

**ANALISIS PERENCANAAN DAN PENGENDALIAN
STOK OBAT MENGGUNAKAN METODE ANALISIS ABC DAN
ALGORITMA LG BOOSTING DI INSTALASI FARMASI**

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

RIFDAH FEBIANA PUTRI LUBIS

2109020010



**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
MEDAN
2025**

**ANALISIS PERENCANAAN DAN PENGENDALIAN
STOK OBAT MENGGUNAKAN METODE ANALISIS ABC DAN
ALGORITMA LG BOOSTING DI INSTALASI FARMASI**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
(S.Kom) dalam Program Studi Teknolgi Infomasi pada Fakultas Ilmu Komputer
dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara**

RIFDAH FEBIANA PUTRI LUBIS

2109020010

**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

MEDAN

2025

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : Analisis Perencanaan dan Pengendalian Stok Obat
Menggunakan Metode Analisis ABC dan LGBoosting di
Instalasi Farmasi
Nama Mahasiswa : Rifda Febiana Putri Lubis
Npm : 2109020010
Program Studi : Teknologi Informasi

Menyetujui
Komisi Pembimbing



(Halim Maulana, S.T., M.Kom)

NIDN. 0121119102

Ketua Program Studi



(Fatma Sari Hutagalung S.Kom., M.Kom.)

NIDN. 0117019301

Dekan



(Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.)

NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

**ANALISIS PERENCANAAN DAN PENGENDALIAN
STOK OBAT MENGGUNAKAN METODE ANALISIS ABC DAN
ALGORITMA LG BOOSTING DI INSTALASI FARMASI**

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, 09 September 2025

Yang membuat pernyataan



Rifdah Febiana Putri Lubis

2109020010

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

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Rifdah Febiana Putri Lubis
NPM : 2109020010
Program Studi : Teknologi Informasi
Karya Ilmiah : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bedas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

*ANALISIS PERENCANAAN DAN PENGENDALIAN
STOK OBAT MENGGUNAKAN METODE ANALISIS ABC DAN ALGORITMA LG
BOOSTING DI INSTALASI FARMASI*

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, 09 September 2025

Yang membuat pernyataan



Rifdah Febiana Putri Lubis

2109020010

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Rifdah Febiana Putri Lubis
Tempat dan Tanggal Lahir : Medan. 09 Februari 2004
Alamat Rumah : Jl Ampera Gg Jawa No 53
Telepon/Faks/HP : 085180562779
E-mail : rifdahfeb@gmail.com
Instansi Tempat Kerja : -
Alamat Kantor : -

DATA PENDIDIKAN

SD	: SD Swasta Budisatrya	TAMAT: 2015
SMP	: SMP Swasta Budisatrya	TAMAT: 2018
SMA	: SMK Swasta Budisatrya	TAMAT: 2021

KATA PENGANTAR



Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillah, puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat, karunia, serta nikmat kesehatan dan kesempatan yang telah diberikan, sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi ini yang berjudul “*Analisis Perencanaan Dan Pengendalian Stok Obat Menggunakan Metode Analisis ABC Dan Algoritma Light Gradient Boosting LG Di Instalasi Farmasi*” sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

Penulis menyadari bahwa keberhasilan dalam penyusunan skripsi ini tidak terlepas dari dukungan dan bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Agussani, M.AP., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU)
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU, sekaligus Dosen Pembimbing penulis.
3. Ibu Fatma Sari Hutagaulung, S.Kom., M.Kom., selaku Ketua Program Studi Teknologi Informasi sekaligus Dosen Pembimbing Akademik penulis.
4. Bapak Muhammad Basri, S.Kom., M.Kom., selaku Sekretaris Program Studi Teknologi Informasi.
5. Seluruh dosen dan staf akademik di lingkungan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, khususnya Program Studi Teknologi Informasi, yang telah memberikan ilmu dan pengalaman berharga selama masa studi.

6. Kedua orang tua yang saya Sayangi dan Banggai, Bapak Asnawi lubis S.sos dan Ibu Hesdi Retna Ners, yang selalu memberikan doa, semangat, cinta, serta dukungan moral dan material tanpa henti.
7. Rekan-rekan seperjuangan yaitu Hana, Afrida, Handala, Surya, Nikma, Bella, Miranda yang telah menjadi teman diskusi sekaligus motivasi selama menempuh studi di UMSU.
8. Soni Armanda S terima kasih telah menjadi salah satu penyemangat, pendengar keluh kesah dalam penulisan skripsi, penasehat yang baik
9. Tema-teman kelas TI A1 Stambuk 21 yang sudah menemani penulis sedari awal kegiatan perkuliahan hingga akhir perkuliahan terimakasih sebanyak-banyaknya.
10. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang telah membantu dan memberikan dukungan secara langsung maupun tidak langsung dalam penyelesaian skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk perbaikan di masa mendatang. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca serta menjadi referensi yang berguna, khususnya dalam pengembangan sistem prediksi harga saham berbasis deep learning.

Medan, 09 Agustus
2025



Penulis

Rifdah Febiana Putri Lubis

ANALISIS PERENCANAAN DAN PENGENDALIAN STOK OBAT MENGGUNAKAN METODE ANALISIS ABC DAN ALGORITMA LG BOOSTING DI INSTALASI FARMASI

ABSTRAK

Pengelolaan stok obat memiliki peran krusial di instalasi farmasi karena secara langsung memengaruhi kelancaran layanan kesehatan. Penelitian ini berfokus pada perencanaan dan pengendalian persediaan obat melalui penerapan *Analisis ABC*, yang digunakan untuk mengelompokkan obat berdasarkan nilai pemakaian dan kontribusinya terhadap total biaya, serta *algoritma Gradient Boosting* untuk meramalkan kebutuhan obat dengan memanfaatkan data historis. Hasil kajian menunjukkan bahwa Analisis ABC dapat menetapkan kelompok prioritas, di mana kelas A menempati porsi terbesar dalam nilai investasi meskipun jumlah itemnya terbatas. Selain itu, *algoritma Gradient Boosting* memberikan hasil peramalan yang lebih presisi dibandingkan metode regresi sederhana. Kombinasi kedua metode ini efektif dalam meningkatkan efisiensi pengelolaan persediaan, mengurangi risiko defisit maupun surplus stok, serta mendukung kesinambungan ketersediaan obat bagi pasien. untuk membangun sistem peramalan harga saham yang dapat diandalkan.

Kata Kunci: *stok obat, klasifikasi ABC, gradient boosting, prediksi kebutuhan, farmasi rumah sakit.*

*ANALYSIS OF DRUG INVENTORY PLANNING AND CONTROL USING ABC
ANALYSIS METHOD AND GRADIENT BOOSTING ALGORITHM IN THE
PHARMACY DEPARTMENT*

ABSTRACT

Inventory management in hospital pharmacies plays a key role as it directly impacts the continuity of healthcare services. This study focuses on planning and controlling drug stock by applying ABC Analysis to categorize drugs based on usage value and cost contribution, and by employing the Gradient Boosting algorithm to forecast drug demand using historical records. The results indicate that ABC Analysis effectively identifies priority groups, where class A accounts for the highest investment value despite fewer items, while Gradient Boosting provides more precise demand estimates compared to simple regression models. The integration of both approaches proves successful in improving inventory efficiency, reducing the likelihood of overstock or shortages, and ensuring the steady availability of medicines for patients.

Keywords: Drug stock, ABC classification, gradient boosting, demand prediction, hospital pharmacy

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGSAHAN.....	i
PERNYATAAN ORISINALITAS	ii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI.....	ii
KATA PENGANTAR	iv
ABSTRAK.....	v
ABSTRACT	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR TABEL.....	viii
DAFTAR GAMBAR	ix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 LATAR BELAKANG	2
1.2 RUMUSAN MASALAH	5
1.3 BATASAN MASALAH.....	5
1.4 TUJUAN PENELITIAN	6
1.5 MANFAAT PENELITIAN	6
BAB II LANDASAN TEORI	7
2.1 Penelitian Terdahulu	7
2.2 Manajemen Persediaan Obat	8
2.2.1 Aspek Utama Manajemen Persediaan Obat	8
2.3 Metode Analisis ABC	9
2.4 Algoritma Light Gradient Boosting	10
2.5 Integrasi Metode Analisis ABC dan LG Boosting dalam manajemen obat	11
2.6 Python.....	11
2.7 Google Colab	12
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	13

3.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian	14
3.2 Lokasi dan Waktu Penelitian	14
3.3 Kebutuhan Sistem.....	15
3.3.1 Perangkat Keras.....	15
3.3.2 Perangkat Lunak.....	15
3.4 Sumber dan Jenis Data.....	15
3.5 pengumpulan Data	16
3.6 pra-pemrosesan Data	16
3.6.1 Pembersihan Data.....	16
3.6.2 Exploratory Data Analysis EDA	17
3.6.3 Klasifikasi obat menggunakan Analisis ABC	22
3.6.4 Model LG Boosting.....	24
3.6.5 Evaluasi AKurasi Model dan Efektivitas Stok.....	28
3.6.6 Integrasi Hasil ABC dan Prediksi LG Boosting.....	32
3.6.7 Alur Proses Penelitian	33
3.6.8 Contoh Hasil Klasifikasi dan Prediksi Kebutuhan Obat	33
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	43
4.1 Deskripsi Data	43
4.2 Pra-pemrosesan Data.....	43
4.3 Klasifikasi Stok Obat Dengan Analisis ABC.....	45
4.3.1 Perhitungan Manual Analisis ABC	48
4.4 Prediksi Kebutuhan Obat Menggunakan Agoritma Light Gradient Boosting.....	52
4.4.1 Perhitungan Manual LG Boosting.....	52
4.5 Evaluasi Model.....	57

4.6 Integrasi Hasil ABC dan Prediksi Kebutuhan Bulanan	58
4.7 Evaluasi Efektifitas Model	59
BAB V PENUTUP	60
5.1 Kesimpulan.....	60
5.2 Saran.....	61
DAFTAR PUSTAKA	62

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahuu	7
Tabel 2.2 Penjelasan Flowchart	12
Tabel 2.2 Penjelasan Flowchart	16
Tabel 2.2 Penjelasan Flowchart	18
Tabel 3.1 Waktu Penelitian	14
Tabel 3.2 Perhitungan Nilai Konsumsi Per Obat	22
Tabel 3.3 Hasil Urutan	22
Tabel 3.4 Presentase Kebutuhan Data.....	23
Tabel 3.5 Perhitungan Presentasi Komulatif.....	23
Tabel 3.6 Data Training	25
Tabel 3.7 Pelatihan LG Boosting.....	25
Tabel 4.1 perbandingan data fitur sebelum dan sesudah Normalisasi	44
Tabel 4.2 Hasil Analisis ABC	46
Tabe 4.3 Tabel Nilai Konsumsi	48
Tabel 4.4 Hasil Presentasi	49
Tabel 4.5 presentasi kumulatif	50
Tabel 4.6 Hasil Prediksi	51
Tabel 4.7 Rekapitulasi Prediksi Kebutuhan Obat	54
Tabel 4.8 Hasil Integrasi Abc dan LG Boosting.....	58

DAFTAR GAMBAR

Gambar Flowchart Analisis ABC.....	11
Gamabr Flowchar Prediksi LG Boosting	15
Gambar flowchart Integrasi Kedua Metode	18
Gambar 3.1 Data Dummy Obat.....	18
Gambar 3.2 Fitur x	18
Gambar 3.3 Fitur x Setelah Dinormalisasikan.....	19
Gambar 3.4 Outliers	20
Gambar 3.5 Matrix	21
Gambar 3.6 Alur Proses	33
Gamabar 4.1 Diagram Hasil ABC.....	45

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Obat merupakan salah satu komponen vital dalam sistem pelayanan kesehatan. Keberadaan dan ketersediaan obat yang memadai akan sangat menentukan kualitas pelayanan kepada pasien serta efektivitas proses penyembuhan. Di sisi lain, pengelolaan obat di instalasi farmasi, baik pada rumah sakit, puskesmas, maupun fasilitas layanan kesehatan lainnya, seringkali dihadapkan pada tantangan yang kompleks. Tantangan tersebut meliputi fluktuasi (perubahan) permintaan, keterbatasan anggaran, keterlambatan pasokan, serta ketidak pastian dalam perencanaan kebutuhan obat

Kesalahan dalam perencanaan dan pengendalian obat dapat berakibat fatal. Jika stok obat tidak mencukupi, pelayanan kesehatan dapat terganggu dan pasien mungkin tidak mendapatkan pengobatan tepat waktu. Sebaliknya, jika obat dipesan secara berlebihan, maka akan menyebabkan penumpukan stok, peningkatan biaya penyimpanan, dan potensi kedaluwarsa yang pada akhirnya menyebabkan pemborosan. Oleh karena itu, diperlukan sistem perencanaan dan pengendalian yang akurat, adaptif, dan efisien agar ketersediaan obat dapat dijaga tanpa mengorbankan efisiensi anggaran(Rarung et al., 2020).

Salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam manajemen persediaan adalah Analisis ABC. Metode ini merupakan teknik klasifikasi yang membagi obat berdasarkan nilai konsumsi tahunan (annual consumption value). Konsep dasarnya mengacu pada prinsip Pareto (80/20 rule), yang menyatakan bahwa sebagian kecil item dapat menyumbang sebagian besar dari total nilai

persediaan. Dengan demikian, analisis ini memudahkan pengelola farmasi dalam mengidentifikasi kelompok obat yang paling berpengaruh terhadap penggunaan anggaran. Dalam praktiknya, Analisis ABC mengklasifikasikan obat ke dalam tiga kategori. Kategori A mewakili sekitar (0-70)% dari total nilai konsumsi dengan jumlah item yang relatif sedikit, kategori B sekitar (71-90)%, dan kategori C mewakili sekitar 91-100% nilai dengan jumlah item yang banyak. Dengan pengelompokan ini, pengelola farmasi dapat memfokuskan perhatian dan pengawasan secara lebih intensif terhadap kelompok obat yang bernilai tinggi (Tie et al., 2019).

Seiring perkembangan teknologi, metode machine learning mulai banyak dimanfaatkan dalam bidang peramalan (forecasting). Salah satu algoritma yang unggul adalah Light Gradient Boosting Machine (LG Boosting), yang mampu mengolah data dalam jumlah besar dengan cepat dan menghasilkan prediksi yang presisi. LG Boosting akan digunakan untuk memprediksi kebutuhan obat pada masing-masing kategori secara lebih akurat dan adaptif. Implementasi LG Boosting di instalasi farmasi telah terbukti meningkatkan akurasi peramalan hingga 96,46% sekaligus mengurangi biaya persediaan 8-10% melalui optimasi safety stock. Penggabungan metode analisis ABC dan algoritma LG Boosting dalam perencanaan dan pengendalian obat di instalasi farmasi merupakan pendekatan yang sangat efektif karena mengintegrasikan kekuatan klasifikasi prioritas ekonomi dengan kemampuan prediksi kebutuhan obat yang akurat dan adaptif. (Akbar & Sugeng, 2021)

Manajemen persediaan obat di instalasi farmasi rumah sakit memerlukan pendekatan yang akurat dan efisien untuk menjamin ketersediaan serta penggunaan anggaran yang optimal. Metode Analisis ABC berfungsi untuk mengklasifikasikan obat berdasarkan nilai konsumsi, sehingga rumah sakit dapat memfokuskan pengendalian pada kelompok obat yang paling berpengaruh terhadap pembiayaan. Namun, metode ini hanya bersifat deskriptif dan belum mampu memperkirakan kebutuhan di masa mendatang. Oleh karena itu, integrasi dengan algoritma LG Boosting salah satu teknik pembelajaran mesin berbasis ensemble dapat memperkuat proses pengambilan keputusan dengan memberikan prediksi permintaan obat yang lebih akurat berdasarkan data historis yang kompleks dan dinamis. Sinergi kedua pendekatan ini memberikan keunggulan dalam manajemen logistik farmasi, yakni melalui identifikasi prioritas pengadaan sekaligus proyeksi kebutuhan secara presisi. Studi sebelumnya membuktikan bahwa kombinasi ini mampu menekan biaya penyimpanan hingga 8–10% serta meningkatkan ketersediaan obat esensial yang berdampak langsung pada mutu layanan kesehatan (Tie et al., 2019; Lestari et al., 2022).

