obat | Qty |
|--------------------------|--------------|-----|
| | Amoxicillin | 403 |
| | Dexteem Plus | 318 |
| | Erphaflam | 515 |
| | Incidal | 571 |
| | Paramex | 392 |
| | Promagh Tab | 254 |
| | Pyrexin | 280 |
| | Rhemafar | 250 |
| | Supertetra | 271 |
| | Tolak Angin | 613 |
| | Voltadex | 475 |

Selanjutnya kelompok obat dengan kategori cukup laris sebanyak 76 obat, berikut beberapa obat dari kategori cukup laris akan dideskripsikan pada **tabel 4.10**.

Tabel 4. 10 Deskripsi *Cluster 3*

| Cluster 3 (Cukup laris) | Nama obat | Qty |
|-------------------------|---------------|-------|
| | Allofar 100mg | 126 |
| | Amlodipin 5mg | 178 |
| | Cataflam 50 | 208 |
| | Divoltar | 129 |
| | Ermetasone | 113 |
| | | |
| | | |
| | | |
| | Trisela | 140 |

Selanjutnya kelompok obat dengan kategori sedang sebanyak 131 obat, berikut beberapa obat dari kategori sedang akan dideskripsikan pada **tabel 4.11**.

Tabel 4. 11 Deskripsi *Cluster 2*

| <i>Cluster 2 (sedang)</i> | Nama obat | Qty |
|---------------------------|-----------------|-------|
| | Bioplacenton | 26 |
| | Neurobion Forte | 23 |
| | Proceles | 25 |
| | Polysilane Syr | 36 |
| | Proris Syr | 26 |
| | | |
| | | |
| | | |
| | Venaron | 33 |

Selanjutnya kelompok obat dengan kategori kurang laris sebanyak 399 obat, berikut beberapa obat dari kategori kurang laris akan dideskripsikan pada **tabel 4.12**.

Tabel 4. 12 Deskripsi *Cluster 1*

| <i>Cluster 1 (kurang laris)</i> | Nama obat | Qty |
|---------------------------------|-------------------|-------|
| | Allopurinol 100 | 10 |
| | Piroxicam 10mg | 11 |
| | Gentamicin | 17 |
| | Hemaviton Stamina | 15 |
| | Salycil Cito | 15 |
| | | |
| | | |
| | | |
| | Vit B Komplek | 11 |

Selanjutnya kelompok obat dengan kategori sangat kurang laris sebanyak 326 obat, berikut beberapa obat dari kategori sangat kurang laris akan dideskripsikan pada **tabel 4.13**.

Tabel 4. 13 Deskripsi *Cluster 0*

| <i>Cluster 0</i> (Sangat kurang laris) | Nama obat | Qty |
|--|---------------|-------|
| | Acetylsistein | 3 |
| | Afibramol | 3 |
| | Allerin | 3 |
| | Alphara | 3 |
| | Daneuron | 5 |
| | | |
| | | |
| | | |
| | Yasimox | 4 |

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Untuk menentukan kelompok obat terlaris di Apotek Amarta Sehat dapat dilakukan dengan teknik *data mining* yaitu *Clustering* dengan menggunakan algoritma *K-Means*. Data yang digunakan untuk pengelompokan obat terlaris yaitu data penjualan obat dari bulan Januari-Desember tahun 2021. Pengelompokan obat terlaris dari data penjualan Apotek Amarta Sehat dengan menggunakan *K-Means* menghasilkan 5 *cluster* yang telah direkomendasikan oleh Metode *Elbow*. Hasilnya, sebanyak 11 obat masuk ke dalam jenis obat dengan kategori sangat laris, 76 obat masuk ke dalam jenis obat dengan kategori cukup laris, 131 obat masuk ke dalam jenis obat dengan kategori sedang, 399 obat masuk ke dalam jenis obat dengan kategori kurang laris, dan 326 obat masuk ke dalam jenis obat dengan kategori sangat kurang laris.
2. Hasil Evaluasi *K-Means* untuk pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat menghasilkan *cluster* yang optimal adalah pada *cluster* 5. Parameter penentu *cluster* terbaik ditentukan dengan nilai *Sum of Square Error* (SSE) yang paling kecil, berikut perhitungan seluruh jarak pada masing-masing data dengan nilai titik pusat *clusternya* menghasilkan nilai SSE pada *cluster* 1 sebesar 107504675390014.31, *cluster* 2 sebesar 34825248312524.254, *cluster* 3 sebesar 18815355941898.73, *cluster* 4 sebesar 11545300942855.58, dan *cluster* 5 sebesar 7154215036292.542. Sebagai rekomendasi untuk menentukan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat dapat dilakukan berdasarkan nilai SSE dari masing-masing *cluster* yang didapat, pada penelitian ini urutan *cluster* terbaik didapatkan dari *cluster* 5 dengan nilai *cluster* sebesar 7154215036292.542.

5.2 Saran

Dari hasil penelitian yang dilakukan, maka saran-saran untuk penelitian selanjutnya yaitu:

1. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan algoritma dan *tools* yang berbeda dalam pengelompokan obat terlaris di Apotek Amarta Sehat.
2. Data yang diperoleh belum semua berbentuk pada file *excel*, harus ada yang dilakukan penginputan manual dalam pengambilan datanya.
3. Diharapkan pada penelitian selanjutnya hasil *cluster* yang sudah dibuat dapat dimasukan kedalam sebuah sistem informasi.
4. Penentuan jumlah *cluster* dapat menggunakan metode lainnya sebagai perbandingan dalam menentukan nilai K yang optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- Artanto, H., Istiadi, Marisa, F., & Purnomo, D. (2019). Implementasi Dan Komparasi Algoritma Fuzzy C-Means Dan *K-Means* Untuk Mengelompokkan Siswa Berdasarkan Nilai Akademik Dan Perilaku Siswa (Data Survey). *Conference on Innovation and Application of Science and Technology (CIASTECH 2019)*, *Ciastech 2019*, 287–292. <http://publishing-widyagama.ac.id/ejournal-v2/index.php/ciastech/article/view/1118>
- Bastian, A., Sujadi, H., & Febrianto, G. (n.d.). *Penerapan Algoritma K-Means Clustering Analysis Pada Penyakit Menular Manusia (Studi Kasus Kabupaten Majalengka)*. 1, 26–32.
- Bramasta, F. A., & Halilintar, R. (2021). Penerapan *Data mining* Untuk Menentukan Strategi Penjualan Toko Sepatu. *Prosiding SEMNAS INOTEK ...*, 236–241. <https://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/article/view/1135%0Ahttps://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/article/download/1135/736>
- C.Pradeepkumar, & S.Loganathan. (2015). Penerapan Metode Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Pada Aplikasi Pola Belanja Konsumen (Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro). *International Journal of Science and Engineering Research (IJOSER)*, 3(4), 2. <http://journal.uinjkt.ac.id/index.php/ti/article/view/5602/3619>
- Cobit, M. F., & Utami, E. (2019). *Jurnal Informasi Dan Komputer Vol : 7 No : 2 Thn .: 2019 Analisa Infrastruktur Teknologi Informasi Jurnal Informasi Dan Komputer Vol : 7 No : 2 Thn .: 2019*. 9–18.
- Destyara Zanneta Hidayatullifa. (2019). Rancang Bangun Pembuatan Sistem Pengiriman Sensor Secara Real Time Menggunakan Python dan Raspberry Pi. *Risalah Fisika*, 3(2), 43–46. <https://doi.org/10.35895/rf.v3i2.154>
- Dewi, D. A. I. C., & Pramita, D. A. K. (2019). Analisis Perbandingan Metode *Elbow* dan *Silhouette* pada Algoritma *Clustering K-Medoids* dalam Pengelompokan Produksi Kerajinan Bali. *Matrix: Jurnal Manajemen Teknologi Dan Informatika*, 9(3), 102–109. <https://doi.org/10.31940/matrix.v9i3.1662>
- Fakhriza, M. H., & Umam, K. (2021). *ANALISIS PRODUK TERLARIS MENGGUNAKAN METODE K-MEANS Means Clustering dalam Pengelompokan*. 8–15.
- Farissa, R. A., Mayasari, R., & Umaidah, Y. (2021). Perbandingan Algoritma *K-Means* dan *K-Medoids* Untuk Pengelompokkan Data Obat dengan *Silhouette Coefficient* di Puskesmas Karangsambung. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 5(2), 109–116. <https://doi.org/10.30871/jaic.v5i1.3237>
- Fuadah, A. W., Arifin, F. N., & Juwita, O. (2021). Optimasi K-Klasterisasi Ketahanan Pangan Kabupaten Jember Menggunakan Metode *Elbow*. *INFORMAL:*

Informatics Journal, 6(3), 136. <https://doi.org/10.19184/isj.v6i3.28363>

- Halim, N. N., & Widodo, E. (2017). *Clustering* dampak gempa bumi di indonesia menggunakan kohonen self organizing maps. *Prosiding SI MaNIS (Seminar Nasional Integrasi Matematika Dan Nilai Islami)*, 1(1), 188–194. <http://conferences.uin-malang.ac.id/index.php/SIMANIS/article/view/62>
- Handoko, K. (2016). Penerapan *Data mining* Dalam Meningkatkan Mutu Pembelajaran Pada Instansi Perguruan Tinggi Menggunakan Metode *K-Means Clustering* (Studi Kasus Di Program Studi Tkj Akademi Komunitas Solok Selatan). *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 02(03), 31–40. <http://teknosi.fti.unand.id/index.php/teknosi/article/view/70>
- Harry Saptarini, N. G. A. P., Hidayat, R. A., & Ciptayani, P. I. (2019). Ajarincode : Aplikasi Pembelajaran Bahasa Pemrograman Berbasis Web. *Just TI (Jurnal Sains Terapan Teknologi Informasi)*, 10(2), 21. <https://doi.org/10.46964/justti.v10i2.106>
- Ihsan, S., Rezky, P., & Akib, N. I. (2014). Evaluasi Mutu Pelayanan di Apotek Komunitas Kota Kendari Berdasarkan Standar Pelayanan Kefarmasian'. *Jurnal Farmasi dan Ilmu Kefarmasian Indonesia*, *Jurnal Farmasi Dan Ilmu Kefarmasian Indonesia*, 1(2), 30–35.
- Ilmiah, J., & Pendidikan, W. (2022). 3 1,2,3. 8(July), 207–215.
- Jollyta, D., Efendi, S., Zarlis, M., & Mawengkang, H. (2019). Optimasi *Cluster* Pada Data Stunting: Teknik Evaluasi *Cluster Sum of Square Error* dan Davies Bouldin Index. *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, 1(September), 918. <https://doi.org/10.30645/senaris.v1i0.100>
- Metisen, B. M., & Sari, H. L. (2015). Analisis *Clustering* menggunakan metode *K-Means* dalam pengelompokkan penjualan produk pada Swalayan Fadhila. *Jurnal Media Infotama*, 11(2), 110–118.
- Muningsih, E. (2017). Optimasi Jumlah *Cluster K-Means* Dengan Metode *Elbow* Untuk Pemetaan Pelanggan. *Prosiding Seminar Nasional ELINVO*, September, 105–114.
- Muningsih, E., & Kiswati, S. (2018). Sistem Aplikasi Berbasis Optimasi Metode *Elbow* Untuk Penentuan *Clustering* Pelanggan. *Joutica*, 3(1), 117. <https://doi.org/10.30736/jti.v3i1.196>
- Ningrat, D. R., Maruddani, D. A. I., & Wuryandari, T. (2016). Analisis *Cluster* Dengan Algoritma *K-Means* Dan Fuzzy C-Means *Clustering* Untuk Pengelompokan Data Obligasi Korporasi. *Jurnal Gaussian*, 5(4), 641–650. <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian>
- Nur Khormarudin, A. (2016). Teknik *Data mining*: Algoritma *K-Means Clustering*. *Jurnal Ilmu Komputer*, 1–12. <https://ilmukomputer.org/category/datamining/>