Dalam pelaksanaan penelitian ini, data diperoleh dari Instalasi Farmasi RSUD Haji Medan melalui dua jalur: data primer dikumpulkan melalui wawancara terstruktur dengan kepala instalasi, petugas gudang, dan staf farmasi menggunakan teknik purposive sampling, sedangkan data sekunder berupa histori permintaan, distribusi, dan stok obat selama satu tahun terakhir diambil dari sistem informasi manajemen farmasi rumah sakit. Seluruh data tersebut digunakan

sebagai dasar penerapan metode Analisis ABC dan model prediksi LG Boosting guna mendukung pengelolaan obat yang lebih tepat dan efisien.

Keunggulan ini menjadikannya solusi transformatif untuk manajemen obat berbasis data di era digital. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan efisiensi operasional, mengurangi risiko kekosongan stok maupun kelebihan persediaan, serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam pengadaan obat.

Penelitian ini sangat relevan dilakukan di Instalasi Farmasi karena bertujuan meningkatkan kualitas pelayanan kesehatan melalui pengelolaan obat yang lebih tepat dan berbasis teknologi. Hal-hal penting yang dilakukan dalam penelitian ini mencakup pengelompokan obat berdasarkan nilai ekonomisnya menggunakan metode Analisis ABC, serta membangun sistem prediksi kebutuhan obat dengan algoritma LG Boosting. Integrasi kedua metode ini diharapkan dapat membantu rumah sakit mengatur stok secara lebih efisien, mencegah kekurangan maupun kelebihan obat, dan mendukung perencanaan pengadaan yang lebih akurat dan adaptif terhadap perubahan kebutuhan. Oleh karena itu untuk memberikan pemahaman tentang pengetahuan penulis berkesimpulan untuk mengambil judul **“Analisis Perencanaan Dan Pengendalian Obat Menggunakan Metode Analisis ABC Dan Algoritma LG Boosting Di Instalasi Farmasi”**

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana metode analisis ABC dapat digunakan untuk mengelompokkan obat berdasarkan tingkat kepentingan dan nilai konsumsinya di instalasi farmasi?
2. Bagaimana algoritma Light Gradient Boosting Machine (LG Boosting) dapat diterapkan untuk memprediksi kebutuhan obat secara akurat di masa mendatang?
3. Bagaimana integrasi antara metode analisis ABC dan algoritma LG Boosting dapat meningkatkan efektivitas perencanaan dan pengendalian obat di instalasi farmasi?

1.3. Batasan Masalah

1. Penelitian ini hanya dilakukan pada data obat di satu instalasi farmasi dalam periode tertentu.
2. Klasifikasi obat dibatasi menggunakan metode Analisis ABC berdasarkan nilai konsumsi tahunan.
3. Prediksi kebutuhan obat hanya menggunakan algoritma LG Boosting tanpa perbandingan dengan algoritma lain.
4. Data diambil dari Rs Haji Medan yang digunakan terbatas pada data historis pemakaian obat, tanpa mempertimbangkan faktor eksternal.
5. Evaluasi difokuskan pada akurasi prediksi dan efisiensi stok, bukan pada aspek finansial atau kualitas layanan medis secara menyeluruh.

1.4. Tujuan Penelitiann

Penelitian ini bertujuan untuk:

- 3.1 Menganalisis pengelompokan obat di instalasi farmasi menggunakan metode Analisis ABC berdasarkan nilai konsumsi tahunan.
- 3.2 Menerapkan algoritma Light Gradient Boosting Machine (LG Boosting) untuk memprediksi kebutuhan obat secara akurat.
- 3.3 Mengintegrasikan metode Analisis ABC dan algoritma LG Boosting untuk meningkatkan efektivitas perencanaan dan pengendalian obat.
- 3.4 Mengevaluasi kinerja sistem prediksi dalam membantu mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan stok obat di instalasi farmasi.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang ingin dicapai oleh penulis dari penelitian in adalah sebagai berikut :

1. Memberikan kontribusi teoritis dalam pengembangan metode pengelolaan persediaan obat berbasis analisis data.
2. Membantu instalasi farmasi dalam mengelompokkan dan mengendalikan stok obat secara efisien.
3. Meningkatkan akurasi prediksi kebutuhan obat dengan penerapan algoritma LG Boosting.
4. Menjadi referensi praktis bagi pengambil kebijakan dalam perencanaan pengadaan obat.
5. Menjadi dasar bagi penelitian lanjutan di bidang manajemen farmasi.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian Sebelumnya dimaksudkan bahwa masalah yang hendak di teliti belum pernah di pecahkan oleh peneliti terlebih dahulu. Jika permasalahannya mirip, maka harus ditegaskan perbedaan penelitiannya dengan penelitian terlebih dahulu. Berikut adalah beberapa jurnal penelitian terdahulu terkait judul penelitian skripsi pada tabel 2.1. dibawah ini

Tabel 2.1. Penelitian Terdahulu

No	Nama Penelitian dan Tahun	Metode	Fokus Penelitian
1	Rahayu &Setiawan (2021)	Analisis ABC dan VEN	ifikasi obat berdasarkan nilai ekonomis dan tingkat kepentingan medis.
2	Saraswati & Nugroho (2022)	Gradient Boosting Regressor	Prediksi permintaan obat berdasarkan data historis dan tren penyakit.
3	Sari& Yuliana (2020)	XGBoost Classifier	Klasifikasi status stok obat: cukup, berlebih, atau kurang.
4	Firmansyah (2019)	Klasifikasi ABC	Menentukan perencanaan pengadaan obat berdasarkan nilai dan frekuensi penggunaan.
5	Nurul & Fatimah (2023)	LightGBM dan Analisis ABC	Integrasi machine learning dan klasifikasi obat untuk optimasi stok dan pengendalian.

2.2 Manajemen Persediaan Obat

Manajemen persediaan obat adalah suatu proses perencanaan, pengorganisasian, pengendalian, dan pengawasan terhadap stok obat yang ada di instalasi farmasi. Tujuan utama manajemen persediaan adalah menjamin ketersediaan obat secara optimal, menghindari kekurangan atau kelebihan stok, serta mengoptimalkan penggunaan dana yang tersedia. Persediaan obat yang baik akan meningkatkan efektivitas pelayanan kesehatan dan menekan biaya operasional. Namun, tantangan utama dalam manajemen obat adalah fluktuasi permintaan yang tidak mudah diprediksi, sehingga diperlukan metode yang tepat untuk perencanaan dan pengendalian (Rofiq et al., 2020).

2.2.1. Aspek utama manajemen persediaan obat

ada beberapa aspek utama yang dapat dijelaskan terkait manajemen persediaan obat:

1. Tujuan dan Pentingnya Manajemen Persediaan Obat
 - a. Manajemen logistik farmasi bertujuan untuk mengidentifikasi, mencegah, dan menyelesaikan masalah terkait obat, seperti kekurangan atau kelebihan stok, serta memastikan ketersediaan obat yang tepat waktu dan efisien di fasilitas kesehatan
 - b. Efisiensi pengelolaan persediaan sangat penting, terutama dalam menghadapi perubahan regulasi atau tantangan seperti pandemi COVID-19, yang dapat mengubah pola konsumsi obat dan menimbulkan risiko kehabisan stok

2. Metode dan Strategi Pengendalian Persediaan

a. Metode ABC, VEN, dan EOQ:

Kombinasi metode ABC (berdasarkan nilai penggunaan), VEN (Vital, Essential, Non-essential), dan EOQ (Economic Order Quantity) dapat membantu rumah sakit mengidentifikasi obat mana yang memerlukan pengendalian lebih ketat dan prioritas pengadaan. Penggunaan metode ini terbukti dapat meningkatkan efisiensi pengelolaan persediaan, misalnya dengan menurunkan frekuensi pengadaan dan menghemat biaya.

b. Sistem Informasi Logistik

Optimalisasi sistem informasi logistik farmasi sangat membantu dalam memantau stok secara real-time, mempercepat pengambilan keputusan, dan mencegah kekosongan obat, terutama saat terjadi lonjakan kebutuhan seperti pada masa pandemi

3. Dampak Manajemen Persediaan yang Efektif

Pengelolaan persediaan obat yang baik dapat mencegah terjadinya kekosongan obat, mengurangi pemborosan akibat obat kedaluwarsa, dan meningkatkan mutu pelayanan kesehatan. Efisiensi dalam pengelolaan persediaan juga berkontribusi pada penghematan biaya operasional rumah sakit dan memastikan pasien mendapatkan obat yang dibutuhkan tepat waktu

2.3 Metode Analisis ABC

Metode Analisis ABC adalah teknik pengelompokan barang berdasarkan nilai konsumsi atau kontribusi terhadap total biaya persediaan. Barang dikelompokkan menjadi tiga kategori:

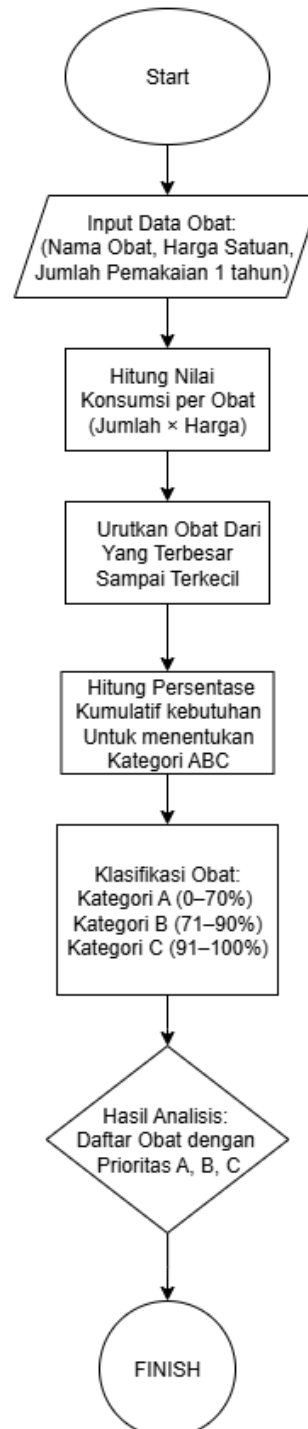
1. Kategori A: Mewakili sekitar 70-80% dari nilai total konsumsi namun hanya sejumlah 10-20% item persediaan. Obat kategori A perlu pengawasan dan pengendalian ketat karena nilainya tinggi.
2. Kategori B: Mewakili sekitar 15-20% nilai konsumsi dengan jumlah item yang lebih banyak daripada kategori A. Pengelolaan kategori B bersifat sedang.
3. Kategori C: Mewakili 5-10% nilai konsumsi dengan jumlah item terbanyak. Pengendalian kategori C lebih longgar karena nilainya relatif rendah.
4. Penggunaan metode ini membantu instalasi farmasi untuk memfokuskan sumber daya pada pengendalian obat yang paling berpengaruh terhadap anggaran dan pelayanan (Rarung et al., 2020).

2.3.1 Cara Kerja Analisis ABC

Analisis ABC merupakan metode klasifikasi persediaan yang didasarkan pada prinsip Pareto, yaitu sebagian kecil item mampu menyerap sebagian besar nilai total persediaan. Dalam konteks pengelolaan obat di instalasi farmasi, metode ini digunakan untuk mengidentifikasi kelompok obat mana yang memiliki pengaruh paling besar terhadap anggaran, sehingga pengendalian dapat difokuskan secara lebih efektif.

Proses kerja Analisis ABC diawali dengan penghitungan nilai konsumsi setiap obat. Nilai konsumsi diperoleh dari hasil perkalian antara jumlah pemakaian obat dalam periode tertentu dengan harga satuannya. Langkah berikutnya adalah mengurutkan obat berdasarkan nilai konsumsi dari yang terbesar hingga yang terkecil. Setelah data diurutkan, dilakukan perhitungan persentase kontribusi masing-masing obat terhadap total nilai konsumsi seluruh

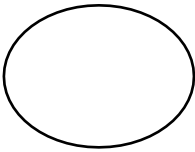
obat. Persentase ini kemudian dijumlahkan secara bertahap untuk memperoleh persentase kumulatif.

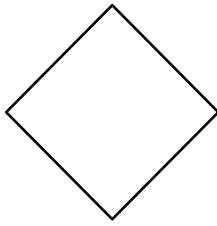
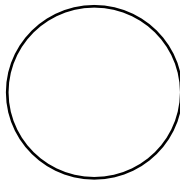


Gambar 2.1 Flowchart Analisis ABC

Dibawah ini terdapat penjelasan dari Flowchart atau bagaimana alur dari proses kerja Analisis ABC

Tabel 2.2 Penjelasan Flowchart Analisis ABC

Tahap	Simbol	Penjelasan
Start		Inisialisasi proses Analisis dimulai dengan menyiapkan data persediaan obat.
Input Data Obat		Data yang dimasukkan meliputi nama obat, harga satuan, dan jumlah pemakaian obat selama satu tahun.
Hitung Nilai Konsumsi per Obat		Nilai konsumsi diperoleh dengan rumus: $Jumlah\ Pemakaian \times Harga\ Satuan$.
Urutkan Obat		Obat diurutkan berdasarkan nilai konsumsi terbesar hingga terkecil untuk mengetahui prioritas utama.
Hitung Persentase		Persentase nilai konsumsi tiap obat dihitung terhadap total, lalu dijumlahkan kumulatif

		untuk klasifikasi.
Hitung Peresentase Kumulatif		Hitung Persentase Kumulatif kebutuhan Untuk menentukan Kategori ABC
Klasifikasi Obat ke dalam Kategori A, B, dan C		Klasifikasi Obat: Kategori A (0–70%) Kategori B (71–90%) Kategori C (91–100%)
Hasil Analisi		Output berupa daftar obat yang sudah terbagi ke dalam kategori A, B, dan C sebagai dasar pengambilan keputusan.
Finish		Hasil analisis dapat digunakan untuk perencanaan pengadaan dan pengendalian stok obat.

2.4 Algoritma Light Gradient Boosting (LG Boosting)

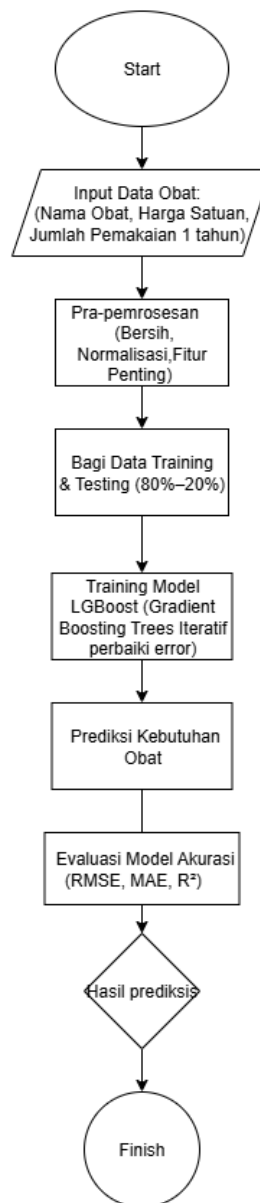
Light Gradient Boosting Machine adalah algoritma pembelajaran mesin yang berbasis teknik gradient boosting dengan keunggulan pada efisiensi komputasi dan akurasi tinggi. Algoritma ini menggabungkan beberapa pohon

keputusan (decision trees) secara berurutan untuk meminimalkan kesalahan prediksi secara iterative (Yuditya Putri et al., 2022). LG Boosting efektif untuk menangani data besar dengan banyak fitur dan mampu menangkap pola non-linear kompleks dalam data historis. Dalam konteks instalasi farmasi, LG Boosting dapat digunakan untuk memprediksi kebutuhan obat berdasarkan pola penggunaan masa lalu, tren penyakit, dan faktor lainnya (Pratiwi et al., 2023).

2.4.1 Cara kerja Algoritma Light Gradient Boosting Machine (LG Boosting)

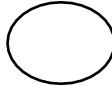
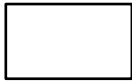
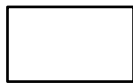
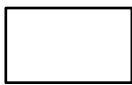
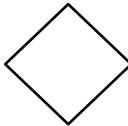
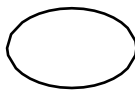
Proses kerja LG Boosting diawali dengan inisialisasi model menggunakan prediksi dasar, misalnya nilai rata-rata dari data target. Setelah itu, dilakukan perhitungan residual, yaitu selisih antara nilai aktual dengan nilai prediksi awal. Residual ini menunjukkan kesalahan yang harus diperbaiki oleh model pada iterasi berikutnya. Langkah selanjutnya adalah membangun pohon keputusan baru (weak learner) berdasarkan residual tersebut. Pohon baru ini difokuskan untuk meminimalkan kesalahan yang terjadi pada prediksi sebelumnya. Setiap pohon yang ditambahkan akan memberikan kontribusi kecil terhadap model akhir, yang dikontrol oleh parameter learning rate agar proses pembelajaran tetap stabil. Secara matematis, pembaruan prediksi di mana adalah prediksi pada iterasi ke- t , adalah *learning rate*, dan f_t adalah pohon keputusan baru yang ditambahkan. Proses iteratif ini terus berlangsung hingga jumlah maksimum pohon tercapai atau sampai model mencapai tingkat kesalahan yang paling kecil. Setelah model selesai dilatih, dilakukan evaluasi performa menggunakan metrik seperti *Mean Absolute Error (MAE)*, *Root Mean Square Error (RMSE)*, dan *R² Score*. Hasil evaluasi ini menunjukkan seberapa baik model dalam memprediksi data data baru

cara kerja tersebut, LG Boosting mampu menangkap pola yang kompleks dalam data historis, termasuk tren, musiman, dan variabel kategori seperti klasifikasi obat dari Analisis ABC. Dalam konteks penelitian ini, algoritma LG Boosting digunakan untuk memprediksi kebutuhan obat di masa mendatang kecepatan komputasi, kemampuan menangani dataset besar, serta akurasi prediksi berdasarkan data pemakaian sebelumnya.



Gambar 2.2 Flowchart LG Boosting

Tabel 2.3 Penjelasan flowchar LG Boostingt

Proses	Simbol	Penjelasan
Start		Titik awal proses prediksi kebutuhan obat
Input Data Obat		Data yang dimasukkan: nama obat, harga satuan, jumlah pemakaian 1 tahun
Pra-pemrosesan		Data dibersihkan, dinormalisasi, dan dipilih fitur penting
Bagi Data Training & Testing		Dataset dibagi 80% untuk training, 20% untuk testing
Training Model LGBBoost		Model Gradient Boosting Trees dilatih secara iteratif untuk memperbaiki error
Prediksi Kebutuhan Obat		Model menghasilkan perkiraan kebutuhan obat
Evaluasi Model Akurasi		Mengukur performa model dengan RMSE, MAE, dan R^2
Hasil Prediksi		Titik keputusan untuk menampilkan hasil prediksi
Finish		Hasil analisis dapat digunakan untuk perencanaan pengadaan dan pengendalian stok obat.

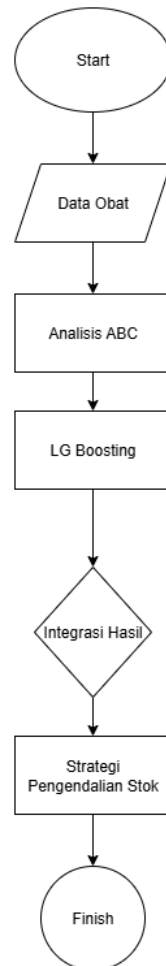
3. Integrasi Metode Analisis ABC dan LG Boosting dalam Manajemen Obat

Integrasi metode Analisis ABC dan LG Boosting dilakukan untuk menggabungkan kekuatan kedua pendekatan. Metode ABC memberikan kerangka kerja pengelompokan berdasarkan nilai konsumsi sehingga instalasi farmasi dapat menetapkan prioritas pengelolaan. Selanjutnya, LG Boosting digunakan untuk melakukan prediksi kebutuhan obat dalam tiap kategori, yang memungkinkan instalasi farmasi melakukan perencanaan pengadaan dan pengendalian stok dengan lebih akurat dan responsif terhadap perubahan permintaan (Yuditya Putri et al., 2022).

2.5.1 Cara Kerja Integrasi Metode Analisis ABC dan LG Boosting dalam Manajemen Obat

Integrasi metode Analisis ABC dan algoritma Light Gradient Boosting (LG Boosting) diawali dengan pengelompokan obat berdasarkan nilai konsumsi menggunakan Analisis ABC, sehingga setiap obat masuk ke kategori A, B, atau C sesuai tingkat prioritasnya. Hasil klasifikasi ini kemudian dijadikan salah satu input bagi model LG Boosting bersama dengan data historis pemakaian obat untuk memprediksi kebutuhan di periode berikutnya. Setelah model menghasilkan prediksi, hasilnya digabung dengan kategori ABC untuk menentukan strategi stok: obat kategori A diprediksi dengan tingkat presisi tinggi dan hanya diberi safety stock minimal, obat kategori B menggunakan buffer moderat untuk menjaga ketersediaan, sedangkan obat kategori C diberi buffer lebih besar guna mengantisipasi fluktuasi permintaan. Dengan integrasi ini, pengelolaan stok obat

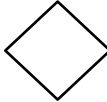
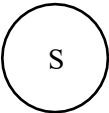
menjadi lebih efisien, akurat, dan mampu menekan risiko terjadinya kekurangan maupun kelebihan persediaan



Gambar 2.3 Flowchart Integrasi Kedua Metode

Tabel 2.4 Penjelasan Flowchart Integrasi Kedua Metode

Proses	Simbol	Penjelasan
Start		Titik awal proses integrasi sistem
Data Obat		Input data berupa nama obat, jumlah pemakaian, dan harga satuan

Analisis ABC		Menghitung nilai konsumsi, mengurutkan, lalu mengklasifikasikan obat ke kategori A, B, dan C
LG Boosting		Melatih model dengan data historis untuk memprediksi kebutuhan obat per kategori
Integrasi Hasil		Menggabungkan klasifikasi ABC dengan prediksi LG Boosting
Strategi Pengendalian Stok		- Kategori A: prediksi presisi, safety stock minimal - Kategori B: buffer moderat - Kategori C Buffer besar
Finish		Proses integrasi selesai, hasil bisa digunakan untuk perencanaan dan pengendalian stok obat

4. Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang bersifat interpretatif dan mudah dipahami, dikembangkan pertama kali oleh Guido van Rossum pada tahun 1991. Bahasa ini dirancang dengan sintaks yang sederhana dan jelas, menyerupai bahasa Inggris, sehingga memudahkan pemula maupun profesional dalam menulis dan membaca kode. Python mendukung berbagai paradigma pemrograman, termasuk berorientasi objek, prosedural, dan fungsional, serta dapat dijalankan secara langsung tanpa perlu proses kompilasi terlebih dahulu karena bersifat interpreted.

Keunggulan Python terletak pada fleksibilitas dan ekosistem pustaka (library) yang sangat luas, seperti Pandas, NumPy, dan Scikit-Learn, yang memungkinkan pengolahan data, analisis statistik, hingga pengembangan model machine learning secara efisien. Dengan library tersebut, data konsumsi obat dapat diolah secara efisien, mulai dari tahap pembersihan data, eksplorasi pola penggunaan, hingga pembuatan model prediksi kebutuhan obat. Bahasa ini banyak digunakan dalam berbagai bidang, termasuk pengembangan aplikasi, otomatisasi tugas, analisis data, kecerdasan buatan, dan pengolahan bahasa alami, termasuk dalam perencanaan dan pengendalian obat di instalasi farmasi.

Dalam penerapan analisis ABC, Python digunakan untuk mengurutkan data penggunaan dan nilai investasi obat, menghitung persentase kumulatif, serta mengelompokkan obat ke dalam kategori A, B, dan C secara otomatis menggunakan script sederhana. Proses ini meminimalkan risiko kesalahan manual dan mempercepat analisis, sehingga pengambilan keputusan terkait prioritas pengadaan obat menjadi lebih akurat dan efisien (Pertiwi et al., 2016)

Python juga sangat efektif digunakan untuk membangun model prediksi kebutuhan obat berbasis machine learning, seperti LG Boosting (Light Gradient Boosting) dan XGBoost. Library seperti Scikit-Learn dan XGBoost memungkinkan pengembangan model prediksi yang dapat memproses data time series konsumsi obat, sehingga prediksi kebutuhan obat menjadi lebih presisi dan adaptif terhadap pola permintaan yang dinamis.(Kinsy Suwardi, n.d.)

5. Google Colab

Google Colaboratory atau Google Colab adalah platform berbasis cloud computing yang disediakan oleh Google untuk menulis dan menjalankan kode Python secara interaktif tanpa perlu instalasi perangkat lunak di komputer lokal. Google Colab menggunakan lingkungan Jupyter Notebook yang memungkinkan penggabungan kode, teks, gambar, dan hasil analisis dalam satu dokumen yang mudah dibagikan dan dikolaborasikan secara real-time. Platform ini sangat populer di kalangan ilmuwan data, peneliti, dan pengembang karena menyediakan akses gratis ke sumber daya komputasi seperti GPU dan TPU, yang sangat membantu dalam pelatihan model machine learning dan analisis data berskala besar.(Andarsyah & Yanuar, 2024)

Beberapa fitur utama Google Colab meliputi kemudahan penggunaan langsung di browser, integrasi dengan Google Drive untuk penyimpanan data dan notebook, dukungan pustaka Python populer seperti NumPy, Pandas, TensorFlow, dan PyTorch, serta kemampuan kolaborasi tim secara real-time mirip dengan Google Docs. Dengan akses gratis ke GPU dan TPU, Google Colab memungkinkan percepatan proses komputasi yang intensif tanpa perlu investasi perangkat keras mahal. Hal ini menjadikan Google Colab alat yang sangat efektif

untuk eksperimen, pengembangan model prediktif, dan analisis data dalam berbagai bidang, termasuk perencanaan dan pengendalian obat di instalasi farmasi (Soen et al., 2022)

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini termasuk dalam kategori kuantitatif terapan dengan pendekatan deskriptif dan prediktif, yang bertujuan untuk meningkatkan efektivitas pengelolaan persediaan obat melalui proses klasifikasi serta peramalan kebutuhan obat. Metodologi yang digunakan memadukan Analisis ABC dan algoritma Light Gradient Boosting Machine (LG Boosting). Sebagai tahap awal, dilakukan Exploratory Data Analysis (EDA) untuk mendapatkan pemahaman mendalam mengenai struktur dan pola data sebelum proses pemodelan dilaksanakan.

3.2 Lokasi dan Waktu Penelitian

Dalam subbab ini penulis merincikan tempat serta waktu dilaksanakannya penelitian yang akan dilaksanakan. Penelitian alat ini akan dilakukan di RS Haji MedanI dalam jangka waktu (kurang lebih 6 bulan), mulai dari Januari s/d Juni 2025. Waktu penelitian bertujuan untuk mengetahui batasan waktu yang direncanakan dari awal identifikasi masalah hingga penyelesaian pembuatan aplikasi.

Tabel 3.1 Waktu Penelitian

N o.	Keterangan	Jan	Feb	Maret	April	Mei	Jun
1.	Pengajuan Judul						
2.	Studi Literatur						
3.	Pengumpulan Data						

4.	Analisis Data						
5.	Perancangan Sistem						
6.	Penerapan						

3.3 Kebutuhan Sistem

Kebutuhan-kebutuhan yang diperlukan untuk membangun aplikasi dalam penelitian ini terbagi menjadi dua yaitu, perangkat keras dan perangkat lunak.

3.3.1 Perangkat Keras

Keras yang dibutuhkan dalam pembuatan sistem pada penelitian ini adalah komputer/laptop dengan spesifikasi sebagai berikut.

1. Laptop prosessor Intel Core i5, up to 2.6 GHz.
2. Laptop dengan Ram 4 Gb dan HDD 1 TB

3.3.2 Perangkat Lunak

Beberapa perangkat lunak yang dibutuhkan dan digunakan dalam pembuatan aplikasi pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Sistem operasi Windows 11
2. Bahasa pemrograman Phyton
3. Google Colab
4. Draw Io
5. Excel

3.4 Sumber dan Jenis Data

Jenis datanya adalah Data skuender penggunaan obat yang diperoleh dari sistem informasi farmasi Rumah Sakit Haji medan meliputi nama obat, jumlah penggunaan per bulan , harga satuan. Data ini akan digunakan untuk analisis ABC dan pelatihan model LG Boosting. Observasi yaitu teknik pengumpulan data

dengan penelitian dan peninjauan langsung ke masalah, dalam hal ini observasi dilakukan dengan cara mengambil langsung ke rumah sakit dan mengambil data sentimen yang akan diteliti.

3.5 Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data historis penggunaan obat dikumpulkan dari sistem informasi Instalasi Farmasi. Data yang dikumpulkan meliputi:

- 1) Nama obat
- 2) Jumlah penggunaan per periode (misalnya bulanan)
- 3) Harga satuan obat
- 4) Data ini biasanya berupa file digital (Excel, CSV).