- Refialy, L. P., Maitimu, H., Pesulima, M. S., Komputer, F. I., Kristen, U., & Maluku, I. (2021). *Perbaikan Kinerja Clustering K-Means pada Data Ekonomi Nelayan dengan Perhitungan Sum of Square Error (SSE) dan Optimasi nilai K cluster*. 20(2), 321–329.
- Rizki, M. Y., Maysaroh, S., & Windarto, A. P. (2021). Implementasi *K-Means* Clustering Dalam Mengelompokkan Minat Membaca Penduduk Menurut Wilayah. *JUST IT: Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi Dan Komputer*, 11(2), 41. <https://doi.org/10.24853/justit.11.2.41-49>
- Sadewo, M. G., Windarto, A. P., & Hartama, D. (2017). Penerapan Datamining Pada Populasi Daging Ayam Ras Pedaging Di Indonesia Berdasarkan Provinsi Menggunakan *K-Means Clustering*. *InfoTekJar (Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan)*, 2(1), 60–67. <https://doi.org/10.30743/infotekjar.v2i1.164>
- Saputri, N. A. O., & Elvirasari, M. (2021). Penerapan Metode *K-Means Clustering* Untuk Menentukan Jumlah Penjualan Obat Yang Banyak Terjual Pada Apotek Murbay Sekayu. *Informanika Jurnal*, 7(2), 44–51.
- Sirait, N. (2017). Implementasi *K-Means Clustering* Pada Pengelompokan Mutu Biji Sawit. *Jurnal Pelita Informatika*, 16(4), 368–372.
- Siregar, M. H. (2018). *Data mining* Klasterisasi Penjualan Alat-Alat Bangunan Menggunakan Metode *K-Means* (Studi Kasus Di Toko Adi Bangunan). *Jurnal Teknologi Dan Open Source*, 1(2), 83–91. <https://doi.org/10.36378/jtos.v1i2.24>
- Suhanda, Y., Kurniati, I., & Norma, S. (2020). Penerapan Metode Crisp-DM Dengan Algoritma *K-Means Clustering* Untuk Segmentasi Mahasiswa Berdasarkan Kualitas Akademik. *Jurnal Teknologi Informatika Dan Komputer*, 6(2), 12–20. <https://doi.org/10.37012/jtik.v6i2.299>
- Sutoyo, M. N. (n.d.). *Algoritma K-Means*. 1, 1–7.
- Winarta, A., & Kurniawan, W. J. (2021). Optimasi *cluster K-Means* menggunakan metode *Elbow* pada data pengguna narkoba dengan pemrograman python. *Jurnal Teknik Informatika Kaputama (JTIK)*, 5(1), 113–119.
- Wulandari, S. (2020). *Clustering* Kecamatan Di Kota Bandung Berdasarkan Indikator Jumlah Penduduk Dengan Menggunakan Algoritma *K-Means*. *Seminar Nasional Riset Dan Teknologi (SEMNAS RISTEK)*, 128–132.



BIODATA PENULIS

Nama : Bagus Aji Pangestu
Tempat, Tanggal Lahir : Pemalang, 7 Agustus 2000
Jenis Kelamin : Laki-laki
Alamat : Jalan Lingkar Utara Komplek Amarta RT 17/02
Desa Randudongkal, Kecamatan Randudongkal,
Kabupaten Pemalang
Agama : Islam
Email : Bagus.pangestu18133 @student.unsika.ac.id

Pendidikan Formal

1. 2006-2012 : Sekolah Dasar Negeri 5 Randudongkal
2. 2012-2015 : Sekolah Menengah Pertama Negeri 1 Randudongkal
3. 2015-2018 : Sekolah Menengah Atas Negeri 1 Randudongkal
4. 2018-2022 : Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang

LAMPIRAN

Lampiran 1. Source Code Model K-Means

Lampiran 2. Dataset

Lampiran 3. Hasil Clustering

```
from sklearn.cluster import KMeans
import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from matplotlib import pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
%matplotlib inline
```

```
data = pd.read_csv('apotek.csv')
data
```

| | tanggal_penjualan | nama_obat | qty | harga | total_harga |
|-------|-------------------|----------------|-----|-------|-------------|
| 0 | 1-Jan-21 | triamnicolon | 1.0 | 10000 | 10000 |
| 1 | 1-Jan-21 | ciprofloxacina | 1.0 | 8000 | 8000 |
| 2 | 1-Jan-21 | voltadex | 1.0 | 5000 | 5000 |
| 3 | 1-Jan-21 | erphafam | 1.0 | 8000 | 8000 |
| 4 | 1-Jan-21 | tolak angin | 2.0 | 3500 | 7000 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 18436 | 31-Dec-21 | coric | 1.0 | 7000 | 7000 |
| 18437 | 31-Dec-21 | metidrol | 1.0 | 15000 | 15000 |
| 18438 | 31-Dec-21 | divoltar | 1.0 | 7000 | 7000 |
| 18439 | 31-Dec-21 | superletra | 1.0 | 8500 | 8500 |
| 18440 | 31-Dec-21 | omeprazole | 1.0 | 7500 | 7500 |

18441 rows x 5 columns

```
data.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 18441 entries, 0 to 18440
Data columns (total 5 columns):
#   Column              Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   tanggal_penjualan    18441 non-null  object
1   nama_obat            18441 non-null  object
2   qty                  18441 non-null  float64
3   harga                18441 non-null  int64
4   total_harga          18441 non-null  int64
dtypes: float64(1), int64(2), object(2)
memory usage: 720.5+ KB
```

```
data.drop(columns=['tanggal_penjualan'],axis=1,inplace=True)
```

```
data['qty'] = data['qty'].astype("int64")
```

```
data.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 18441 entries, 0 to 18440
Data columns (total 5 columns):
#   Column              Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   tanggal_penjualan    18441 non-null  object
1   nama_obat            18441 non-null  object
2   qty                  18441 non-null  int64
3   harga                18441 non-null  int64
4   total_harga          18441 non-null  int64
dtypes: int64(3), object(2)
memory usage: 720.5+ KB
```

| | nama_obat | qty | harga | total_harga |
|-------|----------------|-----|-------|-------------|
| 0 | triamnicolon | 1 | 10000 | 10000 |
| 1 | ciprofloxacina | 1 | 8000 | 8000 |
| 2 | voltadex | 1 | 5000 | 5000 |
| 3 | erphafam | 1 | 8000 | 8000 |
| 4 | tolak angin | 2 | 3500 | 7000 |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| 18436 | coric | 1 | 7000 | 7000 |
| 18437 | metidrol | 1 | 15000 | 15000 |
| 18438 | divoltar | 1 | 7000 | 7000 |
| 18439 | superletra | 1 | 8500 | 8500 |
| 18440 | omeprazole | 1 | 7500 | 7500 |

18441 rows x 4 columns

```
data.isnull().sum()
```

```
nama_obat    0
qty           0
harga         0
total_harga   0
dtype: int64
```

```
data.duplicated("nama_obat").sum()
17498

df = data.groupby("nama_obat").agg({"qty": np.sum, "harga": np.mean, "total_harga": np.sum})
df
```

| | qty | harga | total_harga |
|------------------|-----|---------|-------------|
| nama_obat | | | |
| acarbose | 8 | 16000.0 | 128000 |
| acetylil sistein | 3 | 14000.0 | 42000 |
| acetylsistein | 3 | 14000.0 | 42000 |
| acifar 400 | 8 | 13000.0 | 104000 |
| actifed merah | 2 | 57000.0 | 114000 |
| ... | ... | ... | ... |
| zolagel | 15 | 10000.0 | 150000 |
| zolagel cr | 2 | 8000.0 | 16000 |
| zoracyn tab | 2 | 22000.0 | 44000 |
| zoralin | 12 | 22000.0 | 264000 |
| zoralin tab | 2 | 22000.0 | 44000 |

943 rows x 3 columns

```
df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Index: 943 entries, acarbose to zoralin tab
Data columns (total 3 columns):
#   Column      Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   qty          943 non-null    int64
1   harga        943 non-null    float64
2   total_harga  943 non-null    int64
dtypes: float64(1), int64(2)
memory usage: 29.5+ KB
```

```
df['harga'] = df['harga'].astype("int64")
df
```

| | qty | harga | total_harga |
|------------------|-----|-------|-------------|
| nama_obat | | | |
| acarbose | 8 | 16000 | 128000 |
| acetylil sistein | 3 | 14000 | 42000 |
| acetylsistein | 3 | 14000 | 42000 |
| acifar 400 | 8 | 13000 | 104000 |
| actifed merah | 2 | 57000 | 114000 |
| ... | ... | ... | ... |
| zolagel | 15 | 10000 | 150000 |
| zolagel cr | 2 | 8000 | 16000 |
| zoracyn tab | 2 | 22000 | 44000 |
| zoralin | 12 | 22000 | 264000 |
| zoralin tab | 2 | 22000 | 44000 |

943 rows x 3 columns

```
df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Index: 943 entries, acarbose to zoralin tab
Data columns (total 3 columns):
#   Column      Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   qty          943 non-null    int64
1   harga        943 non-null    int64
2   total_harga  943 non-null    int64
dtypes: int64(3)
memory usage: 29.5+ KB
```

```
df.describe()

               qty          harga      total_harga
count  943.000000    943.000000  9.4300000e+02
mean    24.887593   11529.821845  1.823484e+05
std     55.09473    9671.031207  3.376838e+05
min      0.000000     500.000000  2.500000e+03
25%      3.000000     5000.000000  3.000000e+04
50%      6.000000     9333.000000  6.400000e+04
75%     20.000000    15000.000000  1.780000e+05
max     613.000000   77000.000000  4.064000e+06
```

```
data = df.values
data

array([[ 0, 16000, 128000],
       [ 3, 14000, 42000],
       [ 3, 14000, 42000],
       ...,
       [ 2, 22000, 44000],
       [12, 22000, 264000],
       [ 2, 22000, 44000]], dtype=int64)
```

```
#Proses Kmeans
kmeans = KMeans(n_clusters=3, random_state = 42)
scaler = MinMaxScaler()
data = scaler.fit_transform(data)
kmeans.fit(data)
centroid = kmeans.cluster_centers_
print(centroid)
kmeans.labels_

[[0.02023812 0.18889316 0.02581854]
 [0.01114223 0.42687606 0.45969695]
 [0.32316156 0.18046859 0.31561313]]
```

```

datamin = df.values.mean(axis=0)
datastd = df.values.std(axis=0)
datamax = df.values.max(axis=0)
def minmax_scaler_to_normal(centroids):
    # data_std = (data - data.min(axis=0)) / (data.max(axis=0) - data.min(axis=0))
    # data_scaled = data_std * (max - min) + min
    f = lambda y: (((y - datamin) / (datamax - datamin)) * (datamax - datamin)) + datamin
    return f(centroids)

minmax_scaler_to_normal(kmeans.cluster_centers_)

array([[0.02622812, 0.19889316, 0.02581054],
       [0.0114223, 0.42687606, 0.05869695],
       [0.32316156, 0.18046099, 0.31561313]])

```

```

#mengetahui isi cluster
from collections import Counter
Counter(kmeans.labels_)

Counter({0: 786, 1: 106, 2: 51})

```

```

#Mendeskripsikan setiap cluster
df["Cluster"] = kmeans.labels_
n_cs = 15
for i in range(n_cs):
    cnt = df[df['Cluster'] == i]['Cluster'].count()
    print(f'Cluster {i+1}: {cnt}')

```

```

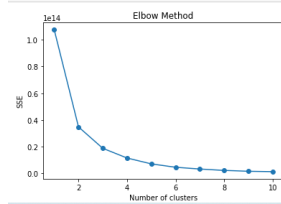
Cluster 1: 786
Cluster 2: 106
Cluster 3: 51
Cluster 4: 0
Cluster 5: 0
Cluster 6: 0
Cluster 7: 0
Cluster 8: 0
Cluster 9: 0
Cluster 10: 0
Cluster 11: 0
Cluster 12: 0
Cluster 13: 0
Cluster 14: 0
Cluster 15: 0

```

```

df = df
sse = []
for i in range(1, 11):
    kmeans = KMeans(n_clusters = i, init = 'k-means++', random_state = 42)
    kmeans.fit(df)
    sse.append(kmeans.inertia_)
plt.plot(range(1, 11), sse, 'o-')
plt.title('Elbow Method')
plt.xlabel('Number of clusters')
plt.ylabel('SSE')
plt.show()

```



```

sse = []
for i in range(1, 10):
    kmeans = KMeans(n_clusters = i, init = 'k-means++', random_state = 42)
    kmeans.fit(df)
    sse.append(kmeans.inertia_)

for index, ssei in enumerate(sse):
    print(f'SSE for k(Cluster) = {index+1} is {ssei}')

SSE for k(Cluster) = 1 is 107504675389418.67
SSE for k(Cluster) = 2 is 34825248312016.734
SSE for k(Cluster) = 3 is 18813355941509.586
SSE for k(Cluster) = 4 is 11545380942431.973
SSE for k(Cluster) = 5 is 7154215036292.542
SSE for k(Cluster) = 6 is 4622553276917.804
SSE for k(Cluster) = 7 is 3309085090661.1475
SSE for k(Cluster) = 8 is 2268672377192.769
SSE for k(Cluster) = 9 is 1638171226852.4768

```

```

data = df.values
data

array([[ 8, 16000, 128000,  4],
       [ 3, 14000, 42000,  4],
       [ 3, 14000, 42000,  4],
       ...,
       [ 2, 22000, 44000,  2],
       [12, 22000, 264000,  2],
       [ 2, 22000, 44000,  2]], dtype=int64)

```

```

#Proses Kmeans
kmeans = KMeans(n_clusters=5, random_state = 42)
scaler = MinMaxScaler()
data = scaler.fit_transform(data)
kmeans.fit(data)
centroid = kmeans.cluster_centers_
print(centroid)
kmeans.labels_

[[1.31906845e-02 1.59581860e-01 2.43555941e-02 8.00000000e-01]
 [2.61910895e-02 6.15053975e-02 1.75697770e-02 7.21644966e-16]
 [1.16060421e-02 3.93337125e-01 4.83115985e-02 3.54198473e-01]
 [1.96466901e-01 9.42368421e-02 1.96997480e-01 1.00000000e+00]
 [6.43927935e-01 6.44432561e-02 5.00576366e-01 6.00000000e-01]]

```



```

datamin = df.values.mean(axis=0)
datastd = df.values.std(axis=0)
datamax = df.values.max(axis=0)
def minmax_scaler_to_normal(centroids):
    # data_std = (data - data.min(axis=0)) / (data.max(axis=0) - data.min(axis=0))
    # data_scaled = data_std * (max - min) + min
    # = lambda y: (((y - datamin) / (datamax - datamin)) * (datamax - datamin)) + datamin
    return f(centroids)

```

```
minmax_scaler_to_normal(kmeans.cluster_centers_)
```

```

array([[1.2108041e-02, 1.5952180e-01, 2.4555504e-02, 8.0000000e-01],
       [2.6191089e-02, 6.1505397e-02, 1.7569777e-02, 8.8817842e-16],
       [1.1006042e-02, 3.9337125e-01, 4.8311598e-02, 3.5419847e-01],
       [1.9646950e-01, 9.4220842e-02, 1.9699748e-01, 1.0000000e+00],
       [6.4392703e-01, 6.4441256e-02, 5.0057036e-01, 6.0000000e-01]])

```

```

#mengethui isi cluster
from collections import Counter
Counter(kmeans.labels_)

Counter({0: 326, 2: 131, 1: 399, 3: 76, 4: 11})

```

```

#Mendeskripsikan setiap cluster
df["Cluster"] = kmeans.labels_
n_cs = 15
for i in range(n_cs):

    cnt = df[df['Cluster'] == i]['Cluster'].count()
    print(f'Cluster {i+1}: {cnt}')

```

```

Cluster 1: 326
Cluster 2: 399
Cluster 3: 131
Cluster 4: 76
Cluster 5: 11
Cluster 6: 0
Cluster 7: 0
Cluster 8: 0
Cluster 9: 0
Cluster 10: 0
Cluster 11: 0
Cluster 12: 0
Cluster 13: 0
Cluster 14: 0
Cluster 15: 0

```

```

sse = []
for i in range(1, 10):
    kmeans = KMeans(n_clusters = i, init = 'k-means++', random_state = 42)
    kmeans.fit(df)
    sse.append(kmeans.inertia_)

for index, ssel in enumerate(sse):
    print(f'SSE for k(Cluster) = {index+1} is {ssel}')

```

```

SSE for k(Cluster) = 1 is 107584675390014.31
SSE for k(Cluster) = 2 is 34825248312524.254
SSE for k(Cluster) = 3 is 18815355941898.73
SSE for k(Cluster) = 4 is 11545300942855.58
SSE for k(Cluster) = 5 is 7154215036701.358
SSE for k(Cluster) = 6 is 4622553277316.693
SSE for k(Cluster) = 7 is 3309085691057.889
SSE for k(Cluster) = 8 is 2260672377576.9385
SSE for k(Cluster) = 9 is 1638171227238.107

```

```
df
```

| | qty | harga | total_harga | Cluster |
|-----------------|-----|-------|-------------|---------|
| nama_obat | | | | |
| acarbose | 8 | 16000 | 128000 | 4 |
| acethyl sistein | 3 | 14000 | 42000 | 4 |
| acetylsistein | 3 | 14000 | 42000 | 4 |
| acifar 400 | 8 | 13000 | 104000 | 4 |
| actifed merah | 2 | 57000 | 114000 | 1 |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| zolagel | 15 | 10000 | 150000 | 4 |
| zolagel cr | 2 | 8000 | 16000 | 0 |
| zoracyn tab | 2 | 22000 | 44000 | 2 |
| zoralin | 12 | 22000 | 264000 | 2 |
| zoralin tab | 2 | 22000 | 44000 | 2 |

943 rows × 4 columns

| tanggal_penjualan | nama_obat | qty | harga | total_harga |
|-------------------|----------------|-----|-------|-------------|
| 1-Jan-21 | triamnicolon | 1 | 10000 | 10000 |
| 1-Jan-21 | ciprofloxacin | 1 | 8000 | 8000 |
| 1-Jan-21 | voltadex | 1 | 5000 | 5000 |
| 1-Jan-21 | erphaflam | 1 | 8000 | 8000 |
| 1-Jan-21 | tolak angin | 2 | 3500 | 7000 |
| 1-Jan-21 | alleron | 1 | 2000 | 2000 |
| 1-Jan-21 | paramex | 1 | 2500 | 2500 |
| 1-Jan-21 | vitalong c | 4 | 7500 | 30000 |
| 1-Jan-21 | neurodex | 1 | 8000 | 8000 |
| 1-Jan-21 | alphanol | 1 | 6500 | 6500 |
| 1-Jan-21 | mkp 15ml | 1 | 6500 | 6500 |
| 1-Jan-21 | mezac | 1 | 8000 | 8000 |
| 1-Jan-21 | ometilson | 1 | 8000 | 8000 |
| 2-Jan-21 | mezac | 1 | 8000 | 8000 |
| 2-Jan-21 | ometilson | 1 | 8000 | 8000 |
| 2-Jan-21 | piroxicam 20mg | 1 | 3000 | 3000 |
| 2-Jan-21 | sanmol | 1 | 20500 | 20500 |
| 2-Jan-21 | neo kaominal | 1 | 11000 | 11000 |
| 2-Jan-21 | amoxicillin | 1 | 5000 | 5000 |
| 2-Jan-21 | soldestam | 1 | 4000 | 4000 |
| 2-Jan-21 | soldestam | 1 | 4000 | 4000 |
| 2-Jan-21 | erphaflam | 1 | 8000 | 8000 |

| | | | |
|---------------------------|---|-------|-------|
| 2-Jan-21 allofar 100mgmg | 1 | 6000 | 6000 |
| 2-Jan-21 dexaharsen 0,5mg | 1 | 2500 | 2500 |
| 2-Jan-21 bufantacid | 1 | 5000 | 5000 |
| 2-Jan-21 naspro | 2 | 1500 | 3000 |
| 2-Jan-21 metformin | 3 | 3000 | 9000 |
| 2-Jan-21 dexaharsen 0,5mg | 1 | 2500 | 2500 |
| 2-Jan-21 vitacimin | 2 | 2500 | 5000 |
| 2-Jan-21 orphen | 1 | 2000 | 2000 |
| 2-Jan-21 salep 88 | 1 | 11000 | 11000 |
| 2-Jan-21 bioplacenton | 1 | 23000 | 23000 |
| 2-Jan-21 bodrex migra | 1 | 2500 | 2500 |
| 2-Jan-21 paracetamol | 4 | 2500 | 10000 |
| 2-Jan-21 teosal | 3 | 3000 | 9000 |
| 2-Jan-21 metformin | 3 | 3000 | 9000 |
| 2-Jan-21 oskadon | 1 | 2000 | 2000 |
| 2-Jan-21 neorhemacyl | 1 | 9000 | 9000 |
| 2-Jan-21 amlodipin 5mg | 1 | 10000 | 10000 |
| 2-Jan-21 madu kurma tj | 1 | 18000 | 18000 |
| 2-Jan-21 amoxicillin | 2 | 5000 | 10000 |
| 3-Jan-21 novamox | 1 | 15000 | 15000 |
| 3-Jan-21 calcifar | 1 | 3000 | 3000 |
| 3-Jan-21 appetit drop | 1 | 29000 | 29000 |
| 3-Jan-21 alleron | 2 | 2000 | 4000 |
| 3-Jan-21 naspro | 2 | 2000 | 4000 |

| | | | |
|----------------------------|---|-------|-------|
| 18-Feb-21 proceles | 1 | 20000 | 20000 |
| 18-Feb-21 carbidu | 1 | 2000 | 2000 |
| 18-Feb-21 omezyrtex | 1 | 10000 | 10000 |
| 18-Feb-21 bodrex | 1 | 4500 | 4500 |
| 18-Feb-21 insidal | 2 | 4000 | 8000 |
| 18-Feb-21 omezyrtex | 1 | 10000 | 10000 |
| 18-Feb-21 dexteem plus | 1 | 3500 | 3500 |
| 18-Feb-21 voltadex | 1 | 5000 | 5000 |
| 18-Feb-21 amoxicillin | 1 | 5000 | 5000 |
| 18-Feb-21 insidal | 5 | 4000 | 20000 |
| 18-Feb-21 bodrex extra | 2 | 2500 | 5000 |
| 18-Feb-21 combantrin syr | 1 | 19500 | 19500 |
| 18-Feb-21 dapyrin tab | 1 | 4000 | 4000 |
| 18-Feb-21 cataflam 50 | 1 | 7500 | 7500 |
| 18-Feb-21 amoxicillin | 1 | 5000 | 5000 |
| 18-Feb-21 inflason | 1 | 3000 | 3000 |
| 18-Feb-21 dexteem plus | 1 | 3500 | 3500 |
| 19-Feb-21 ketokonazole tab | 1 | 7000 | 7000 |
| 19-Feb-21 mexon | 1 | 5000 | 5000 |
| 19-Feb-21 freshcare | 1 | 12000 | 12000 |
| 19-Feb-21 degirol | 1 | 6000 | 6000 |
| 19-Feb-21 anakonidin 30ml | 1 | 8500 | 8500 |
| 19-Feb-21 tolak angin | 1 | 3500 | 3500 |