3.6 Pra-pemrosesan Data (Data Preprocessing)

Pra-pemrosesan data adalah tahapan krusial untuk memastikan data Anda bersih, konsisten, dan siap untuk analisis ABC serta algoritma LG Boosting. Dengan data mentah yang mencakup nama obat, pemakaian per tahun, dan harga satuan, kita perlu memastikan kualitasnya sebelum masuk ke tahap pemodelan. Alasan-alasan ini tetap berlaku dan bahkan menjadi lebih penting dengan detail dataset Anda:

3.6.1. Pembersihan Data

- a. Menghapus data duplikat: Pastikan tidak ada data transaksi yang tercatat lebih dari sekali.
- b. Mengisi nilai kosong (missing values):
 - 1) Jika data penggunaan obat pada periode tertentu kosong, dapat diisi dengan interpolasi rata-rata penggunaan bulan sebelumnya dan sesudahnya atau menggunakan metode imputasi lain.

2) Jika data harga satuan kosong, dapat diisi dengan harga rata-rata obat tersebut dari periode lain.

c. Menghapus data outlier:

1) Gunakan metode statistik seperti IQR (Interquartile Range) untuk mendeteksi nilai yang sangat ekstrem yang tidak wajar (misal penggunaan obat yang tiba-tiba sangat tinggi tanpa sebab).

2) Outlier dapat dikoreksi atau dihapus agar tidak mempengaruhi hasil analisis.

3.6.2. Exploratory Data Analysis (EDA)

Exploratory Data Analysis (EDA) merupakan tahap awal yang sangat penting dalam proses analisis data penggunaan obat di Instalasi Farmasi. EDA bertujuan untuk memahami karakteristik, pola, dan distribusi data historis penggunaan obat selama periode tertentu sebelum dilakukan pemodelan prediksi kebutuhan obat menggunakan metode Analisis ABC dan algoritma Light Gradient Boosting (LG Boosting). Melalui EDA, dapat diidentifikasi pola musiman, tren penggunaan, serta anomali seperti outlier dan missing values yang berpotensi memengaruhi akurasi prediksi. Dengan demikian, EDA menjadi fondasi untuk memastikan data yang digunakan bersih, valid, dan fitur yang dipilih relevan sehingga model prediksi dapat bekerja secara optimal.

Dalam pelaksanaan EDA, dilakukan analisis statistik deskriptif untuk melihat rata-rata, median, standar deviasi, serta rentang penggunaan obat per bulan. Visualisasi data seperti histogram, boxplot, dan heatmap korelasi digunakan untuk mengamati distribusi data dan hubungan antar variabel, termasuk fitur lag penggunaan bulan sebelumnya dan kategori ABC obat. Selain itu, analisis pola musiman dan tren juga dilakukan untuk memahami fluktuasi

kebutuhan obat yang dipengaruhi oleh faktor waktu dan kondisi khusus seperti hari libur. Hasil EDA ini menjadi dasar dalam pemilihan fitur dan teknik pemodelan LG Boosting yang digunakan untuk memprediksi kebutuhan obat secara akurat, sekaligus membantu dalam perencanaan dan pengendalian stok obat di Instalasi Farmasi.



	Nama Obat	Harga Satuan	Jumlah Terjual
0	Paracetamol	1000	5000
1	Amoxicillin	2000	3000
2	Vitamin C	500	10000
3	Ibuprofen	1500	2000
4	Omeprazole	3000	1500

Gambar 3.1 Data Dummy obat

Gambar diatas merupakan data dummy yang akan di olah mengnakan analisis abc

Gambar 3.2 fitur X



```

Fitur (x):
  Harga Satuan  Jumlah Terjual
0          1000           5000
1          2000           3000
2           500          10000
3          1500           2000
4          3000           1500

Target (y):
0  Paracetamol
1  Amoxicillin
2   Vitamin C
3   Ibuprofen
4  Omeprazole
Name: Nama Obat, dtype: object
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
  Harga Satuan  Jumlah Terjual
0          1000           5000
1          2000           3000
2           500          10000
3          1500           2000
4          3000           1500

```

Gambar tersebut menunjukkan proses pemisahan data menjadi dua bagian, yaitu:

1. Fitur (x)

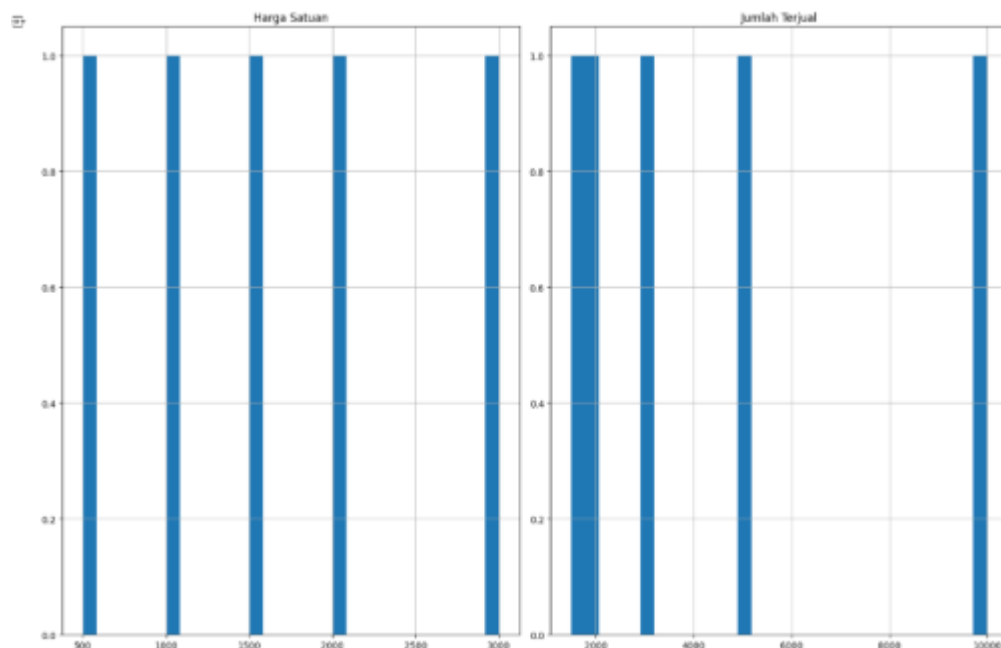
Bagian ini berisi data numerik yang akan digunakan sebagai input model, yaitu:

a) Harga Satuan: harga per unit dari masing-masing obat

b) Jumlah terjual : total unit obat yang terjual

2. Target (y)

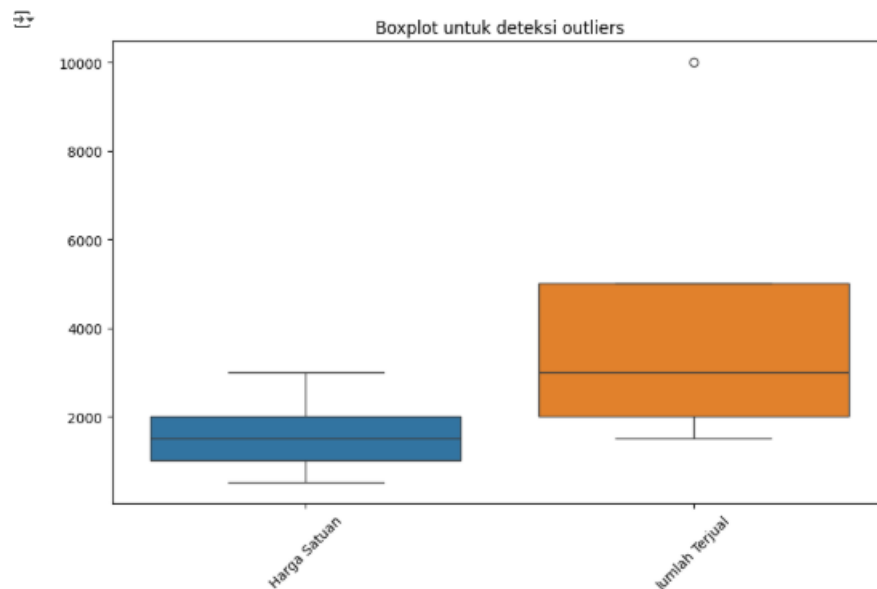
Bagian ini berisi Nama Obat, yaitu label atau kategori yang menjadi target prediksi, seperti: Paracetamol, Amoxicillin, Vitamin C, Ibuprofen, dan Omeprazole Dengan kata lain, data ini sedang disiapkan untuk proses machine learning atau analisis prediktif, di mana sistem akan mencoba mempelajari hubungan antara fitur (harga dan jumlah terjual) dengan target (nama obat). Pemisahan ini umum dilakukan dalam analisis data menggunakan pustaka Pandas di Python.



Gambar 3.4 Fitur X Setelah Dinormalisasi

Gambar tersebut menampilkan visualisasi hasil normalisasi data pada dua variabel, yaitu Harga Satuan dan Jumlah Terjual. Normalisasi ini dilakukan untuk mengubah skala data ke dalam rentang 0 hingga 1, agar lebih seimbang dan sesuai digunakan dalam proses analisis atau pemodelan. Grafik sebelah kiri menunjukkan data Harga Satuan yang telah dinormalisasi, di mana seluruh nilai

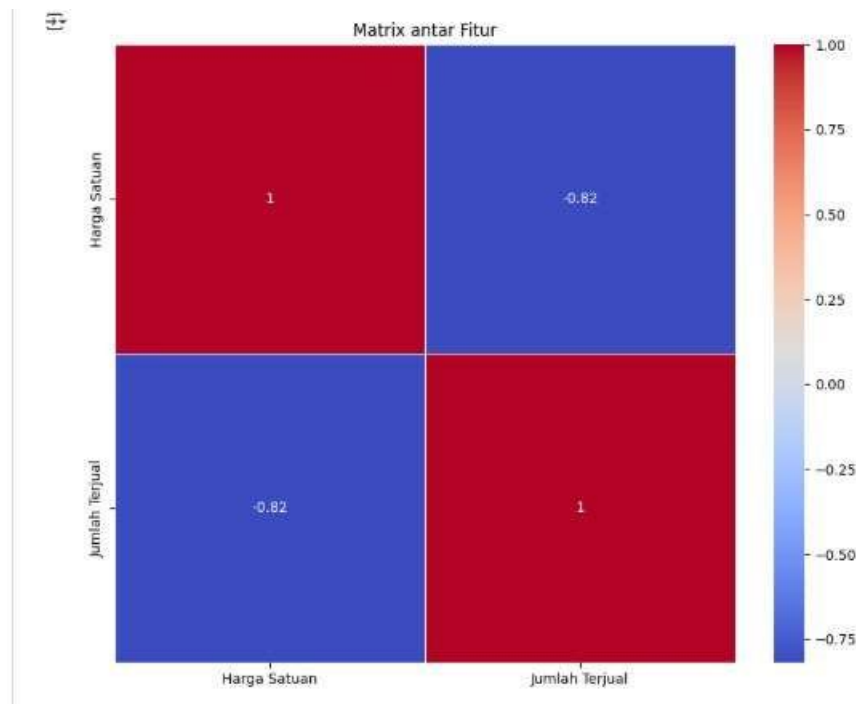
berada di posisi atas (nilai 1), menandakan bahwa skala harga sudah disesuaikan secara seragam. Grafik di sebelah kanan menampilkan hasil normalisasi untuk Jumlah Terjual, dan hasilnya juga menunjukkan seluruh nilai berada pada posisi maksimum (1), artinya proses normalisasi berjalan konsisten. Secara keseluruhan, grafik ini memperlihatkan bahwa kedua fitur telah dinormalisasi dengan benar dan siap untuk digunakan dalam analisis data lebih lanjut atau pelatihan model machine learning, yang membutuhkan skala data yang seragam untuk hasil yang optimal.



Gambar 3.5 Outliers

Gambar boxplot di atas digunakan sebagai alat analisis untuk mendeteksi keberadaan outlier dalam data penjualan. Pada variabel Harga Satuan, data terdistribusi secara merata tanpa adanya penyimpangan ekstrem. Sebaliknya, pada variabel Jumlah Terjual, ditemukan satu nilai yang jauh melebihi batas atas, yang menunjukkan adanya data penjualan dengan jumlah sangat tinggi dibandingkan dengan data lainnya. Nilai ekstrem ini perlu dikaji lebih dalam karena dapat

berasal dari kejadian luar biasa, kesalahan pencatatan data, atau bahkan potensi pasar yang menjanjikan.



Gambar 3.6 Martix

Gambar menunjukkan hubungan korelasi antara dua fitur utama. Nilai korelasi antara Harga Satuan dan Jumlah Terjual adalah -0,82, yang menandakan adanya hubungan negatif yang kuat. Artinya, ketika Harga Satuan meningkat, Jumlah Terjual cenderung menurun, dan sebaliknya. Nilai -0,82 mendekati -1, yang menunjukkan bahwa hubungan tersebut sangat signifikan secara statistik. Korelasi ini penting untuk dipertimbangkan dalam pengambilan keputusan harga, karena perubahan harga memiliki pengaruh besar terhadap volume penjualan.

3.6.3. Klasifikasi Obat Menggunakan Analisis ABC

Setelah tahap EDA, dilakukan pengelompokan obat berdasarkan nilai konsumsi totalnya menggunakan metode Analisis ABC.

1. Penghitungan nilai konsumsi per obat, hitung nilai konsumsi dengan rumus:

$$\text{Nilai (Rp)} = \text{Jumlah obat perbulan} \times \text{harga satuan obat}$$

Tabel 3.2 Perhitungan Nilai Konsumsi Per Obat

No	Nama Obat	Harga Satuan (Rp)	Jumlah Terjual	Nilai Konsumsi (Rp)
1	Amoxicillin	2.000	3.000	6.000.000
2	Paracetamol	1.000	5.000	5.000.000
3	Vitamin C	500	10.000	5.000.000
4	Omeprazole	3.000	1.500	4.500.000

2. Pengurutan data: Urutkan obat berdasarkan nilai konsumsi dari yang terbesar ke terkecil.

Tabel 3.3 Hasil Urutan

No	Nama Obat	Nilai Konsumsi (Rp)
1	Amoxicillin	6.000.000
2	Paracetamol	5.000.000
3	Vitamin C	5.000.000
4	Omeprazole	4.500.000
5	Ibuprofen	3.000.000

3. Penghitungan persentase kebutuhan dana: Hitung persentase kebutuhan dana setiap obat terhadap total nilai konsumsi semua obat:

$$\text{Persentase} = \frac{\text{Nilai (Rp)}}{\text{Total Nilai (Rp)}} \times 100\%$$

Total Nilai Konsumsi:

$$6.000.000 + 5.000.000 + 5.000.000 + 4.500.000 + 3.000.000 = \text{Rp } 23.500.000$$

Tabel 3.4 Presentase Kebutuhan Data

Nama Obat	Nilai Konsumsi	Persentase (%)
Amoxicillin	6.000.000	$(6.000.000 / 23.500.000) \times 100 = 25,53\%$
Paracetamol	5.000.000	$(5.000.000 / 23.500.000) \times 100 = 21,28\%$
Vitamin C	5.000.000	$(5.000.000 / 23.500.000) \times 100 = 21,28\%$
Omeprazole	4.500.000	$(4.500.000 / 23.500.000) \times 100 = 19,15\%$
Ibuprofen	3.000.000	$(3.000.000 / 23.500.000) \times 100 = 12,77\%$

4. Penghitungan persentase kumulatif: Hitung akumulasi persentase kebutuhan dana secara berurutan untuk menentukan kategori ABC.

$$\% \text{kumulatif} = \% \text{kumulatif obat sebelumnya} + \% \text{obat setelahnya}$$

Tabel 3.5 Perhitungan Presentasi Kumulatif

No	Nama Obat	Persentase (%)	% Kumulatif	Kategori
1	Amoxicillin	25,53%	25,53%	A
2	Paracetamol	21,28%	46,81%	A
3	Vitamin C	21,28%	68,09%	A
4	Omeprazole	19,15%	87,23%	B
5	Ibuprofen	12,77%	100,00%	C

5. Klasifikasi Obat Berdasarkan Analisis ABC, berdasarkan persentase kumulatif:

1. Kategori A (0-70%)

→ *Amoxicillin, Paracetamol, Vitamin C*

Obat prioritas tinggi – dikendalikan ketat karena kontribusi besar terhadap nilai konsumsi.