| | | | |
|-------------------------|---|-------|-------|
| 16-Mar-21 bufacaryl | 1 | 5000 | 5000 |
| 16-Mar-21 hufamycetin | 1 | 8000 | 8000 |
| 16-Mar-21 supertetra | 1 | 8500 | 8500 |
| 16-Mar-21 voltadex | 2 | 5000 | 10000 |
| 16-Mar-21 cefadroxil | 1 | 10000 | 10000 |
| 16-Mar-21 prostanac | 1 | 10000 | 10000 |
| 16-Mar-21 intunal syr | 1 | 16000 | 16000 |
| 16-Mar-21 insto | 1 | 14000 | 14000 |
| 16-Mar-21 carbidu | 1 | 2000 | 2000 |
| 16-Mar-21 omezyrtex | 1 | 10000 | 10000 |
| 16-Mar-21 vit c ipi | 2 | 7000 | 14000 |
| 16-Mar-21 enbatic | 1 | 5000 | 5000 |
| 16-Mar-21 amoxicillin | 1 | 5000 | 5000 |
| 16-Mar-21 pyrexin | 1 | 5000 | 5000 |
| 16-Mar-21 prodexon | 1 | 2000 | 2000 |
| 16-Mar-21 intibion | 1 | 8000 | 8000 |
| 16-Mar-21 termorex plus | 1 | 10000 | 10000 |
| 16-Mar-21 intunal f | 1 | 4000 | 4000 |
| 16-Mar-21 flutamol | 1 | 10000 | 10000 |
| 16-Mar-21 supertetra | 1 | 8000 | 8000 |
| 16-Mar-21 kaditic | 1 | 7000 | 7000 |
| 16-Mar-21 gentamicin | 1 | 5000 | 5000 |
| 16-Mar-21 rohto cool | 1 | 17500 | 17500 |

| | | | |
|-------------------------------|---|-------|-------|
| 19-Apr-21 venaron | 1 | 18500 | 18500 |
| 19-Apr-21 tolak angin | 1 | 3500 | 3500 |
| 19-Apr-21 cendo corthon | 1 | 30000 | 30000 |
| 19-Apr-21 cerini | 1 | 48000 | 48000 |
| 19-Apr-21 ersolon | 1 | 10000 | 10000 |
| 19-Apr-21 vicks vaporub besar | 1 | 32000 | 32000 |
| 19-Apr-21 lasal 2mg tab | 1 | 17000 | 17000 |
| 19-Apr-21 dexaharsen 0,5mg | 1 | 2500 | 2500 |
| 19-Apr-21 ambroxol | 1 | 4000 | 4000 |
| 19-Apr-21 pimtrakol | 1 | 16000 | 16000 |
| 19-Apr-21 strepsil | 1 | 8000 | 8000 |
| 19-Apr-21 paracetamol | 2 | 2500 | 5000 |
| 19-Apr-21 tolak angin | 2 | 3500 | 7000 |
| 19-Apr-21 oskadon | 1 | 2000 | 2000 |
| 19-Apr-21 cataflam 50 | 2 | 7500 | 15000 |
| 20-Apr-21 supertetra | 1 | 8500 | 8500 |
| 20-Apr-21 promagh tab | 2 | 7500 | 15000 |
| 20-Apr-21 internistin | 1 | 11000 | 11000 |
| 20-Apr-21 metidrol | 1 | 15000 | 15000 |
| 20-Apr-21 synasten | 1 | 12000 | 12000 |
| 20-Apr-21 coric | 1 | 7000 | 7000 |
| 20-Apr-21 metidrol | 1 | 15000 | 15000 |
| 20-Apr-21 divoltar | 1 | 7000 | 7000 |

| | | | | |
|-----------|--------------------|---|-------|-------|
| 15-May-21 | captapril 25 | 1 | 2000 | 2000 |
| 15-May-21 | folavit | 1 | 12000 | 12000 |
| 15-May-21 | antasida syr | 1 | 7500 | 7500 |
| 15-May-21 | dapiryn tab | 1 | 10000 | 10000 |
| 15-May-21 | sanmol | 1 | 20500 | 20500 |
| 15-May-21 | trisela | 1 | 7000 | 7000 |
| 15-May-21 | freshcare | 1 | 12000 | 12000 |
| 15-May-21 | dextral | 1 | 10000 | 10000 |
| 15-May-21 | molacort 0,75 | 1 | 3000 | 3000 |
| 15-May-21 | dexteem plus | 2 | 3500 | 7000 |
| 16-May-21 | termorex plus 60ml | 1 | 16000 | 16000 |
| 16-May-21 | paramex | 2 | 2500 | 5000 |
| 16-May-21 | voltadex | 1 | 5000 | 5000 |
| 16-May-21 | baby cough | 1 | 7000 | 7000 |
| 16-May-21 | mkp 15ml | 1 | 6500 | 6500 |
| 16-May-21 | tolak linu | 1 | 3500 | 3500 |
| 16-May-21 | bejo | 1 | 2500 | 2500 |
| 16-May-21 | inerson | 1 | 70000 | 70000 |
| 16-May-21 | axaprofen | 1 | 10000 | 10000 |
| 16-May-21 | sangobion | 1 | 6500 | 6500 |
| 16-May-21 | antasida tab | 1 | 2000 | 2000 |
| 16-May-21 | neuralgin | 1 | 10000 | 10000 |
| 16-May-21 | ermetason | 1 | 2000 | 2000 |

| | | | | |
|----------|-----------------|---|-------|-------|
| 8-Jun-21 | prodexon | 1 | 2000 | 2000 |
| 8-Jun-21 | combatrin syr | 1 | 19500 | 19500 |
| 8-Jun-21 | flucadex | 1 | 10000 | 10000 |
| 8-Jun-21 | obh combi | 1 | 15000 | 15000 |
| 8-Jun-21 | lerzin | 1 | 8000 | 8000 |
| 8-Jun-21 | amoxicillin | 1 | 5000 | 5000 |
| 8-Jun-21 | hufagrip kuning | 1 | 19000 | 19000 |
| 8-Jun-21 | enervonc besar | 1 | 37000 | 37000 |
| 8-Jun-21 | supertetra | 1 | 8500 | 8500 |
| 8-Jun-21 | naclofar | 1 | 3000 | 3000 |
| 8-Jun-21 | erphaflam | 1 | 8000 | 8000 |
| 8-Jun-21 | rhemafar | 1 | 7000 | 7000 |
| 8-Jun-21 | mirasic | 1 | 5000 | 5000 |
| 8-Jun-21 | rhemacyl | 1 | 9500 | 9500 |
| 8-Jun-21 | promagh tab | 1 | 7500 | 7500 |
| 8-Jun-21 | hypafix | 1 | 19000 | 19000 |
| 8-Jun-21 | pasaba syr | 1 | 10000 | 10000 |
| 8-Jun-21 | soldextam | 1 | 4000 | 4000 |
| 8-Jun-21 | cataflam 50 | 2 | 7500 | 15000 |
| 8-Jun-21 | herocyn 50gr | 1 | 8000 | 8000 |
| 8-Jun-21 | neurodex | 1 | 8000 | 8000 |
| 8-Jun-21 | amlodipin 5mg | 1 | 10000 | 10000 |
| 8-Jun-21 | indical | 4 | 5000 | 20000 |

| | | | | |
|-----------|--------------------|---|-------|-------|
| 19-Jul-21 | bodrex flu batuk | 1 | 2500 | 2500 |
| 19-Jul-21 | mezac | 1 | 8000 | 8000 |
| 19-Jul-21 | inflason | 1 | 3000 | 3000 |
| 20-Jul-21 | obh tropicana plus | 1 | 23000 | 23000 |
| 20-Jul-21 | metrodinacole | 1 | 7500 | 7500 |
| 20-Jul-21 | rivanol | 1 | 6000 | 6000 |
| 20-Jul-21 | paramex | 1 | 2500 | 2500 |
| 20-Jul-21 | methyyl 4mg | 1 | 5000 | 5000 |
| 20-Jul-21 | erphaflam | 1 | 8000 | 8000 |
| 20-Jul-21 | mirasic | 1 | 5000 | 5000 |
| 20-Jul-21 | ichtiyol | 1 | 7500 | 7500 |
| 20-Jul-21 | bodrex flu batuk | 1 | 2500 | 2500 |
| 20-Jul-21 | procold | 1 | 3500 | 3500 |
| 20-Jul-21 | tolak linu | 2 | 3000 | 6000 |
| 20-Jul-21 | ultraflu | 1 | 3500 | 3500 |
| 20-Jul-21 | renadinac 50 | 1 | 7000 | 7000 |
| 20-Jul-21 | rhemafar | 1 | 7000 | 7000 |
| 20-Jul-21 | madu syamil | 1 | 29000 | 29000 |
| 20-Jul-21 | laserin sedang | 1 | 12000 | 12000 |
| 20-Jul-21 | betadine 5ml | 1 | 6000 | 6000 |
| 20-Jul-21 | voltadex | 1 | 5000 | 5000 |
| 20-Jul-21 | fargetix | 1 | 8000 | 8000 |
| 20-Jul-21 | piroxicam 10mg | 1 | 2000 | 2000 |

| | | | | |
|----------|----------------|---|-------|-------|
| 5-Aug-21 | incidal | 2 | 4000 | 8000 |
| 5-Aug-21 | bodrexin | 1 | 4000 | 4000 |
| 5-Aug-21 | gandapura 30mg | 1 | 8500 | 8500 |
| 5-Aug-21 | freshcare | 1 | 12000 | 12000 |
| 5-Aug-21 | ultraflu | 2 | 3500 | 7000 |
| 5-Aug-21 | sanmol tab | 1 | 2000 | 2000 |
| 5-Aug-21 | naclofar | 2 | 3000 | 6000 |
| 5-Aug-21 | intunal f | 2 | 4000 | 8000 |
| 5-Aug-21 | amlodipin 5mg | 1 | 10000 | 10000 |
| 5-Aug-21 | decolgen | 1 | 2000 | 2000 |
| 5-Aug-21 | pronto | 1 | 7500 | 7500 |
| 6-Aug-21 | alphamol | 1 | 6500 | 6500 |
| 6-Aug-21 | ersolon | 1 | 10000 | 10000 |
| 6-Aug-21 | demacolin | 1 | 7000 | 7000 |
| 6-Aug-21 | voltadex | 1 | 5000 | 5000 |
| 6-Aug-21 | ibuprofen | 1 | 5000 | 5000 |
| 6-Aug-21 | mexon | 1 | 5000 | 5000 |
| 6-Aug-21 | etamox | 1 | 10000 | 10000 |
| 6-Aug-21 | emturnas | 1 | 6000 | 6000 |
| 6-Aug-21 | freshcare | 1 | 12000 | 12000 |
| 6-Aug-21 | amlodipin 10mg | 1 | 12000 | 12000 |
| 6-Aug-21 | siladex hijau | 1 | 14000 | 14000 |
| 6-Aug-21 | antasida svr | 1 | 7500 | 7500 |