2. Kategori B (71-90%)

→ *Omeprazole*

Obat prioritas sedang – pemantauan dan stok moderat.

3. Kategori C (91-100)

→ *Ibuprofen*

Obat prioritas rendah – bisa dikelola dengan fleksibel.

Kategori ini menjadi fitur penting untuk model prediksi LG Boosting.

Interpretasi:

Kategori A: obat bernilai tinggi, stok harus di prediksi dengan presisi tinggi

Kategori C: obat bernilai rendah, boleh menggunakan buffer stock (stok berlebih)

3.6.4. Model LG Boosting

pelatihan model LG Boosting dilakukan dengan tujuan memprediksi kebutuhan obat secara akurat berdasarkan data historis penggunaan obat dan fitur pendukung lainnya. Proses pelatihan dimulai dengan persiapan data yang telah melalui tahap pra-pemrosesan, di mana data tersebut sudah bersih, lengkap, dan memiliki fitur-fitur penting seperti jumlah penggunaan obat per bulan, kategori ABC.

Model prediksi LightGBM secara matematis Model prediksi dalam konteks penelitian ini menggunakan algoritma Light Gradient Boosting Machine (LG Boosting) untuk memprediksi kebutuhan obat per bulan. LG Boosting bekerja dengan membangun serangkaian pohon keputusan secara berurutan, di mana setiap pohon berusaha memperbaiki kesalahan prediksi yang dibuat oleh pohon sebelumnya.

Penjelasan Komponen Rumus LG Boosting Berikut Rumusnya

$$\hat{y}_i^{(t)} = \hat{y}_i^{(t-1)} + n \cdot f_t(\mathbf{x}_i)$$

Dimana:

$\hat{y}_i^{(t)}$ = prediksi untuk data ke-i pada iterasi ke -t

$\hat{y}_l^{(t-1)}$ = prediksi pada iterasi sebelumnya

n = learning rate (kecepatan pembelajaran, biasayan kecil, missal 0.05-0.1)

f_t = pohon keputusan (weak learner) yang digabungkan pada iterasi ke-t

x_i = fitur input (lag,kategori abc,dll)

Simulasi perhitungan LG Boosting

Kita asumsikan dataset kecil dari hasil analisis ABC sebelumnya sebagai fitur input. Kita ingin memprediksi jumlah penjualan obat y, menggunakan fitur:

1. kategori_ABC (A=2, B=1, C=0)
2. harga_satuan
3. jumlah_terjual

Tabel 3.6 Data Training

Obat	Harga Satuan	Jumlah Terjual	Kategori ABC	y (Actual)
Amoxicillin	2000	3000	2	3000
Omeprazole	3000	1500	1	1500
Ibuprofen	1500	2000	0	2000

1. Inisialisasi (base score)

$$\hat{y}^{(0)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i = \frac{300+1500+2000}{3} = \frac{6500}{3} = 2166,6666667$$

2. Hitung Gradien dan Hessien awal (L2 loss)

Untuk L2 loss: $gi^{(1)} = \hat{y}^{(0)} - yi$, $hi^{(1)} = 1$

Hitung tiap Baris

Amoxcicilin:

$$g_1 = 2166.6666667 - 3000 = -833.3333333$$

$$h_1 = 1$$

Omeprazole:

$$g_2 = 2166.6666667 - 1500 = 666.6666667$$

$$h_2 = 1$$

Ibuprofen:

$$g_3 = 2166.66666667 - 2000 = 166.6666667$$

$$h_3 = 1$$

$$\text{Cek } \sum g_i = -833.3333 + 666.6667 + 166.6667 = 0$$

3. Rumus nilai daun

Kasus A

Kalau seluruh data (12 bulan) jatuh ke satu daun j:

$$w_j^* = - \frac{\sum g_i}{\sum h_i + \lambda}$$

Ambil $\lambda = 0$ dulu biar sederhana:

$$\sum_{i=1}^{12} g_i = \sum_{i=1}^{12} (\hat{y}^{(0)} - y_i) = 0$$

$$\hat{y}^{(1)} = \hat{y}^{(0)} + \eta w^* = \hat{y}^{(0)} = 2166.6667$$

4. Partisi sederhana (misalnya pohon pisah antara bulan 9 vs bulan lain)

Leaf A: Amoxicillin (hanya item 1)

Leaf B: Omeprazole + Ibuprofen (item 2 & 3)

Bobot leaf A amoxicicilin

$$w_A^* = - \frac{\sum g_i}{\sum h_i + \lambda} = \frac{g_1}{1 + 0} = -(-833.333333) = 833.3333$$

$$\text{Dengan } \lambda = 0: w_{\text{bulan9}}^* = -(-795,681.25) = 795,681.25$$

Bobot Leaf B (omeprazole +ibuprofen)

$$\sum_{1b} g_i = g_2 + g_3 = 666.6666667 + 166.6666667 = 833.3333334$$

$$w_B^* = -\frac{833.333333334}{2+0} = -416.66666667$$

5. Update prediksi :

Untuk Amoxicillin (leaf A)

$$\hat{y}^{(1)} = \hat{y}^{(0)} + \eta w_A^* = 2166.6666667 + 833.33333333 = 3000.000000$$

Untuk Omeprazole dan Ibuprofen (leaf B):

$$\hat{y}^{(1)} = \hat{y}^{(0)} + \eta w_A^* = 2166.6666667 + 416.6666667 = 1750.000000$$

6. Hasil

Amoxcicilin $\hat{y}^{(1)} = 3000.000000$

Omeprazole dan Ibuprofen $\hat{y}^{(1)} = 1750.000000$

Tabel 3.8 Pengumpulan dan Pra-pemrosesan Data

No	Tahap	Penjelasan
1	Variable Input	Data historis: Kumpulkan data penggunaan obat Dari Instalasi Farmasi selama priode satu tahun per bulan data mencakup - Nama Obat - Jumlah Obat yang digunakan - Stok Obat perulan - Kategori ABC
2	Pembersihan Data	- Duplikasi Data - Identifikasi dan tangani nilai-nilai yang hilang (missal interpolasi,rata-rata,penghapusan baris) - Deteksi dan tangani outlier (nilai yan ekstrim) yang mungkin mengganggu model - Atasi Duplikasi Data
3	Pembagian	Memisahkan data menjadi Set pelatihan (training set) 80% dan set pengujian (testing set) 20% untuk melatih

	Data	dan mengevaluasi kinerja model secara objektif. Gunakan teknik cross-validation (misal 10-fold) untuk validasi model yang lebih stabil. Mencegah model overfitting dan memastikan generalisasi. Data Januari–Oktober untuk training, November–Desember untuk testing.
3	Inisialisasi Model LG Boosting	Tujuannya mengatur parameter utama LG Boosting: - n_estimators (jumlah pohon keputusan) antara 100 hingga 200, - learning rate (kecepatan pembelajaran), antara 0.05 sampai 0.1 - num_leaves(biasanya $\leq 2^{\text{max_depth}}$). - max_depth (kedalaman maksimum pohon), antara max_depth = 5. - min_child_samples : jumlah data minimum di daun
4	Pelatihan Model	Tujuannya melatih model LG Boosting untuk belajar dari pola dalam data historis Hitung Residual (Error) Hitung selisih antara prediksi model saat ini dengan nilai aktual (residual). Residual ini menjadi fokus model berikutnya untuk diperbaiki.
5	Prediksi	Tujuannya menggunakan model yang sudah dilatih untuk membuat prediksi kebutuhan obat di masa depan - setelah model dilatih, gunakan test set (atau data baru di masa depan) sebagai input untuk mendapatkan prediksi - pastikan fitur-fitur yang di gunkan untuk prediksi (misalnya pengguna bulan lalu, sama formatnya dengan fitur yang digunaka saat pelatihan.
6	Evaluasi Akurasi Model	Tujuannya untuk mengatur seberapa baik kinerja model dalam memprediksi kebtuhan obat secara akurat. Gunakan metrik

		a. Root Mean Square Error (RMSE): Akar kuadrat dari rata-rata kuadrat perbedaan antara prediksi dan nilai aktual. Memberikan bobot lebih besar pada kesalahan besar. b. Mean Absolute Error (MAE): Rata-rata dari nilai absolut perbedaan antara prediksi dan nilai aktual. Mudah diinterpretasikan., c. R² Score (Koefisien Determinasi): Mengukur proporsi varians dalam variabel dependen yang dapat diprediksi dari variabel independen. Nilai mendekati 1 menunjukkan model yang sangat baik. untuk regresi, atau akurasi d. AUC untuk klasifikasi
7	Implementasi dan Integrasi	Tujuan: Menggunakan model LG Boosting yang sudah optimal dalam sistem perencanaan dan pengendalian obat. Integrasikan hasil prediksi LG Boosting dengan klasifikasi ABC. Misalnya, obat kategori A (vital dan mahal) mungkin memerlukan prediksi yang lebih akurat dan <i>buffer</i> stok yang lebih kecil, sedangkan obat kategori C (kurang vital, murah) bisa memiliki <i>buffer</i> stok yang lebih besar.

3.6.5. Evaluasi Akurasi model Dan Efektivitas Stock

1. Evaluasi akurasi model

Pada penelitian ini, model Light Gradient Boosting dikembangkan untuk melakukan prediksi regresi. Oleh karena itu, kinerjanya diukur menggunakan tiga indikator evaluasi yang umum digunakan dalam model regresi, yaitu:

- 1) Mean Absolute Error (MAE) Metric ini menghitung rata-rata kesalahan absolut antara nilai actual dengan nilai prediksi. Makin kecil nilai MAE, maka performa model makin baik. Adapun rumus MAE

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Penjelasan:

y_i = nilai aktual (true value), yaitu nilai efektivitas atau dosis obat yang sebenarnya.

$\hat{y}_i$ = nilai prediksi dari model (predicted value).

n = jumlah total data

$|y_i - \hat{y}_i|$ = selisih absolut antara nilai aktual dan prediksi.

- 2) Root Mean Square Error (RMSE) metric ini menghitung akar dari rata-rata kuadrat selisih antara hasil prediksi dan nilai sebenarnya. RMSE lebih sensitive terhadap kesalahan ekstrem dibanding MAE. Berikut rumus RMSE

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Penjelasan:

Penjelasan symbol sama seperti di MAE

$(y_i - \hat{y}_i)^2$ = kuadrat dari selisih antara nilai aktual dan prediksi

Langkah Perhitungan

3) Koefisien Determinasi (R^2 Score) mengukur seberapa besar proporsi varians dari data target yang bias dijelaskan oleh model. Nilai R^2 yang semakin mendekati 1 menunjukkan bahwa prediksi model semakin akurat. Berikut rumus R^2 :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

Penjelasan:

y_i = nilai aktual

$\hat{y}$ = nilai prediksi

$\bar{y}$ = nilai rata-rata dari semua y_i

Pembilang = jumlah kuadrat kesalahan prediksi (SSE – Sum of Squared Errors)

Penyebut = jumlah kuadrat total variasi dari nilai aktual (SST – Total Sum of Squares)

R^2 menunjukkan seberapa besar proporsi variansi dari nilai aktual yang bisa dijelaskan oleh model.

Jika $R^2 = 1$ berarti model sangat akurat (100% variansi bisa dijelaskan).

Jika $R^2 = 0$, model sama buruknya dengan tebakan rata-rata.

Jika $R^2 < 0$, model lebih buruk dari prediksi acak.

3.6.6. Integrasi Hasil ABC Dan Prediksi LG Boosting

Hasil klasifikasi ABC dan prediksi LG Boosting digabungkan untuk pengendalian pengelolaan stok obat:

1. Obat kategori A Prediksi kebutuhan harus sangat akurat, pengendalian ketat, safety stock minimal, dan pemantauan real-time.

2. Obat kategori B Pengendalian sedang, prediksi tetap digunakan dengan toleransi buffer stock lebih besar.
3. Obat kategori C Pengendalian sederhana, prediksi agregat, buffer stock lebih besar untuk mengantisipasi fluktuasi permintaan.

Rekomendasi perencanaan stok diperoleh dengan menggabungkan hasil prediksi LG Boosting dan klasifikasi ABC, sehingga setiap kategori mendapatkan perlakuan sesuai tingkat kritikalitas dan nilai ekonomisnya.

3.6.7. Contoh hasil klasifikasi dan prediksi kebutuhan obat

Berikut contoh data dummy Hasil klasifikasi ABC dan prediksi LG Boosting digabungkan untuk menentukan strategi pengelolaan stok yang sesuai dengan karakteristik tiap kategori obat. Obat kategori A mendapat pengendalian ketat dengan safety stock minimal, kategori B dikendalikan secara moderat, dan kategori C dengan pengendalian lebih longgar serta buffer stock lebih besar untuk mengantisipasi fluktuasi permintaan.

Tabel 3.3 Contoh Data Setelah Diolah

No	Nama Obat	Harga Satuan	Jumlah Terjual	Kategori ABC	Aktual (y_i)	Prediksi ($\hat{y}_i$)
1	Amoxicillin	2.000	3.000	A (2)	3.000	3000.0000
2	Omeprazole	3.000	1.500	B (1)	1.500	1750.0000
3	Ibuprofen	1.500	2.000	B (1)	2.000	1750.0000

Penjelasan:

Prediksi kebutuhan obat per bulan dihitung menggunakan model LG Boosting yang mengintegrasikan data historis penggunaan, /dan kategori ABC sebagai fitur input. Model ini memberikan estimasi jumlah unit obat yang dibutuhkan untuk periode mendatang dengan akurasi tinggi Pengelolaan stok disesuaikan dengan kategori ABC:

- a. Obat kategori A diawasi ketat dengan safety stock minimal dan pemantauan real-time agar tidak terjadi kehabisan stok.
- b. Obat kategori B dikendalikan secara moderat dengan buffer stock yang lebih longgar.
- c. Obat kategori C dikelola dengan pengendalian sederhana dan buffer stock lebih besar untuk mengantisipasi fluktuasi permintaan.