| | | | | |
|-----------|----------------|---|-------|-------|
| 15-Sep-21 | amoxicillin | 1 | 5000 | 5000 |
| 15-Sep-21 | tolak angin | 2 | 3500 | 7000 |
| 15-Sep-21 | neorhemacyl | 1 | 9000 | 9000 |
| 15-Sep-21 | supertetra | 1 | 8500 | 8500 |
| 15-Sep-21 | axaprofen | 1 | 10000 | 10000 |
| 15-Sep-21 | amlodipin 10mg | 1 | 12000 | 12000 |
| 15-Sep-21 | cetrol | 1 | 10000 | 10000 |
| 15-Sep-21 | inflason | 1 | 3000 | 3000 |
| 15-Sep-21 | voltadex | 1 | 5000 | 5000 |
| 15-Sep-21 | kalmetasone | 1 | 2000 | 2000 |
| 15-Sep-21 | supertetra | 1 | 8500 | 8500 |
| 15-Sep-21 | divoltar | 1 | 7000 | 7000 |
| 15-Sep-21 | pondex | 1 | 6500 | 6500 |
| 15-Sep-21 | hufadextamin | 1 | 3500 | 3500 |
| 15-Sep-21 | selvim 20mg | 1 | 10000 | 10000 |
| 15-Sep-21 | pi kang shuang | 1 | 13000 | 13000 |
| 15-Sep-21 | hufagrip biru | 1 | 17000 | 17000 |
| 15-Sep-21 | erphaflam | 1 | 8000 | 8000 |
| 15-Sep-21 | cortidex | 1 | 4500 | 4500 |
| 15-Sep-21 | piroxicam 20mg | 1 | 3000 | 3000 |
| 15-Sep-21 | ponstan | 2 | 3500 | 7000 |
| 15-Sep-21 | supertetra | 1 | 8500 | 8500 |
| 15-Sep-21 | paramex | 2 | 2500 | 5000 |

| | | | | |
|-----------|-------------------|---|-------|-------|
| 11-Oct-21 | ometilson | 1 | 8000 | 8000 |
| 11-Oct-21 | fg troches | 1 | 15000 | 15000 |
| 11-Oct-21 | metidrol | 1 | 15000 | 15000 |
| 11-Oct-21 | obh sachet herbal | 2 | 1500 | 3000 |
| 11-Oct-21 | camidryl | 1 | 11000 | 11000 |
| 11-Oct-21 | salbutamol 2mg | 1 | 2000 | 2000 |
| 11-Oct-21 | eltazon | 1 | 3000 | 3000 |
| 11-Oct-21 | vipcol | 1 | 11000 | 11000 |
| 11-Oct-21 | appetic syr | 1 | 33000 | 33000 |
| 11-Oct-21 | vicks anak 54ml | 1 | 15000 | 15000 |
| 11-Oct-21 | cendo lyteers | 1 | 30000 | 30000 |
| 11-Oct-21 | intuna f | 2 | 4000 | 8000 |
| 12-Oct-21 | dexaharsen 0,5mg | 1 | 2500 | 2500 |
| 12-Oct-21 | amoxicillin | 1 | 5000 | 5000 |
| 12-Oct-21 | cetirizine | 1 | 5000 | 5000 |
| 12-Oct-21 | neorhemacyl cr | 1 | 15000 | 15000 |
| 12-Oct-21 | incidal | 3 | 4000 | 12000 |
| 12-Oct-21 | erphaflam | 1 | 8000 | 8000 |
| 12-Oct-21 | ermethasone | 1 | 2000 | 2000 |
| 12-Oct-21 | tolak linu | 3 | 3000 | 9000 |
| 12-Oct-21 | combatrin syr | 1 | 19500 | 19500 |
| 12-Oct-21 | kalpanax cr | 1 | 13500 | 13500 |
| 12-Oct-21 | allohex | 1 | 11000 | 11000 |

| | | | | |
|----------|--------------------|---|-------|-------|
| 7-Nov-21 | amoxicillin | 1 | 5000 | 5000 |
| 7-Nov-21 | glibenclamidee | 3 | 2500 | 7500 |
| 7-Nov-21 | mixagrip flu batuk | 1 | 2500 | 2500 |
| 7-Nov-21 | pimtrakol | 1 | 16000 | 16000 |
| 7-Nov-21 | promagh tab | 1 | 7500 | 7500 |
| 7-Nov-21 | glibenclamidee | 7 | 2500 | 17500 |
| 7-Nov-21 | farsifen | 1 | 9000 | 9000 |
| 7-Nov-21 | guanistrep | 1 | 10000 | 10000 |
| 7-Nov-21 | cetrol | 1 | 10000 | 10000 |
| 7-Nov-21 | mexon | 1 | 5000 | 5000 |
| 7-Nov-21 | supertetra | 1 | 8500 | 8500 |
| 7-Nov-21 | voltadex | 1 | 5000 | 5000 |
| 7-Nov-21 | kalmetasone | 1 | 2000 | 2000 |
| 7-Nov-21 | cefadroxil | 1 | 10000 | 10000 |
| 7-Nov-21 | kalpanax salep | 1 | 6500 | 6500 |
| 8-Nov-21 | methyl 4mg | 1 | 5000 | 5000 |
| 8-Nov-21 | erphaflam | 1 | 8000 | 8000 |
| 8-Nov-21 | ermetason | 1 | 2000 | 2000 |
| 8-Nov-21 | ultraflu | 2 | 3500 | 7000 |
| 8-Nov-21 | amoxicillin | 1 | 5000 | 5000 |
| 8-Nov-21 | cataflam 50 | 2 | 7500 | 15000 |
| 8-Nov-21 | pi kang shuang | 1 | 13000 | 13000 |
| 8-Nov-21 | colortusin | 1 | 8000 | 8000 |

| nama_<v> | qty | harga | total_h_<v> | Cluster_<v> |
|------------|-----|-------|-------------|-------------|
| amoxicilli | 403 | 5000 | 2015000 | 4 |
| dexteem | 318 | 3512 | 1116000 | 4 |
| erphaflam | 515 | 8000 | 4064000 | 4 |
| incidal | 571 | 4000 | 2284000 | 4 |
| paramex | 392 | 2500 | 980000 | 4 |
| promagh t | 254 | 7500 | 1905000 | 4 |
| pyrexin | 280 | 5210 | 1452500 | 4 |
| rhemafar | 250 | 7012 | 1753000 | 4 |
| supertetra | 271 | 8500 | 2303500 | 4 |
| tolak angi | 613 | 3495 | 2143500 | 4 |
| voltadex | 475 | 5000 | 2375000 | 4 |

| nama | qty | harga | total_h | Cluster |
|-------------|-----|-------|---------|---------|
| allofar 100 | 75 | 6000 | 450000 | 3 |
| allofar 100 | 126 | 6000 | 756000 | 3 |
| allopurinol | 97 | 3500 | 339500 | 3 |
| ambeven | 45 | 17500 | 787500 | 3 |
| amlodipin | 94 | 12000 | 1128000 | 3 |
| amlodipin | 178 | 10000 | 1780000 | 3 |
| antangan | 214 | 3000 | 642000 | 3 |
| bejo | 146 | 2472 | 363000 | 3 |
| betason | 81 | 16000 | 1296000 | 3 |
| bodrex | 163 | 4500 | 733500 | 3 |
| bodrex flu | 110 | 2500 | 275000 | 3 |
| cataflam 5 | 208 | 7500 | 1560000 | 3 |
| caviplex | 58 | 9000 | 522000 | 3 |
| cefadroxil | 73 | 10000 | 730000 | 3 |
| cetrol | 104 | 10000 | 1040000 | 3 |
| cortidex | 101 | 4469 | 451500 | 3 |
| dexaharse | 172 | 2500 | 430000 | 3 |
| dextaf | 91 | 6137 | 558000 | 3 |
| dextral | 61 | 10000 | 610000 | 3 |
| divoltar | 129 | 7000 | 903000 | 3 |
| dulcolax | 56 | 9000 | 504000 | 3 |
| ermetasol | 113 | 2000 | 226000 | 3 |

| | | | | |
|----------------|-----|-------|---------|---|
| mycoral tablet | 103 | 5000 | 515000 | 3 |
| naclofar | 94 | 4868 | 353000 | 3 |
| neorhema | 119 | 9000 | 1071000 | 3 |
| neozep | 114 | 2724 | 310000 | 3 |
| neuralgin | 64 | 10000 | 640000 | 3 |
| obh comb | 137 | 14902 | 2042000 | 3 |
| omeprazo | 194 | 7500 | 1455000 | 3 |
| ometilson | 75 | 8000 | 600000 | 3 |
| opistan | 122 | 8012 | 977500 | 3 |
| oskadon | 209 | 2000 | 418000 | 3 |
| paracetamol | 109 | 2500 | 272500 | 3 |
| pi kang sh | 122 | 13008 | 1589000 | 3 |
| pilkita caii | 146 | 2500 | 365000 | 3 |
| pilkita tab | 112 | 2000 | 224000 | 3 |
| pimtrakol | 73 | 16000 | 1168000 | 3 |
| piroxicam | 160 | 3000 | 480000 | 3 |
| planotab | 79 | 5000 | 395000 | 3 |
| ponstan | 129 | 3500 | 451500 | 3 |
| prodermis | 55 | 10000 | 550000 | 3 |
| renadinac | 145 | 7000 | 1015000 | 3 |
| rohto cool | 74 | 17500 | 1295000 | 3 |
| salep 88 | 113 | 11000 | 1243000 | 3 |
| sangobior | 80 | 6500 | 520000 | 3 |

| | | | | |
|--------------|-----|-------|---------|---|
| naclofar | 94 | 4868 | 353000 | 3 |
| neorhema | 119 | 9000 | 1071000 | 3 |
| neozep | 114 | 2724 | 310000 | 3 |
| neuralgin | 64 | 10000 | 640000 | 3 |
| obh comb | 137 | 14902 | 2042000 | 3 |
| omeprazo | 194 | 7500 | 1455000 | 3 |
| ometilson | 75 | 8000 | 600000 | 3 |
| opistan | 122 | 8012 | 977500 | 3 |
| oskadon | 209 | 2000 | 418000 | 3 |
| paracetamol | 109 | 2500 | 272500 | 3 |
| pi kang sh | 122 | 13008 | 1589000 | 3 |
| pilkita caii | 146 | 2500 | 365000 | 3 |
| pilkita tab | 112 | 2000 | 224000 | 3 |
| pimtrakol | 73 | 16000 | 1168000 | 3 |
| piroxicam | 160 | 3000 | 480000 | 3 |
| planotab | 79 | 5000 | 395000 | 3 |
| ponstan | 129 | 3500 | 451500 | 3 |
| prodermis | 55 | 10000 | 550000 | 3 |
| renadinac | 145 | 7000 | 1015000 | 3 |
| rohto cool | 74 | 17500 | 1295000 | 3 |
| salep 88 | 113 | 11000 | 1243000 | 3 |
| sangobior | 80 | 6500 | 520000 | 3 |
| sanmol | 77 | 20500 | 1578500 | 3 |

| | | | | |
|---------------|-----|------|--------|---|
| sanmol tablet | 147 | 2000 | 294000 | 3 |
| soldextan | 118 | 4000 | 472000 | 3 |
| trisela | 140 | 7000 | 980000 | 3 |
| ultraflu | 247 | 3500 | 959000 | 3 |
| vit c ipi | 94 | 7000 | 658000 | 3 |
| vitacimin | 306 | 2500 | 765000 | 3 |
| vitalong c | 97 | 7500 | 727500 | 3 |