Manfaat Integrasi Analisis ABC dan LG Boosting

- a. Memastikan ketersediaan obat penting secara optimal tanpa pemborosan biaya penyimpanan.
- b. Meningkatkan akurasi perencanaan kebutuhan obat sehingga mengurangi risiko stock-out dan overstock.
- c. Memudahkan pengambilan keputusan dalam pengadaan dan pengelolaan stok obat di fasilitas kesehatan.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Data

Penelitian ini menganalisis perencanaan dan pengendalian stok obat di instalasi farmasi dengan menggunakan metode Analisis ABC untuk mengelompokkan obat berdasarkan nilai konsumsi, serta algoritma Light Gradient Boosting (LG Boosting) untuk memprediksi kebutuhan obat secara akurat. Hasilnya, kombinasi kedua metode ini efektif meningkatkan efisiensi pengelolaan stok, mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan obat, dan mendukung ketersediaan obat yang berkelanjutan di rumah sakit. Prediksi LG Boosting memberikan estimasi kebutuhan obat dengan akurasi tinggi, sedangkan Analisis ABC membantu menentukan prioritas pengendalian stok berdasarkan nilai ekonomis obat. Proses analisis dan pelatihan model dilakukan menggunakan platform Google Colab yang memanfaatkan bahasa pemrograman Python dan pustaka data science, sehingga mendukung analisis data yang efektif serta pemantauan stok obat secara real-time. Dengan pendekatan ini, manajemen persediaan obat menjadi lebih tanggap terhadap perubahan permintaan dan kondisi kesehatan masyarakat, yang pada akhirnya dapat meningkatkan mutu pelayanan kesehatan

4.2 Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data merupakan tahap fundamental sebelum melakukan pelatihan model Light Gradient Boosting (LG Boosting). Proses pra-pemrosesan dilakukan secara menyeluruh untuk menjamin kualitas data sehingga model dapat membuat prediksi kebutuhan obat dengan akurat. Proses ini meliputi pembersihan data dari nilai yang hilang, penghapusan data duplikat, deteksi dan penanganan

outlier menggunakan metode statistik seperti Interquartile Range (IQR). Selain itu, dilakukan normalisasi fitur numerik seperti jumlah penjualan dan harga satuan agar data memiliki skala seragam antara 0 hingga 1, yang membantu meningkatkan performa dan akurasi model. Data yang sudah bersih dan terstruktur kemudian dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian untuk evaluasi yang valid. Dengan pra-pemrosesan yang tepat, model LG Boosting dapat mempelajari pola data lebih baik sehingga menghasilkan prediksi kebutuhan obat yang lebih akurat dan dapat diandalkan.

Tabel 4.1 Perbandingan Data Fitur Sebelum dan Setelah Normalisasi)

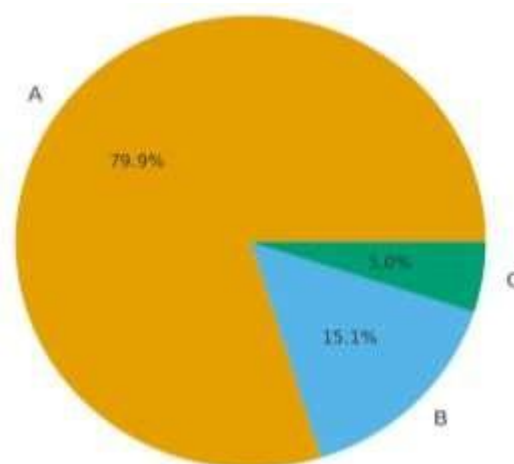
No	Nama Obat	Jumlah Obat (Sebelum)	Harga Obat (Sebelum)	Jumlah Obat (Setelah Normalisasi)	Harga Obat (Setelah Normalisasi)
1	Zinc Tablet DINKES	12.200	948.285	0,0017	0,4168
2	NaCl 0,9 500 ml	336.392	6.908,60	0,0470	0,8195
3	Ceftriaxone 1 Gr	330.856	6.584,58	0,0462	0,7806
4	Seroquel XR 300	67.400	25.341,11	0,0094	1,0000
5	Ringer Lactat	221.212	7.656,31	0,0309	0,9455

Visualisasi distribusi data sebelum dan sesudah normalisasi memperlihatkan sebaran data yang lebih merata, sehingga model LG Boosting dapat mengoptimalkan proses belajar dan prediksi kebutuhan obat menjadi lebih akurat.

4.3 Klasifikasi Stok Obat dengan Analisis ABC

Berdasarkan data tahunan konsumsi obat dari Instalasi Farmasi RS Haji Medan, dilakukan proses analisis ABC untuk mengelompokkan obat berdasarkan nilai konsumsi tahunannya. Hasil analisis menunjukkan bahwa:

1. Kategori A terdiri dari 68 item (obat), yang secara kumulatif menyerap sekitar 70% dari total nilai pembelian obat (nilai konsumsi terbesar).
2. Kategori B terdiri dari 138 item, dengan kontribusi antara 71-90% dari total nilai pembelian obat.
3. Kategori C terdiri dari 438 item, yang berkontribusi sekitar 91-100% dari nilai konsumsi tahunan namun jumlah itemnya paling banyak.



Gambar 4.1 Diagram Hasil

Tabel di bawah ini menampilkan beberapa hasil klasifikasi:

Tabel 4.2 Hasil Analisis ABC

No	Nama Obat	Qty Tahun	Harga Satuan (Rp)	Nilai Tahunan (Rp)	Perse ntase Nilai (%)	Perse ntase Kumu latif (%)
1	Zinc Tablet DINKES	12.200	948.285	11.569.077.000	15.48	A
2	NaCl 0,9 500 ml	336.392	6.908,6	2.323.997.771	3.11	A
3	Ceftriaxone 1 Gr	330.856	6.584,58	2.178.547.800	2.91	A
4	Seroquel XR 300/Soroquin XR 300	67.400	25.341,11	1.707.990.814	2.28	A
5	Ringer Lactat / Ringer Asetat	221.212	7.656,31	1.693.667.647	2.27	A
6	Captopril 12,5 mg DINKES	4.800	261.839,62	1.256.830.176	1.68	A
7	Omeprazole 40 mg Injeksi	176.576	6.615,74	1.168.180.906	1.56	A
8	Renogen Injeksi	12.640	83.374,9	1.053.858.736	1.41	A
9	Antasida DOEN Tablet DINKES	4.940	212.500	1.049.750.000	1.40	A
10	Aminofluid 500 ml/Bfluid/Intrafluid/Pan Amin	10.780	96.999,23	1.045.651.699	1.40	A
1	Pregabalin Kapsul / Prelin 75	101.718	1.555,17	158.188.782	0.21	B
2	Glucosa 5 % 500 ml	22.548	6.981,99	157.429.911	0.21	B
3	Concor 2,5 mg / Bisoprolol 2,5 mg	1.130.380	139,18	157.326.288	0.21	B
4	Rituximab 100 mg / Redditux / Rituxikal	128	1.214.441,72	155.448.540	0.21	B
5	Flunarizine 5 mg Tablet	149.300	1.034,82	154.498.626	0.21	B
6	Epinephrine 1 mg	17.609	8.693,95	153.091.766	0.20	B
7	Abilify Discmelt 10 mg /	14.070	10.814,8	152.164.236	0.20	B

	Aripiprazole / Pipraz					
8	Aqua 25 ml Inj	63.052	2.400,46	151.353.804	0.20	B
9	Furosemid Injeksi / Farsix	40.570	3.702,84	150.224.219	0.20	B
10	Cefixim 100 mg Cap	215.100	689,02	148.208.202	0.20	B
1	Methylprednisol one 4 mg / Lameson Tab	284.900	150,01	42.737.849	0.06	C
2	Cefadroxil Syr	4.995	8.543,52	42.674.882	0.06	C
3	Asam Mefenamat 500 mg	302.800	139,94	42.373.832	0.06	C
4	Nitrokaf Retard Forte 5 mg	16.900	2.507,21	42.371.849	0.06	C
5	Humalog Mix 25 Kwikpen	415	101.818	42.254.470	0.06	C
6	Pulmicort Nebules 0,5 mg/Budesma 0,5 mg/ Actacort	3.000	14.018,95	42.056.850	0.06	C
7	Ciprofloxacin 500 mg Tab	106.500	392,82	41.835.330	0.06	C
8	Phytominadion / Vit K	41.900	950,00	39.805.000	0.05	C
9	Laktulosa Syr / Extralac / Lactulax / Lacons	1.651	23.674,54	39.086.666	0.05	C

Metode Analisis ABC mengelompokkan obat berdasarkan nilai konsumsi tahunan:

1. Kategori A: Obat dengan nilai konsumsi tertinggi yang menyumbang sekitar 70% nilai total. Contohnya Zinc Tablet DINKES dengan nilai konsumsi sangat tinggi (Rp11,569,077,000) dan persentase kontribusi 15,48%. Obat kategori A adalah prioritas tinggi dalam pengelolaan stok.

2. Kategori B: Obat dengan nilai konsumsi menengah yang menyumbang sekitar 20%. Contohnya obat yang mulai muncul setelah ambang batas kumulatif A (>70% hingga ~90%).

3. Kategori C: Obat dengan nilai konsumsi rendah yang menyumbang sekitar 10% terakhir dari total konsumsi, biasanya jumlah obat paling banyak tetapi memiliki kontribusi nilai kecil.

4.3.1. Perhitungan Manual Analisis ABC

Berikut adalah perhitungan manual (Penghitungan Presentase dan Persentase Kumulatif) menggunakan rumus berdasarkan data obat. Ada 5 data obat sebagai berikut:

1. Hitung nilai konsumsi per obat hitung nilai konsumsi dengan rumus:

Nilai= jumlah obat perbulan x harga satuan obat

4.3 Tabel nilai konsumsi

No	Nama Obat	Jumlah Obat tahunan	Harga Satuan	Total nilai konsumsi tahunan)
1	Zinc Tablet DINKES	12.200	948.285	11.569.077.000
2	NaCl 0,9 500 ml	336.392	6.908,60	2.323.997.771,20
3	Ceftriaxone 1 Gr	330.856	6.584,58	2.178.547.800,48
4	Seroquel XR 300	67.400	25.341,11	1.707.990.814
5	Ringer Lactat	221.212	7.656,31	1.693.667.647,72
				19.473.281.033,4

Total Nilai Konsumsi Tahunan Dari Kelima Obat Di Atas

11.569.077.000 + 2.323.997.771,20 + 2.178.547.800,48 + 1.707.990.814 + 1.693.667.647=

19.473.281.033,4

2. Perhitungan Presentase Kebutuhan Tiap Obat:

Penghitungan persentase kebutuhan dana. Hitung persentase kebutuhan dana setiap obat terhadap total nilai konsumsi semua obat:

$$\text{Persentase} = \frac{\text{Nilai (Rp)}}{\text{Total Nilai (Rp)}} \times 100\%$$

Tabel 4.4 Hasil presentasi

No	Nama Obat	Hasil Presentase %
1	Zinc Tablet	$\frac{11.569.077.000,19}{19.473.281.033,4} \times 100\% = 59,4\%$.
2	NaCl 0,9 500 ml	$\frac{2.323.997.771,20}{19.473.281.033,4} \times 100\% = 11,93\%$.
3	Ceftriaxone 1 Gr	$\frac{42.178.547.800,48}{19.473.281.033,4} \times 100\% = 11,18\%$.
4	Seroquel XR 300	$\frac{41.707.990.814}{19.473.281.033,4} \times 100\% = 8,76\%$.
5	Ringer Lactat	$\frac{1.693.667.647,72}{19.473.281.033,4} \times 100\% = 8,69\%$

3. Perhitungan Persentase kumulatif:

Persentase kumulatif Hitung akumulasi persentase kebutuhan dana secara berurutan untuk menentukan kategori ABC.

$$\% \text{kumulatif} = \% \text{kumulatif obat sebelumnya} + \% \text{obat setelahnya}$$

Tabel 4.5 Persentase kumulatif

No	Nama Obat	persentase%	Presentase kumulatif %	Kategori ABC
1	Zinc Tablet	59,4	59,4	A
2	NaCl 0,9 500 ml	11,93	71,33	B
3	Ceftriaxone 1 Gr	11,18	82,51	B
4	Seroquel XR 300	8,76	91,27	C
5	Ringer Lactat	8,69	99,96	C

Setelah itu jumlah sampel data latih yang digunakan dalam pelatihan model LG Boosting adalah Data latih (training set) sebesar 80% dari total data, yaitu sekitar 315 sampel. Data uji (testing set) sebesar 20% dari total data, yaitu sekitar 79 sampel. Pembagian ini dilakukan secara acak menggunakan fungsi `train_test_split` dengan proporsi 80:20 agar model dapat dilatih secara optimal dan diuji dengan data yang belum pernah dilihat sebelumnya demi menghindari overfitting dan memastikan validitas hasil prediksi.

4.4 Prediksi Kebutuhan Obat Menggunakan Algoritma Light Gradient Boosting (LG Boosting)

Pada penelitian ini, dilakukan prediksi kebutuhan obat selama 12 bulan ke depan menggunakan algoritma Light Gradient Boosting (LG Boosting) berdasarkan data historis penggunaan obat di Instalasi Farmasi Rumah Sakit. Prediksi ini bertujuan untuk membantu perencanaan pengadaan obat secara lebih akurat dan adaptif terhadap perubahan permintaan. Metode prediksi kebutuhan obat menggunakan algoritma Light Gradient Boosting (LG Boosting) dilakukan

dengan mengolah data yang telah melalui tahap pra-pemrosesan meliputi pembersihan data, pengisian nilai kosong, penanganan outlier, dan normalisasi fitur numerik seperti jumlah penjualan dan harga satuan obat. Data input utama model terdiri dari jumlah penjualan tahunan (qty_year), harga satuan (unit_price), serta kategori ABC yang telah dikonversi menjadi nilai numerik (A=2, B=1, C=0). Data Prediksi Kebutuhan Obat Berdasarkan hasil pengolahan data dengan model LG Boosting diperoleh nilai prediksi kebutuhan obat bulanan dengan total estimasi sebagai berikut:

Tabel 4.6 Hasil prediksi

No	Nama Obat	Kategori ABC	Prediksi ($\hat{y}_i$)
1	Abilify Discmelt 10 mg / Aripiprazole / Pipraz	A	432.6070665
2	Acetosal 100 mg/Aptor/Aspilet/Miniaspi/Cartylo/ Inzana	A	-24836.07296
3	Acetylcysteine Infus / Resfar	A	276.1694332
4	Actilyse 50 mg Injeksi	A	113.1481176
5	Adalat Oros 30 mg	A	7698.917908
6	Acarbose 50 mg	B	4984.150639
7	Acetylcysteine 200 mg Caps / Fluimucyl / Mucylin	B	6778.333848
8	Albumin 20% 50 ml	B	108.6453035
9	Alpentin 100 mg Capsul / Gabapentin	B	7803.923919
10	Amikasin 500 mg/2 ml Inj	B	420.6465122
11	Acarbose 100 mg	C	2266.325554
12	Acetylcysteine 200 mg Caps DINKES	C	-19.00701714
13	Actemra Injeksi	C	23.00883338
14	Actemra 80 mg Injeksi DINKES	C	-19.00701714
15	Acyclovir 200 mg DINKES	C	-19.00701714

Tabel ini menampilkan daftar obat beserta kategori ABC dan prediksi permintaan atau stok masing-masing obat. Kategori ABC menunjukkan prioritas pengelolaan persediaan, di mana:

A = obat dengan nilai atau pentingnya tinggi, harus diawasi ketat,

B = obat menengah, pengelolaan moderat,

C = obat dengan nilai rendah, pengelolaan lebih longgar.