| nama | qty | harga | total_h | Cluster |
|------------|-----|-------|---------|---------|
| actifed mi | 2 | 57000 | 114000 | 2 |
| albothyl | 2 | 32000 | 64000 | 2 |
| albotyl | 4 | 32000 | 128000 | 2 |
| amoxicilli | 2 | 30000 | 60000 | 2 |
| amoxsan : | 1 | 30000 | 30000 | 2 |
| antifed | 3 | 57000 | 171000 | 2 |
| antiza | 6 | 25000 | 150000 | 2 |
| antiza syr | 12 | 25000 | 300000 | 2 |
| appetic dr | 8 | 29000 | 232000 | 2 |
| appetic sy | 2 | 33000 | 66000 | 2 |
| azofir | 10 | 23000 | 230000 | 2 |
| azovir | 4 | 22000 | 88000 | 2 |
| azovir cr | 5 | 20000 | 100000 | 2 |
| blocort | 5 | 25000 | 125000 | 2 |
| blocort sa | 2 | 25000 | 50000 | 2 |
| bioplacen | 26 | 23000 | 598000 | 2 |
| bisolvon s | 2 | 48000 | 96000 | 2 |
| breathy | 6 | 50000 | 300000 | 2 |
| bufacom | 3 | 25000 | 75000 | 2 |
| bufect | 2 | 20000 | 40000 | 2 |
| bufect for | 2 | 28000 | 56000 | 2 |
| bufect syr | 8 | 28000 | 224000 | 2 |

| | | | | |
|---------------------|----|-------|--------|---|
| caladine besar | 3 | 23000 | 69000 | 2 |
| caladine cair besar | 3 | 23000 | 69000 | 2 |
| candesartan | 3 | 20000 | 60000 | 2 |
| candesartan 8mg | 3 | 25000 | 75000 | 2 |
| canesten | 5 | 25000 | 125000 | 2 |
| cazetin | 4 | 25000 | 100000 | 2 |
| cdr | 2 | 44000 | 88000 | 2 |
| cendo corthon | 8 | 30375 | 243000 | 2 |
| cendo lyteers | 15 | 30000 | 450000 | 2 |
| cendo xitrol | 2 | 35000 | 70000 | 2 |
| cerini | 4 | 48000 | 192000 | 2 |
| cezetin drop | 2 | 25000 | 50000 | 2 |
| clonaderm | 2 | 20000 | 40000 | 2 |
| combantrin syr | 9 | 19333 | 174000 | 2 |
| combatrin cair | 2 | 19500 | 39000 | 2 |
| combatrin syr | 21 | 13500 | 409500 | 2 |
| cooling 5 plus | 3 | 40000 | 120000 | 2 |
| counterpain 15mg | 17 | 27000 | 459000 | 2 |
| de cough | 2 | 29000 | 58000 | 2 |
| dextamin | 34 | 20000 | 680000 | 2 |
| diabetasol | 2 | 45000 | 90000 | 2 |
| enervonc besar | 3 | 37000 | 111000 | 2 |
| entrasol | 13 | 38000 | 494000 | 2 |

| | | | | |
|-----------------------|----|-------|--------|---|
| eyevit tab | 1 | 35000 | 35000 | 2 |
| formyco cr | 3 | 25000 | 75000 | 2 |
| formyco salep | 5 | 25000 | 125000 | 2 |
| gastrinal | 4 | 33000 | 132000 | 2 |
| habibatusauda | 3 | 45000 | 135000 | 2 |
| halimezin syr | 12 | 33000 | 396000 | 2 |
| hot in btl merah 12ml | 24 | 22000 | 528000 | 2 |
| hot in tube 120 aroma | 4 | 24000 | 96000 | 2 |
| hot in tube hijau bsr | 2 | 24500 | 49000 | 2 |
| hypafix | 32 | 19000 | 608000 | 2 |
| ikagen | 2 | 24000 | 48000 | 2 |
| imboost | 3 | 40000 | 120000 | 2 |
| imboost syr | 4 | 39000 | 156000 | 2 |
| imugard | 6 | 30000 | 180000 | 2 |
| imboost kids | 5 | 33000 | 165000 | 2 |
| inerson | 10 | 77000 | 770000 | 2 |
| kandistatin | 7 | 43857 | 307000 | 2 |
| kutilos | 3 | 27000 | 81000 | 2 |
| lactacyd baby | 2 | 30000 | 60000 | 2 |
| lasal exp | 3 | 50000 | 150000 | 2 |
| lasal exp syr | 5 | 50000 | 250000 | 2 |
| laserin besar | 6 | 19500 | 117000 | 2 |
| laserin madu | 2 | 22000 | 44000 | 2 |

| | | | | |
|---------------------|----|-------|---------|---|
| laserin syr | 3 | 32000 | 96000 | 2 |
| madu bima | 4 | 70000 | 280000 | 2 |
| madu syamil | 8 | 29000 | 232000 | 2 |
| madu tj murni 250ml | 15 | 28000 | 420000 | 2 |
| medicated 12ml | 5 | 19500 | 97500 | 2 |
| microlax | 46 | 24000 | 1104000 | 2 |
| minol | 3 | 25000 | 75000 | 2 |
| minyak tawon besar | 3 | 47000 | 141000 | 2 |
| mkp 120ml | 3 | 40000 | 120000 | 2 |
| momillen | 3 | 19500 | 58500 | 2 |
| mucos drop | 2 | 55000 | 110000 | 2 |
| muipirocin | 4 | 41000 | 164000 | 2 |
| mycrolax | 4 | 24000 | 96000 | 2 |
| nellco 55ml | 11 | 28000 | 308000 | 2 |
| neurobion forte | 23 | 40000 | 920000 | 2 |
| neurobion tab | 3 | 21000 | 63000 | 2 |
| obh tropicana plus | 19 | 23000 | 437000 | 2 |
| paratusin syr | 3 | 33000 | 99000 | 2 |
| paratusin syr | 4 | 37000 | 148000 | 2 |
| plantacid f | 2 | 34000 | 68000 | 2 |
| plantacid forte | 4 | 36000 | 144000 | 2 |
| plysilane | 2 | 25000 | 50000 | 2 |
| polysilane syr | 36 | 25000 | 900000 | 2 |

| | | | | |
|------------------|----|-------|--------|---|
| polysiline syr | 5 | 25000 | 125000 | 2 |
| proceles | 25 | 20000 | 500000 | 2 |
| procelos tab | 4 | 20000 | 80000 | 2 |
| proris forte | 2 | 33000 | 66000 | 2 |
| proris forte syr | 3 | 33000 | 99000 | 2 |
| proris syr | 26 | 29000 | 754000 | 2 |
| pure kids | 6 | 58000 | 348000 | 2 |
| redoxon | 4 | 43000 | 172000 | 2 |
| rhelafen | 6 | 23333 | 140000 | 2 |
| sangobion syr | 4 | 30000 | 120000 | 2 |
| scabimite | 7 | 48285 | 338000 | 2 |
| scopma plus | 6 | 20000 | 120000 | 2 |
| stimuno aggur | 2 | 28000 | 56000 | 2 |
| stimuno syr | 2 | 28000 | 56000 | 2 |
| suorafate | 18 | 20000 | 360000 | 2 |
| supraviv | 6 | 35333 | 212000 | 2 |
| termorex drop | 8 | 22000 | 176000 | 2 |
| thrombo gel | 3 | 46000 | 138000 | 2 |
| toalk arigin | 4 | 19750 | 79000 | 2 |
| tobrosion | 3 | 40000 | 120000 | 2 |
| transpulmin | 5 | 55600 | 278000 | 2 |
| tremenza | 8 | 20000 | 160000 | 2 |
| venaron | 33 | 18462 | 609500 | 2 |

| | | | | |
|---------------------|----|-------|--------|---|
| vermint kap | 7 | 25000 | 175000 | 2 |
| vicks 100ml | 9 | 21000 | 189000 | 2 |
| vicks besar balm | 2 | 32000 | 64000 | 2 |
| vicks vaporub besar | 4 | 32000 | 128000 | 2 |
| viostin | 18 | 33000 | 594000 | 2 |
| wood's berdahak | 2 | 20000 | 40000 | 2 |
| wood's biru | 3 | 20000 | 60000 | 2 |
| wood's merah | 2 | 20000 | 40000 | 2 |
| woods biru | 2 | 20000 | 40000 | 2 |
| woods herbal | 19 | 20000 | 380000 | 2 |
| woods merah | 6 | 20000 | 120000 | 2 |
| woods merah bsr | 8 | 31000 | 248000 | 2 |
| zoracyn tab | 2 | 22000 | 44000 | 2 |
| zoralin | 12 | 22000 | 264000 | 2 |
| zoralin tab | 2 | 22000 | 44000 | 2 |

| namaobat | qty | harga | total_harga | Cluster |
|--------------------|-----|-------|-------------|---------|
| acyclovir | 8 | 8750 | 70000 | 1 |
| acyclovir cr | 3 | 5000 | 15000 | 1 |
| acyclovir salep | 1 | 5000 | 5000 | 1 |
| acyclovir tab | 3 | 8500 | 25500 | 1 |
| adem sari | 6 | 2500 | 15000 | 1 |
| alleron | 51 | 2000 | 102000 | 1 |
| allolfer 300mg | 11 | 8000 | 88000 | 1 |
| allopurinol 300 | 10 | 7000 | 70000 | 1 |
| allopurinol 100 | 3 | 3500 | 10500 | 1 |
| alpramol | 5 | 6500 | 32500 | 1 |
| alpramol | 41 | 6500 | 266500 | 1 |
| alpramol | 2 | 6500 | 13000 | 1 |
| ambroxol | 29 | 3851 | 112000 | 1 |
| amo | 2 | 5000 | 10000 | 1 |
| amoc | 2 | 5000 | 10000 | 1 |
| amoxiclin | 7 | 6000 | 42000 | 1 |
| analkondin 30ml | 28 | 8500 | 238000 | 1 |
| anastan | 31 | 5064 | 157000 | 1 |
| anastan forte | 23 | 4739 | 109000 | 1 |
| antagin car | 6 | 2500 | 15000 | 1 |
| antagin good night | 2 | 5500 | 11000 | 1 |
| antagin junior | 8 | 2500 | 20000 | 1 |

| | | | | |
|------------------|----|------|--------|---|
| flaxiden 10 | 3 | 5000 | 15000 | 1 |
| forsifen tab | 3 | 8000 | 24000 | 1 |
| furosemid | 3 | 3000 | 9000 | 1 |
| furosemide | 10 | 3000 | 30000 | 1 |
| gandapura 30mg | 20 | 8500 | 170000 | 1 |
| gasela | 14 | 5642 | 79000 | 1 |
| gazero | 2 | 2500 | 5000 | 1 |
| genoint salep | 3 | 8000 | 24000 | 1 |
| gentamicin | 17 | 5705 | 97000 | 1 |
| gentamicin cr | 3 | 5000 | 15000 | 1 |
| gludepatic | 3 | 5000 | 15000 | 1 |
| gom | 6 | 5000 | 30000 | 1 |
| grantusif | 21 | 7809 | 164000 | 1 |
| graseo | 2 | 7000 | 14000 | 1 |
| grathazon 20mg | 3 | 7000 | 21000 | 1 |
| gratheos 10mg | 3 | 5000 | 15000 | 1 |
| gratheos 20mg | 3 | 5000 | 15000 | 1 |
| graxine | 38 | 7026 | 267000 | 1 |
| graxine tab | 3 | 7000 | 21000 | 1 |
| grazeo | 2 | 3000 | 6000 | 1 |
| grazeo 40mg | 3 | 5000 | 15000 | 1 |
| guaifenesin | 3 | 3000 | 9000 | 1 |
| hemaviton action | 10 | 7500 | 75000 | 1 |