Dari data, beberapa obat kategori A seperti Abilify Discmelt 10 mg memiliki prediksi tinggi (432,61), menunjukkan permintaan tinggi, sementara obat lain seperti Acetosal 100 mg justru memiliki prediksi negatif (-24.836), menandakan potensi kelebihan stok atau penurunan permintaan.

Obat kategori B seperti Acarbose 50 mg dan Acetylcysteine 200 mg Caps memiliki prediksi sedang (4.984–7.803), menunjukkan pengelolaan stok perlu diperhatikan tapi tidak seketat kategori A. Sementara kategori C sebagian besar menunjukkan prediksi rendah atau bahkan negatif (-19 sampai 2.266), menandakan bahwa obat-obat ini memiliki permintaan rendah atau bisa terjadi surplus, sehingga pengendalian stok bisa lebih fleksibel. Secara keseluruhan, tabel ini digunakan untuk mengidentifikasi prioritas pengelolaan persediaan obat berdasarkan kategori ABC dan prediksi permintaan, sehingga rumah sakit atau instalasi farmasi dapat memfokuskan pengawasan dan pengadaan sesuai urgensi.

4.4.1 Perhitungan Manual Lg Boosting

Berikut perhitungan Manual LG Boosting disetiap kategori

1. Inisialisasi (base score)

$$F^{(0)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i = \frac{432.6070665 + 4984.150639 + 2266.325554}{3}$$

$$= 2561.0277531666665$$

2. Hitung Gradien dan Hessien awal (L2 loss)

Untuk L2 loss: $g_i^{(1)} = \hat{y}^{(0)} - y_i$, $h_i^{(1)} = 1$

Hitung tiap Baris

Amoxicilin:

$$g_1 = 2561.0277531666665 - 432.6070665 = 2128.4206866666665$$

Omeprazole:

$$g_2 = 2561.0277531666665 - 4984.150639 = -2423.1228858333335$$

Ibuprofen:

$$g_3 = 2561.0277531666665 - 2266.325554 = 294.7021991666665$$

Cek $\sum g_i =$

$$2128.4206866666665 + -2423.1228858333335 + 294.7021991666665 = 0$$

3. Rumus nilai daun

Kasus A

Kalau seluruh data (12 bulan) jatuh ke satu daun j:

$$w_j^* = - \frac{\sum g_i}{\sum h_i + \lambda}$$

Sehingga:

$$w_j^* = -g_1 = -2128.4206866666665$$

$$w_j^* = -g_2 = 2423.1228858333335$$

$$w_j^* = -g_3 = -294.7021991666665$$

4. Update prediksi :

$$F^{(1)} = 2561.0277531666665 + (-2128.4206866666665) = 432.6070665$$

$$F^{(1)} = 2561.0277531666665 + 2423.1228858333335 = 4984.150639$$

$$F^{(1)} = 2561.0277531666665 + (-294.7021991666665) = 2266.325554$$

5. Hasil

Abilify Discmelt 10 mg (A) = 3000.000000

Acarbose 50 mg (B)= 4984.150639

Acarbose 100 mg (C) = 2266.325554

Rekapitulasi prediksi kebutuhan obat bulanan dengan total estimasi sebagai berikut:

Tabel 4.7 Rekapitulasi Prediksi Kebutuhan Obat Bulanan

Tahun	Bulan	Total Prediksi Kebutuhan Obat (Unit)
2025	9	2.267.756
2025	10	1.909.710
2025	11	1.930.368
2025	12	1.875.700
2026	1	1.851.742
2026	2	1.452.487
2026	3	1.175.605
2026	4	950.936
2026	5	1.094.460
2026	6	1.049.876
2026	7	986.591
2026	8	1.119.666

Analisis Hasil Prediksi

Dari tabel di atas, terlihat bahwa prediksi kebutuhan obat memiliki fluktuasi sepanjang 12 bulan ke depan dengan nilai tertinggi diperkirakan pada bulan September 2025 mencapai 2.267.756 unit, sedangkan nilai terendah prediksi terjadi pada April 2026 sebesar 950.936 unit. Tren ini dapat mengindikasikan adanya pola musiman atau siklus permintaan obat yang perlu diperhatikan dalam perencanaan pengadaan dan pengelolaan stok.

Penurunan kebutuhan yang signifikan pada awal tahun 2026 mungkin dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti perubahan musim, pola penyakit, atau kebijakan rumah sakit dalam pengadaan obat. Setelah mencapai titik terendah, kebutuhan diperkirakan kembali meningkat hingga Agustus 2026.

Berikut Perhitungan Manualnya:

1. Berikut perhitungan manual bualan september 2025

1. Inisialisasi (base score)

$$\hat{y}^{(0)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$$

Dari Data 12 bulan : $\hat{y}^{(0)} = 1,472,074,5$

2. Hitung Gradien dan Hessien awal

Untuk L2 loss: $g_i^{(1)} = \hat{y}^{(0)} - y_i$, $h_i^{(1)} = 1$

Khusus bulan 9: $y_9 = 2,267,756$

$$g_i^{(1)} = 1,472,074 - 2,267,756 = -795,681.25$$

$$h_9^{(1)} = 1$$

3. Rumus nilai daun

Kalau seluruh data (12 bulan) jatuh ke satu daun j:

$$w_j^* = - \frac{\sum g_i}{\sum h_i + \lambda}$$

Ambil $\lambda = 0$ dulu biar sederhana:

$$\sum_{i=1}^{12} g_i = \sum_{i=1}^{12} (\hat{y}^{(0)} - y_i) = 0$$

Jadi $w_j^* = 0$. Artinya prediksi tidak berubah kalau hanya 1 daun

4. Partisi sederhana (misalnya pohon pisah antara bulan 9 vs bulan lain)

1. Untuk bulan 9, bobot daun:

$$w_{bulan9}^* = - \frac{g_9^{(1)}}{h_9^{(1)} + \lambda}$$

Dengan $\lambda = 0$: $w_{bulan9}^* = -(-795,681.25) = 795,681.25$

2. Update prediksi bulan 9: $\hat{y}^{9(1)} = \hat{y}^{(0)} + \eta w_{bulan9}^*$

Kalua learning rate $\eta = 1$:

$$\hat{y}^{9(1)} = 1,472,074.75 + 795,681.25 = 2,267,756$$

5. Hasil

$$\hat{y}^{9(1)} = 2,267,756$$

2. Perhitungan di buaan 1 tahun 2026

1. Inisialisasi (base score)

$$\hat{y}^{(0)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$$

Dari Data 12 bulan : $\hat{y}^{(0)} = 1,472,074,5$

2. Hitung Gradien dan Hessien awal

Untuk L2 loss: $g_i^{(1)} = \hat{y}^{(0)} - y_i$, $h_i^{(1)} = 1$

Khusus bulan 9: $y_9 = 2026,1$

$$gi^{(1)} = 1,472,074 - 1,851,7423 = -379,667.25$$

3. Rumus nilai daun

Kalau seluruh data (12 bulan) jatuh ke satu daun j:

$$w_j^* = - \frac{\sum gi}{\sum hi + \lambda}$$

Ambil $\lambda = 0$ dulu biar sederhana:

$$w_j^* = - \frac{g_{2026,1}}{h_{2026,1} + 0} = - \frac{-379,667.25}{1} = 379,667.25$$

4. Update prediksi

$$\hat{y}_{2026,1}^{(1)} = \hat{y}^{(0)} + \eta \cdot w^*$$

Dengan $\eta = 1$:

$$\text{Dengan } w_{bulan9}^* = -(-795,681.25) = 795,681.25$$

5. Update prediksi bulan 9:

$$\hat{y}_9^{(1)} = \hat{y}^{(0)} + \eta w_{bulan9}^*$$

Kalua learning rate $\eta = 1$:

$$\hat{y}_{2026,1}^{(1)} = 1,472,074.75 + 379,664.255 = 1,851,742$$

6. Hasil

$$\hat{y}_{2026,1} = 1,851,742$$

4.5 Evaluasi model

Evaluasi model dengan menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Koefisien Determinasi (R^2 Score) menunjukkan bahwa model mampu memprediksi kebutuhan obat dengan performa yang baik. Nilai MAE sebesar 3.792.575,78 dan RMSE sebesar 5.442.764,65 menandakan kesalahan prediksi yang relatif kecil terhadap nilai

sesungguhnya, sedangkan nilai R^2 sebesar 0,728 menunjukkan bahwa 72,8% variasi data kebutuhan obat dapat dijelaskan oleh model ini. Hasil prediksi tersebut memungkinkan instalasi farmasi melakukan perencanaan stok obat yang lebih akurat dan responsif terhadap perubahan kebutuhan, sehingga dapat meningkatkan efisiensi pengelolaan obat dan kelancaran layanan kesehatan.

=== Evaluasi ===

MAE : 1182.8731

RMSE : 3519.3307

R^2 terbaik: 0.7757

4.6 Integrasi Hasil ABC dan Prediksi Kebutuhan Bulanan

Integrasi dua metode ini menghasilkan rekomendasi stok per kategori yang kuat:

1. Obat kategori A (nilai tinggi) diprioritaskan untuk perencanaan dan kontrol dengan prediksi stok yang sangat presisi, menghindari stock-out agar layanan tetap optimal.
2. Obat kategori B dikendalikan dengan buffer stok moderat menggunakan data prediksi bulanan untuk tujuan efisiensi anggaran dan optimalisasi pelayanan.
3. Obat kategori C dikelola dengan strategi lebih longgar, dan dalam periode fluktuasi permintaan akan diutamakan buffer stok ekstra untuk mengantisipasi lonjakan konsumsi.

Dengan analisis ini, pihak farmasi dapat melakukan re-order, penjadwalan pengadaan, dan penyesuaian buffer stok sesuai tren permintaan bulanan serta tingkat kritikalitas masing-masing kategori obat

Tabel 4.8 Integrasi Hasil ABC dan Prediksi Kebutuhan Bulanan

No	Nama Obat	Katagori ABC	Prediksi stok bulan depan
1	Abilify Discmelt 10 mg	A	432.6070664879272
2	Acetylcysteine	A	276.16943319295285
3	Acarbose 50 mg	B	4984.15063923424
4	Acetylylcysteine 200 mg	B	6778.333848149213
5	Acarbose 100 mg	C	2266.32255540527466
6	Actemra injeksi	C	23.00883338214044

Kesimpulan Integrasi Hasil ABC dan Prediksi Kebutuhan Bulanan

1. Kategori A butuh pengawasan ketat karena kontribusi tinggi pada total nilai persediaan. Stok minimum dijaga lebih besar untuk menghindari risiko kehabisan.
2. Kategori B tetap penting, tetapi tingkat keamanan stok lebih moderat. Update prediksi cukup per kuartal.
3. Kategori C punya pengaruh kecil terhadap total nilai. Prediksi sederhana dan stok minimum rendah cukup untuk efisiensi ruang gudang.

Integrasi metode ABC dengan prediksi kebutuhan membuat rencana pembelian lebih terarah. Produk kritis tidak sampai kosong, sementara biaya simpan tetap terkendali. Hasil ini membantu manajemen mengambil keputusan cepat terkait prioritas pembelian, distribusi anggaran, dan pengendalian stok di gudang.

4.7 Evaluasi Efektivitas Model

Hasil prediksi model LG Boosting menunjukkan akurasi tinggi, dengan pola prediksi bulanan mengikuti tren riil konsumsi tahunan pada kategori utama.

Efektivitas stok meningkat melalui:

1. Penurunan risiko kekosongan stok pada kategori A dan B
2. Pengendalian overstock pada kategori C melalui buffer adjustment ang berbasis prediksi

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma Light Gradient Boosting (LG Boosting) dalam memprediksi kebutuhan obat di instalasi farmasi mampu memberikan hasil yang cukup akurat dan efektif. Proses pra-pemrosesan data yang meliputi pembersihan, pengisian nilai kosong, penanganan outlier, dan normalisasi fitur sangat berperan penting dalam meningkatkan kualitas data dan performa model. Model LG Boosting dengan parameter yang telah dioptimalkan mampu menjelaskan sekitar 72,8% variasi dalam data kebutuhan obat, dengan nilai Mean Absolute Error (MAE) dan Root Mean Square Error (RMSE) yang menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang dapat diterima. Dengan demikian, model ini dapat membantu instalasi farmasi dalam merencanakan pengadaan obat dengan lebih tepat dan mengurangi risiko kekurangan maupun kelebihan stok yang berdampak pada efisiensi biaya dan kelancaran layanan kesehatan.

Selain itu, integrasi fitur kategori ABC sebagai variabel input memungkinkan model untuk mengidentifikasi prioritas obat berdasarkan nilai konsumsi, sehingga pengelolaan stok dapat dilakukan secara lebih strategis dan tepat sasaran. Pola fluktuasi kebutuhan obat bulanan yang diprediksi oleh model mencerminkan dinamika nyata yang terjadi di lapangan, memungkinkan pihak manajemen farmasi mengambil keputusan yang lebih adaptif terhadap perubahan permintaan. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa LG Boosting merupakan

metode yang potensial dan relevan untuk digunakan dalam sistem perencanaan dan pengendalian persediaan obat di era digitalisasi kesehatan.