| | | | | |
|----------------------|----|------|--------|---|
| antasida syr | 35 | 7500 | 262500 | 1 |
| antasida tab | 71 | 2000 | 142000 | 1 |
| antimo | 7 | 6285 | 44000 | 1 |
| antimo dewasa | 2 | 6000 | 12000 | 1 |
| antimo kids | 8 | 1500 | 12000 | 1 |
| antimo tab | 5 | 6400 | 32000 | 1 |
| asam mefenamat | 9 | 5000 | 45000 | 1 |
| asepso | 9 | 7888 | 71000 | 1 |
| asifit | 12 | 2500 | 30000 | 1 |
| baby cough | 61 | 7061 | 430000 | 1 |
| balsem tresnojoyo | 3 | 8000 | 24000 | 1 |
| bedak salycil dragon | 2 | 7500 | 15000 | 1 |
| bedak salycil gajah | 2 | 8500 | 17000 | 1 |
| bejo | 2 | 2500 | 5000 | 1 |
| bejo sachet | 8 | 2500 | 20000 | 1 |
| benostan | 6 | 8000 | 48000 | 1 |
| betadin 5 ml | 5 | 6000 | 30000 | 1 |
| betadine 5ml | 27 | 6000 | 162000 | 1 |
| betametasone | 37 | 5000 | 185000 | 1 |
| betamethason | 13 | 5000 | 65000 | 1 |
| betamethason cr | 4 | 5000 | 20000 | 1 |
| betamethasone | 17 | 5384 | 90000 | 1 |
| betamethasone cr | 2 | 5000 | 10000 | 1 |

| | | | | |
|----------------|----|------|--------|---|
| biogesic | 31 | 2000 | 62000 | 1 |
| bodrek | 4 | 6500 | 26000 | 1 |
| bodrek | 10 | 3785 | 38500 | 1 |
| bodrex | 7 | 4500 | 31500 | 1 |
| bodrex extra | 82 | 2500 | 205000 | 1 |
| bodrex migra | 63 | 2500 | 157500 | 1 |
| bodrex migrain | 23 | 2500 | 57500 | 1 |
| bodrex tab | 4 | 4500 | 18000 | 1 |
| bodrexin | 59 | 7520 | 377500 | 1 |
| bodrexin | 2 | 4000 | 8000 | 1 |
| bodrexin tab | 2 | 4000 | 8000 | 1 |
| bordexin | 2 | 4000 | 8000 | 1 |
| bronex | 2 | 4000 | 8000 | 1 |
| bufacaryl | 60 | 5272 | 315000 | 1 |
| bufantacid | 37 | 5000 | 185000 | 1 |
| caladine cr | 5 | 7000 | 35000 | 1 |
| calcifar | 37 | 3000 | 111000 | 1 |
| captopril 25 | 80 | 2017 | 162000 | 1 |
| carbidu | 68 | 2000 | 136000 | 1 |
| cargesic | 37 | 8000 | 296000 | 1 |
| cargesik | 14 | 8000 | 112000 | 1 |
| carmetisone | 12 | 2500 | 30000 | 1 |
| cartidex | 20 | 4500 | 90000 | 1 |

| | | | | |
|----------------|----|------|--------|---|
| cataflam 25 | 18 | 4000 | 72000 | 1 |
| cavicur | 16 | 7000 | 112000 | 1 |
| ceric 100 | 4 | 7000 | 28000 | 1 |
| cetirizine | 73 | 5093 | 371000 | 1 |
| cetirizine | 20 | 5529 | 109000 | 1 |
| ciprofloxacine | 19 | 8000 | 152000 | 1 |
| ciprofloxacine | 2 | 8000 | 16000 | 1 |
| colortusin | 4 | 8000 | 32000 | 1 |
| constan | 2 | 8000 | 16000 | 1 |
| conterxin | 13 | 1000 | 13000 | 1 |
| contrexin | 13 | 1000 | 13000 | 1 |
| contrexyn | 4 | 1000 | 4000 | 1 |
| cool fever | 6 | 8000 | 48000 | 1 |
| corditex | 4 | 4500 | 18000 | 1 |
| corfedex | 2 | 4500 | 9000 | 1 |
| coric | 41 | 7000 | 287000 | 1 |
| costan | 24 | 8583 | 206000 | 1 |
| cvit c ipi | 2 | 8000 | 16000 | 1 |
| dampiridon | 2 | 5000 | 10000 | 1 |
| danason | 62 | 2036 | 126000 | 1 |
| danasone | 28 | 2000 | 56000 | 1 |
| dapirin | 1 | 4000 | 4000 | 1 |
| dapiryn tab | 24 | 4500 | 108000 | 1 |

| | | | | |
|-------------------|----|------|--------|---|
| decolgen | 37 | 2000 | 74000 | 1 |
| declosin | 15 | 3000 | 45000 | 1 |
| degirol | 36 | 6000 | 216000 | 1 |
| demacolin | 33 | 7000 | 231000 | 1 |
| demacolin | 14 | 7000 | 98000 | 1 |
| devista | 2 | 2000 | 4000 | 1 |
| dexaharsen 0,75mg | 77 | 3000 | 231000 | 1 |
| dexametasone 0,5 | 52 | 2000 | 104000 | 1 |
| dexanta | 6 | 5000 | 30000 | 1 |
| dexanta tab | 4 | 5000 | 20000 | 1 |
| dexteem plus plus | 8 | 3500 | 28000 | 1 |
| diapet | 22 | 6625 | 152000 | 1 |
| diapet anak | 12 | 2166 | 26000 | 1 |
| diclo pottasium | 3 | 8000 | 24000 | 1 |
| digoxin | 3 | 2666 | 8000 | 1 |
| dolerstan | 2 | 8000 | 16000 | 1 |
| dolorstan | 37 | 8000 | 296000 | 1 |
| domperidone | 7 | 4000 | 28000 | 1 |
| domperidone tab | 2 | 4000 | 8000 | 1 |
| dragon 3gr | 2 | 8500 | 17000 | 1 |
| egoji | 12 | 8416 | 101000 | 1 |
| egoji | 2 | 8500 | 17000 | 1 |
| eltazon | 32 | 3000 | 96000 | 1 |

| | | | | |
|--------------------|----|------|--------|---|
| loratadin | 6 | 5000 | 30000 | 1 |
| loratadine | 13 | 5000 | 65000 | 1 |
| loratadine tab | 14 | 5000 | 70000 | 1 |
| madu rasa | 15 | 1000 | 15000 | 1 |
| melocort 0,5 | 3 | 2000 | 6000 | 1 |
| meloxicam 7,5 | 5 | 7500 | 37500 | 1 |
| meloxicam 7,5mg | 3 | 7000 | 21000 | 1 |
| metamizole | 22 | 5000 | 110000 | 1 |
| methyli 8mg | 8 | 7625 | 61000 | 1 |
| metrodinacole | 4 | 7500 | 30000 | 1 |
| metronidazole | 2 | 5000 | 10000 | 1 |
| metyhi 8mg | 2 | 8000 | 16000 | 1 |
| mextril | 12 | 2500 | 30000 | 1 |
| miconazole | 20 | 6000 | 120000 | 1 |
| milton | 10 | 2000 | 20000 | 1 |
| miraisc | 4 | 5000 | 20000 | 1 |
| mirasic | 77 | 5000 | 385000 | 1 |
| mixagrip | 5 | 2500 | 12500 | 1 |
| mixagrip flu | 70 | 2578 | 180400 | 1 |
| mixagrip flu | 2 | 2500 | 5000 | 1 |
| mixagrip flu batuk | 28 | 2500 | 70000 | 1 |
| molacort 0,5 | 34 | 2691 | 91500 | 1 |
| molacort 0,5mg | 11 | 8545 | 94000 | 1 |

| | | | | |
|---------------------|----|------|--------|---|
| ranitidin | 25 | 6000 | 150000 | 1 |
| remafhar | 8 | 7000 | 56000 | 1 |
| renabetic | 17 | 3000 | 51000 | 1 |
| renadinac 25 | 34 | 5000 | 170000 | 1 |
| rhefamar | 10 | 7000 | 70000 | 1 |
| rhemacyl | 9 | 8000 | 72000 | 1 |
| rhemason | 7 | 8500 | 59500 | 1 |
| rivanol | 60 | 6000 | 360000 | 1 |
| sakatonik liver tab | 3 | 8000 | 24000 | 1 |
| salbu 2mg | 2 | 2000 | 4000 | 1 |
| salbu 4mg | 17 | 3352 | 57000 | 1 |
| salbutamol 2mg | 14 | 2000 | 28000 | 1 |
| salbutamol 4mg | 31 | 2948 | 91500 | 1 |
| salep kembang bulan | 7 | 6000 | 42000 | 1 |
| salicyl cito | 15 | 5500 | 82500 | 1 |
| salicyl gajah | 4 | 8500 | 34000 | 1 |
| salonpas | 3 | 8000 | 24000 | 1 |
| salpe kalpanak | 3 | 6500 | 19500 | 1 |
| salycil | 2 | 5500 | 11000 | 1 |
| salycil cito | 8 | 5500 | 44000 | 1 |
| sanafllu | 4 | 2500 | 10000 | 1 |
| sandexon | 2 | 3000 | 6000 | 1 |
| scandexon | 9 | 3000 | 27000 | 1 |

| | | | | |
|---------------------|----|------|--------|---|
| trimadol | 4 | 4000 | 16000 | 1 |
| trimakal | 15 | 4533 | 68000 | 1 |
| trimakol | 3 | 5000 | 15000 | 1 |
| tuzalos | 14 | 6000 | 84000 | 1 |
| uripas | 3 | 7000 | 21000 | 1 |
| uripas | 10 | 7000 | 70000 | 1 |
| vegeta | 18 | 6428 | 126000 | 1 |
| vegeta herbal | 6 | 3000 | 18000 | 1 |
| vicks f44 anak | 5 | 8500 | 42500 | 1 |
| vicks kid kecil | 2 | 8500 | 17000 | 1 |
| vicks vaporub | 12 | 7916 | 95000 | 1 |
| vicks vaporub kecil | 2 | 8500 | 17000 | 1 |
| vick vaporub kecil | 4 | 8500 | 34000 | 1 |
| vit B kompleks | 11 | 2000 | 22000 | 1 |
| vit b com | 9 | 4777 | 43000 | 1 |
| vit b com ipi | 2 | 5000 | 10000 | 1 |
| vit b comp ipi | 5 | 5000 | 25000 | 1 |
| vit c tab | 3 | 3000 | 9000 | 1 |
| vit e tab | 2 | 3000 | 6000 | 1 |
| vitamin c ipi | 8 | 7000 | 56000 | 1 |
| wiros | 7 | 5000 | 35000 | 1 |
| woods lozenges | 2 | 5000 | 10000 | 1 |
| woods permen | 4 | 5000 | 20000 | 1 |

| nama_obat | qty | harga | total_harga | Cluster |
|-----------------|-----|-------|-------------|---------|
| acarbose | 8 | 16000 | 128000 | 0 |
| acethyl sistein | 3 | 14000 | 42000 | 0 |
| acetylsistein | 3 | 14000 | 42000 | 0 |
| acifar 400 | 8 | 13000 | 104000 | 0 |
| afibramol | 3 | 10000 | 30000 | 0 |
| alkohol | 7 | 10000 | 70000 | 0 |
| allerin | 3 | 14000 | 42000 | 0 |
| alletrol | 9 | 18571 | 170000 | 0 |
| allohex | 18 | 11000 | 198000 | 0 |
| alpara | 10 | 9000 | 90000 | 0 |
| alphamol syr | 7 | 11000 | 77000 | 0 |
| alphara | 3 | 9000 | 27000 | 0 |
| amlodipin 10mg | 4 | 10000 | 40000 | 0 |
| anabion syr | 6 | 12000 | 72000 | 0 |
| anacetine | 29 | 10000 | 290000 | 0 |
| anacetine plus | 7 | 12000 | 84000 | 0 |
| anakonidin 60ml | 15 | 15000 | 225000 | 0 |
| anaton | 4 | 10000 | 40000 | 0 |
| anaton syr | 3 | 10000 | 30000 | 0 |
| anaton tab | 6 | 10000 | 60000 | 0 |
| anflat | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| arbupon | 6 | 10000 | 60000 | 0 |

| | | | | |
|-----------------------|----|-------|--------|---|
| anflat | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| arbupon | 6 | 10000 | 60000 | 0 |
| aurosanbe plus | 2 | 16000 | 32000 | 0 |
| axaprofen | 26 | 11458 | 295000 | 0 |
| balpirik | 3 | 11000 | 33000 | 0 |
| benecol | 4 | 16000 | 64000 | 0 |
| bintamox | 22 | 10000 | 220000 | 0 |
| biolergi | 18 | 10000 | 180000 | 0 |
| bodrex flu syr | 2 | 11000 | 22000 | 0 |
| bodrex syr | 3 | 11000 | 33000 | 0 |
| bodrexin batuk berdhk | 5 | 11000 | 55000 | 0 |
| bodrexin demam syr | 2 | 9000 | 18000 | 0 |
| bodrexin syr | 5 | 11000 | 55000 | 0 |
| brocifar plus | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| brocyfar syr | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| bromifar syr | 3 | 10000 | 30000 | 0 |
| broncifar plus | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| broncitin | 4 | 11000 | 44000 | 0 |
| broncitin syr | 3 | 11000 | 33000 | 0 |
| bufacort | 2 | 11000 | 22000 | 0 |
| bufantacid syr | 8 | 11000 | 88000 | 0 |
| bye bye fever | 2 | 11000 | 22000 | 0 |

| | | | | |
|---------------------|----|-------|--------|---|
| caladine cair kecil | 2 | 17000 | 34000 | 0 |
| camidryl | 10 | 11000 | 110000 | 0 |
| cefixime | 2 | 12000 | 24000 | 0 |
| cefixime 100 | 2 | 12000 | 24000 | 0 |
| cerrol | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| cetrol tab | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| cetoo | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| chloramfecort | 29 | 15000 | 435000 | 0 |
| chloramphenicol cr | 31 | 16000 | 496000 | 0 |
| cimexol | 3 | 10000 | 30000 | 0 |
| cinolon | 7 | 17000 | 119000 | 0 |
| clindamycin 300 | 3 | 13000 | 39000 | 0 |
| cod liver oil | 6 | 12000 | 72000 | 0 |
| cod liver oil | 2 | 12000 | 24000 | 0 |
| codecon | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| codrexin | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| combatrin tab | 24 | 16875 | 398000 | 0 |
| combi 100ml | 2 | 18000 | 36000 | 0 |
| cool fever | 4 | 10000 | 40000 | 0 |
| cormetison | 12 | 14250 | 130500 | 0 |
| counterpain 5mg | 21 | 10404 | 218500 | 0 |
| curcuma plus | 4 | 15000 | 60000 | 0 |

| | | | | |
|----------------------|----|-------|--------|---|
| fitkom | 2 | 15000 | 30000 | 0 |
| flagsol | 10 | 10000 | 100000 | 0 |
| flagsol tab | 3 | 10000 | 30000 | 0 |
| flucadex | 24 | 10000 | 240000 | 0 |
| flucadex syr | 2 | 15000 | 30000 | 0 |
| flucadex tab | 30 | 10000 | 300000 | 0 |
| flunadin | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| flunarizine | 3 | 9500 | 28500 | 0 |
| flutamol | 21 | 10000 | 210000 | 0 |
| flutamol | 19 | 9684 | 184000 | 0 |
| flutamol syr | 9 | 15000 | 135000 | 0 |
| flutamol tab | 3 | 15000 | 45000 | 0 |
| flutrop | 4 | 15000 | 60000 | 0 |
| flutrop tab | 7 | 15000 | 105000 | 0 |
| folavit | 8 | 12000 | 96000 | 0 |
| fresh care green tea | 3 | 12000 | 36000 | 0 |
| fresh care strong | 14 | 12000 | 168000 | 0 |
| freshcae citrus | 2 | 12000 | 24000 | 0 |
| freshcare | 2 | 12000 | 24000 | 0 |
| freshcare citrus | 36 | 12000 | 432000 | 0 |
| freshcare green tea | 22 | 12000 | 264000 | 0 |
| freshcare merah | 23 | 12000 | 276000 | 0 |
| fucilex cr | 3 | 15000 | 45000 | 0 |

| | | | | |
|------------------|----|-------|--------|---|
| daneuron | 5 | 9000 | 45000 | 0 |
| dapyrin syr | 18 | 10000 | 180000 | 0 |
| decadryl | 3 | 15000 | 45000 | 0 |
| demacolin syr | 21 | 18000 | 378000 | 0 |
| denomix | 3 | 16000 | 48000 | 0 |
| dexmolex syr | 6 | 12000 | 72000 | 0 |
| dextrol | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| dimtrakol | 2 | 16000 | 32000 | 0 |
| dragon 5gr | 2 | 11000 | 22000 | 0 |
| dragon inhaler | 2 | 11000 | 22000 | 0 |
| dulcolax tab | 2 | 9000 | 18000 | 0 |
| em kapsul | 3 | 15000 | 45000 | 0 |
| enbatic cr | 2 | 11000 | 22000 | 0 |
| enbatic salep | 3 | 11000 | 33000 | 0 |
| enbatik salep | 4 | 12000 | 48000 | 0 |
| enervonc | 11 | 11636 | 128000 | 0 |
| erlamycetin | 19 | 16000 | 304000 | 0 |
| erlamycetin | 4 | 16000 | 64000 | 0 |
| ersolon | 25 | 10000 | 250000 | 0 |
| etafen forte syr | 2 | 15000 | 30000 | 0 |
| etafen syr | 13 | 12923 | 168000 | 0 |

| | | | | |
|-----------------|----|-------|--------|---|
| gastrinal tab | 11 | 9000 | 99000 | 0 |
| gastrucid syr | 7 | 10000 | 70000 | 0 |
| gelliga besar | 3 | 18500 | 55500 | 0 |
| gelliga cair | 7 | 16000 | 112000 | 0 |
| gelliga krim | 3 | 12000 | 36000 | 0 |
| genoint | 5 | 11200 | 56000 | 0 |
| giovon | 3 | 15000 | 45000 | 0 |
| glucosamin | 7 | 10000 | 70000 | 0 |
| glucosamine | 17 | 10000 | 170000 | 0 |
| gpu krim | 3 | 10000 | 30000 | 0 |
| guanistrep | 24 | 10000 | 240000 | 0 |
| hebrink | 4 | 10000 | 40000 | 0 |
| herocyn | 3 | 13000 | 39000 | 0 |
| herocyn | 14 | 13000 | 182000 | 0 |
| herocyn 85gr | 3 | 13500 | 40500 | 0 |
| hevit c | 9 | 10000 | 90000 | 0 |
| hexalgin | 27 | 10000 | 270000 | 0 |
| histop | 5 | 12000 | 60000 | 0 |
| horvita g | 3 | 12000 | 36000 | 0 |
| hufabetamin | 5 | 10000 | 50000 | 0 |
| hufabetamin syr | 5 | 10000 | 50000 | 0 |
| hufafural syr | 2 | 14000 | 28000 | 0 |
| hufagrip biru | 27 | 17000 | 459000 | 0 |

| | | | | |
|--------------------|----|-------|--------|---|
| interhistin | 9 | 11444 | 103000 | 0 |
| internistin | 4 | 11000 | 44000 | 0 |
| internistin | 2 | 11000 | 22000 | 0 |
| intunal syr | 13 | 16000 | 208000 | 0 |
| itrabat syr | 3 | 14000 | 42000 | 0 |
| kalcinol cr | 3 | 13000 | 39000 | 0 |
| kalcinol n | 3 | 13000 | 39000 | 0 |
| kalmicetine cr | 2 | 16000 | 32000 | 0 |
| kenshin | 29 | 13000 | 377000 | 0 |
| kensin | 3 | 13000 | 39000 | 0 |
| ketoconazole salep | 3 | 10000 | 30000 | 0 |
| ketokonazole salep | 6 | 10000 | 60000 | 0 |
| khensin | 8 | 13000 | 104000 | 0 |
| klorfeson | 8 | 11000 | 88000 | 0 |
| komix herbal | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| komix herbal | 3 | 10000 | 30000 | 0 |
| konvermex syr | 3 | 15000 | 45000 | 0 |
| kovermex | 4 | 15000 | 60000 | 0 |
| krim 88 | 3 | 12000 | 36000 | 0 |
| lambucid | 2 | 14000 | 28000 | 0 |
| lambucid syr | 6 | 14000 | 84000 | 0 |
| lamsoprazole | 3 | 15000 | 45000 | 0 |
| lanzoprazole | 7 | 15000 | 105000 | 0 |

| | | | | |
|-----------------|----|-------|--------|---|
| madu kurma tj | 19 | 18000 | 342000 | 0 |
| madu tj sachet | 30 | 11000 | 330000 | 0 |
| mefinal | 18 | 18000 | 324000 | 0 |
| mefix | 2 | 17000 | 34000 | 0 |
| meloxicam | 3 | 10000 | 30000 | 0 |
| meloxicam 10 | 3 | 10000 | 30000 | 0 |
| meloxicam 15mg | 5 | 10000 | 50000 | 0 |
| metridol | 4 | 15000 | 60000 | 0 |
| mezine | 2 | 16000 | 32000 | 0 |
| microgynon | 6 | 17500 | 105000 | 0 |
| minyak gpu 30ml | 3 | 10000 | 30000 | 0 |
| mixalgin | 19 | 10000 | 190000 | 0 |
| molapect | 1 | 12000 | 12000 | 0 |
| mycazol | 12 | 12583 | 151000 | 0 |
| mycoral cair | 15 | 15000 | 225000 | 0 |
| mycoral syr | 6 | 15000 | 90000 | 0 |
| mycozol tab | 3 | 13000 | 39000 | 0 |
| mycroginon | 4 | 17500 | 70000 | 0 |
| mylanta syr | 2 | 15000 | 30000 | 0 |
| mylanta syr | 43 | 15000 | 645000 | 0 |
| natur E advance | 9 | 10666 | 96000 | 0 |
| natur e advance | 2 | 11000 | 22000 | 0 |

| | | | | |
|------------------------|----|-------|--------|---|
| rohto fever | 4 | 11000 | 44000 | 0 |
| safe care | 18 | 16000 | 288000 | 0 |
| sagestam cr | 4 | 17000 | 68000 | 0 |
| sakatonik abc | 28 | 16000 | 448000 | 0 |
| sakatonik liver | 6 | 9333 | 56000 | 0 |
| saldextamin | 4 | 15000 | 60000 | 0 |
| samcofenac | 12 | 10000 | 120000 | 0 |
| sanadryl att | 3 | 16000 | 48000 | 0 |
| sanmol syr | 11 | 16000 | 176000 | 0 |
| selvim 20 | 9 | 10000 | 90000 | 0 |
| selvim 20mg | 2 | 10000 | 20000 | 0 |
| siladex | 15 | 13200 | 198000 | 0 |
| siladex batuk berdahak | 3 | 14000 | 42000 | 0 |
| siladex hijau | 7 | 14000 | 98000 | 0 |
| siladex merah besar | 8 | 13500 | 108000 | 0 |
| skizon | 3 | 10000 | 30000 | 0 |
| sriti | 20 | 10777 | 216000 | 0 |
| synalten | 11 | 12000 | 132000 | 0 |
| synasten | 2 | 12000 | 24000 | 0 |
| syraften | 5 | 12000 | 60000 | 0 |
| termorex plus | 4 | 13000 | 52000 | 0 |
| termorex plus 60ml | 2 | 16000 | 32000 | 0 |
| termorex plus besar | 2 | 15000 | 30000 | 0 |