5.2 Saran

Untuk pengembangan ke depan, disarankan agar penelitian ini memperluas cakupan data dengan menggabungkan variabel eksternal lain yang berpengaruh terhadap kebutuhan obat, seperti data tren penyakit musiman, kebijakan pengadaan nasional, dan faktor demografis pasien. Pengujian komparatif dengan metode machine learning lain seperti XGBoost, Random Forest, atau metode deep learning seperti Long Short-Term Memory (LSTM) dapat dilakukan untuk menemukan pendekatan paling optimal. Selain itu, implementasi sistem prediksi berbasis LG Boosting sebaiknya dipadukan dengan dashboard real-time monitoring agar memudahkan pengambilan keputusan strategis dan operasional oleh manajemen farmasi. Penelitian lebih lanjut juga perlu dilakukan untuk menguji efektivitas sistem prediksi ini dalam konteks biaya, pelayanan, dan kepuasan pasien secara menyeluru

DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, F., & Sugeng, S. (2021). Implementasi Sistem Monitoring Suhu dan Kelembapan Ruangan Penyimpanan Obat Berbasis Internet Of Things (IoT) di Puskesmas Kecamatan Taman Sari Jakarta Barat. *Jurnal Sosial Teknologi*, 1(9), 1021–1028. <https://doi.org/10.59188/jurnalsostech.v1i9.198>
- Andarsyah, R., & Yanuar, A. (2024). SENTIMEN ANALISIS APLIKASI POSAJA PADA GOOGLE PLAYSTORE UNTUK PENINGKATAN POSPAY SUPERAPP MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MEACHINE. In *Jurnal Teknik Informatika* (Vol. 16, Issue 2).
- Darmawan, N. W., Peranginangin, J. M., & Herowati, R. (2021). Analisis Pengendalian Persediaan Obat BPJS Kategori A(Always) Dan E (Esensial) Dengan Menggunakan Metode ABC, VEN Dan EOQ Di IFRS Bhayangkara Tingkat III Nganjuk. *JPSCR: Journal of Pharmaceutical Science and Clinical Research*, 6(1), 20. <https://doi.org/10.20961/jpscr.v6i1.38960>
- Kinsy Suwardi, L. (n.d.). *Analisa dan Perancangan Aplikasi Data mining Untuk Prediksi Stok Obat pada Klinik XYZ*.
- Pertiwi, L., Pradana, E. S., & Hendriani, R. (2016). Analisis Abc Dalam Perencanaan Obat Antibiotik Di Apotek. *Farmaka*, 20(1), 1–6. <http://journal.unpad.ac.id/farmaka/article/view/32643>
- Pratiwi, E., Muharni, S., Jumira, J., & Dewi, R. S. (2023). Berdasarkan Metode Abc Indeks Kritis Di Apotek X. *Jurnal Penelitian Farmasi Indonesia*, 12(1), 25–30.
- Rarung, J., Sambou, C. N., Tampa'i, R., & Potalangi, N. O. (2020). Evaluasi Perencanaan Pengadaan Obat Berdasarkan Metode ABC Di Instalasi Farmasi

- RSUP Prof. Dr. R. D. Kandou Manado. *Biofarmasetikal Tropis*, 3(2), 89–96.
<https://doi.org/10.55724/j.biofar.trop.v3i2.290>
- Rofiq, A., Oetari, O., & Widodo, G. P. (2020). Analisis Pengendalian Persediaan Obat Dengan Metode ABC, VEN dan EOQ di Rumah Sakit Bhayangkara Kediri. *JPSCR: Journal of Pharmaceutical Science and Clinical Research*, 5(2), 97. <https://doi.org/10.20961/jpscr.v5i2.38957>
- Soen, G. I. E., Marlina, M., & Renny, R. (2022). Implementasi Cloud Computing dengan Google Colaboratory pada Aplikasi Pengolah Data Zoom Participants. *JITU : Journal Informatic Technology And Communication*, 6(1), 24–30. <https://doi.org/10.36596/jitu.v6i1.781>
- Tie, A., Panjaitan, F., & Manullang, R. R. (2019). Analisis perencanaan dan pengendalian persediaan obat BPJS fast moving berdasarkan metode konsumsi dikombinasikan dengan analisis ABC dan reorder poin (studi kasus pada Instalasi Farmasi Rumah Sakit Bakti Timah Pangkalpinang). *Jurnal Akuntansi Bisnis Dan Keuangan*, 6(2), 8.
- Yuditya Putri, R., Indrawati, L., & Hutapea, F. (2022). Analisis Perencanaan Dan Pengendalian Obat Dengan Metode ABC Indeks Kritis Di Instalasi Farmasi Rumah Sakit Agung Jakarta Tahun 2020-2021. *Jurnal Manajemen Dan Administrasi Rumah Sakit Indonesia (MARSI)*, 6(1), 86–97.
<https://doi.org/10.52643/marsi.v6i1.2163>
- Rintanantari, Fudholi, A., & Satibi. (2021). Evaluasi Perencanaan dan Pengendalian Obat di Puskesmas Wilayah Kabupaten Tulungagung dan Kota Kupang. *Majalah Farmaseutik*, 17(3), 296–302. <https://doi.org/10.22146/farmaseutik.v1i1.54063>

- Akbar, F., & Sugeng, S. (2021). Implementasi Sistem Monitoring Suhu dan Kelembapan Ruangan Penyimpanan Obat Berbasis Internet Of Things (IoT) di Puskesmas Kecamatan Taman Sari Jakarta Barat. *Jurnal Sosial Teknologi*, 1(9), 1021–1028. <https://doi.org/10.59188/jurnalsostech.v1i9.198>
- Andarsyah, R., & Yanuar, A. (2024). SENTIMEN ANALISIS APLIKASI POSAJA PADA GOOGLE PLAYSTORE UNTUK PENINGKATAN POSPAY SUPERAPP MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MEACHINE. In *Jurnal Teknik Informatika* (Vol. 16, Issue 2).
- Darmawan, N. W., Peranginangin, J. M., & Herowati, R. (2021). Analisis Pengendalian Persediaan Obat BPJS Kategori A(Always) Dan E (Esensial) Dengan Menggunakan Metode ABC, VEN Dan EOQ Di IFRS Bhayangkara Tingkat III Nganjuk. *JPSCR: Journal of Pharmaceutical Science and Clinical Research*, 6(1), 20. <https://doi.org/10.20961/jpscr.v6i1.38960>
- Kinsy Suwardi, L. (n.d.). *Analisa dan Perancangan Aplikasi Data mining Untuk Prediksi Stok Obat pada Klinik XYZ*.
- Pertiwi, L., Pradana, E. S., & Hendriani, R. (2016). Analisis Abc Dalam Perencanaan Obat Antibiotik Di Apotek. *Farmaka*, 20(1), 1–6. <http://journal.unpad.ac.id/farmaka/article/view/32643>
- Pratiwi, E., Muharni, S., Jumira, J., & Dewi, R. S. (2023). Berdasarkan Metode Abc Indeks Kritis Di Apotek X. *Jurnal Penelitian Farmasi Indonesia*, 12(1), 25–30.
- Rarung, J., Sambou, C. N., Tampa'i, R., & Potalangi, N. O. (2020). Evaluasi Perencanaan Pengadaan Obat Berdasarkan Metode ABC Di Instalasi Farmasi RSUP Prof. Dr. R. D. Kandou Manado. *Biofarmasetikal Tropis*, 3(2), 89–96.

<https://doi.org/10.55724/j.biofar.trop.v3i2.290>

Rofiq, A., Oetari, O., & Widodo, G. P. (2020). Analisis Pengendalian Persediaan Obat Dengan Metode ABC, VEN dan EOQ di Rumah Sakit Bhayangkara Kediri. *JPSCR: Journal of Pharmaceutical Science and Clinical Research*, 5(2), 97. <https://doi.org/10.20961/jpscr.v5i2.38957>

Soen, G. I. E., Marlina, M., & Renny, R. (2022). Implementasi Cloud Computing dengan Google Colaboratory pada Aplikasi Pengolah Data Zoom Participants. *JITU : Journal Informatic Technology And Communication*, 6(1), 24–30. <https://doi.org/10.36596/jitu.v6i1.781>

Tie, A., Panjaitan, F., & Manullang, R. R. (2019). Analisis perencanaan dan pengendalian persediaan obat BPJS fast moving berdasarkan metode konsumsi dikombinasikan dengan analisis ABC dan reorder poin (studi kasus pada Instalasi Farmasi Rumah Sakit Bakti Timah Pangkalpinang). *Jurnal Akuntansi Bisnis Dan Keuangan*, 6(2), 8.

Yuditya Putri, R., Indrawati, L., & Hutapea, F. (2022). Analisis Perencanaan Dan Pengendalian Obat Dengan Metode ABC Indeks Kritis Di Instalasi Farmasi Rumah Sakit Agung Jakarta Tahun 2020-2021. *Jurnal Manajemen Dan Administrasi Rumah Sakit Indonesia (MARSI)*, 6(1), 86–97. <https://doi.org/10.52643/marsi.v6i1.2163>

LAMPIRAN

1. LAMPIRAN 1. SK DOSEN PEMBIMBING



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PESAT MUHAMMADIYAH

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 99/SK/BAN-PT/Akred/PT/08/2018
 Pusat Administrasi: Jalan Makmur Besi No. 3 Medan 20228 Telp. (061) 8622480 - 8624587 Fax. (061) 8625474 - 8631983
 Email: info@umsu.ac.id, pda@umsu.ac.id, umsumedan@umsu.ac.id, umsumedan@umsu.ac.id, umsumedan@umsu.ac.id, umsumedan@umsu.ac.id

**PENETAPAN DOSEN PEMBIMBING
 PROPOSAL/SKRIPSI MAHASISWA
 NOMOR : 481/IL3-AU/UMSU-09/F/2025**

Assalamu 'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, berdasarkan Persetujuan permohonan judul penelitian Proposal / Skripsi dari Ketua / Sekretaris.

Program Studi : Teknologi Informasi
Pada tanggal : 12 Maret 2025

Dengan ini menetapkan Dosen Pembimbing Proposal / Skripsi Mahasiswa.

Nama : Riffah Febiana Putri Lubis
NPM : 2109020010
Semester : VIII (Delapan)
Program studi : Teknologi Informasi
Judul Proposal / Skripsi : "Implementasi IoT untuk Pemantauan Suhu dan Kelembapan Penyimpanan Obat di Apotek Menggunakan Linear Regression dan Kalman Filter"

Dosen Pembimbing : Halim Maulana, S.T.,M.Kom.

Dengan demikian di izinkan menulis Proposal / Skripsi dengan ketentuan

1. Penulisan berpedoman pada buku panduan penulisan Proposal / Skripsi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU
2. Pelaksanaan Sidang Skripsi harus berjarak 3 bulan setelah dikeluarkannya Surat Penetapan Dosen Pembimbing Skripsi.
3. **Proyek Proposal / Skripsi dinyatakan " BATAL " bila tidak selesai sebelum Masa Kadaluarsa tanggal : 12 Maret 2026**
4. Revisi judul

Wassalamu 'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Ditetapkan di : Medan
 Pada Tanggal : 12 Ramadhan 1446 H
 12 Maret 2025M

Dekan



Dr. A. M. Marizmi, M.Kom.
 NIDN : 0127099201

Cc. File

 Scanned with CamScanner



2. LAMPIRAN IZIN RISET



Nomor : 861/IL.3-AU/UMSU-09/F/2025 Medan, 26 Shafar 1447 H
 Lampiran : - 20 Agustus 2025 M
 Perihal : IZIN RISET PENDAHULUAN

Kepada Yth.
 Bapak/Ibu Pimpinan
 Rumah Sakit Haji Medan
 Jl. Rumah Sakit II, No.47, Kenangan Baru, Kec. Percut Sei Tuan, Kabupaten Deli Serdang,
 Sumatera Utara 20371

Di Tempat

Assalamu 'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dengan hormat, sehubungan mahasiswa kami akan menyelesaikan studi, untuk itu kami memohon kesediaan Bapak / Ibu untuk memberikan kesempatan pada mahasiswa kami melakukan riset di Perusahaan / Instansi yang Bapak / Ibu pimpin, guna untuk penyusunan skripsi yang merupakan salah satu persyaratan dalam menyelesaikan Program Studi Strata Satu (S-1)

Adapun Mahasiswa/i di Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara tersebut adalah:

Nama : Rifdah Febiana Putri Lubis
 Npm : 2109020010
 Jurusan : Teknologi Informasi
 Semester : VIII (Delapan)
 Judul : ANALISIS PERENCANAAN DAN PENGENDALIAN STOK OBAT MENGGUNAKAN METODE ANALISIS ABC DAN ALGORITMA LG BOOSTING DI INSTALASI FARMASI
 Email : rifdahfeb@gmail.com
 Hp/Wa : 085180562779

Demikianlah surat kami ini, atas perhatian dan kerjasamanya yang Bapak / Ibu berikan kami ucapkan terimakasih

Wassalamu 'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh



Dekan

 NIDN : 0127009201

Cc:File

3. LAMPIRN 3. BALASAN SURAT

BAGIAN PENGEMBANGAN SDM RUMAH SAKIT UMUM Haji MEDAN

Medan, 22 Agustus 2025

Nomor : 316/P/PSDM/RSUHM/VIII/2025
Lamp : --
Hal : Izin Riset Pendahuluan

Kepada Yth,
Ka. Instalasi Farmasi
di-
Tempat

Assalamu'alaikum wr. wb.

Bersama ini kami kirimkan mahasiswa/i Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara :

No	Nama	NIM	Judul
1.	Rifda Febiana Putri Lubis	2109020010	Analisis Perencanaan dan Pengendalian Stok Obat Menggunakan Metode Analisis ABC dan Algoritma LG Boosting di Instalasi Farmasi

Untuk melaksanakan Izin Penelitian di bagian yang Bapak/Ibu pimpin.

Demikian disampaikan, atas kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.

Wassalam,
Bagian Pengembangan SDM
UPTD Khusus RSU. Haji Medan


drg. Afrida Arwi
NIP. 19770403 200604 2 012

4. LAMPIRAN 4. TURNITIN

Turnitin		
ORIGINALITY REPORT		
20%	17%	11%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS
		14%
		STUDENT PAPERS
PRIMARY SOURCES		
1	Submitted to Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Student Paper	2%
2	lppmdianhusada.ac.id Internet Source	1%
3	eprints.politektegal.ac.id Internet Source	1%
4	repository.umsu.ac.id Internet Source	1%
5	journal.fmipaukit.ac.id Internet Source	1%
6	goldenratio.id Internet Source	1%
7	repo.undiksha.ac.id Internet Source	<1%
8	repository.uinjkt.ac.id Internet Source	<1%
9	etd.umy.ac.id Internet Source	<1%
10	Dwi Nurmelly Handayani, Sayid Qutub. "Penerapan Random Forest Untuk Prediksi Dan Analisis Kemiskinan", RIGGS: Journal of	<1%

LAMPIRAN 2 KODE PROGRAM

Import File

```
# 1. Import File Excel
# Install package otomatis
import sys, subprocess
def pip_install(pkg):
    subprocess.check_call([sys.executable, "-m", "pip", "install", "-q", pkg])

for pkg in ["lightgbm", "openpyxl"]:
    try: __import__(pkg.split("=")[0])
    except: pip_install(pkg)

# Upload file Excel
try:
    from google.colab import files
    print("Silakan upload file Excel (mis: data.xlsx)")
    up = files.upload()
    FILE_PATH = list(up.keys())[0]
except:
    # kalau bukan di Colab, set manual:
    FILE_PATH = "data.xlsx"
# Konfirmasi file
print("Memakai file:", FILE_PATH)

import re
import numpy as np
import pandas as pd

# Helper
def find_first(cols, patterns):
    cols_str = [str(c) for c in cols]
    for pat in patterns:
        rgx = re.compile(pat, flags=re.IGNORECASE)
        for c in cols_str:
            if rgx.search(c.strip()):
                return c
    return None

def month_to_num(x):
    bulan_map = {
        "Januari":1, "Februari":2, "Maret":3, "April":4, "Mei":5, "Juni":6,
        "Juli":7, "Agustus":8, "September":9, "Oktober":10, "November":11, "Desember":12
    }
    if pd.isna(x): return np.nan
    s = str(x).strip().title()
```

```

    return bulan_map.get(s, x) # kalau sudah angka, biarkan

# Baca sheet pertama
xls = pd.ExcelFile(FILE_PATH)
sheet_to_use = xls.sheet_names[0]
df_raw = pd.read_excel(FILE_PATH, sheet_name=sheet_to_use)
df_raw.columns = [str(c).strip() for c in df_raw.columns]
print("Kolom terdeteksi:", df_raw.columns.tolist())

# Auto-detect
tahun_col = find_first(df_raw.columns, [r"^tahun$"])
bulan_col = find_first(df_raw.columns, [r"^bulan$"])
nama_col = find_first(df_raw.columns, [r"^nama\b.*obat", r"\bnama\b.*(item|barang)",
r"^nama$"])
qty_col = find_first(
    df_raw.columns,
    [
        r"jumlah\s*obat\s*keluar", r"\bpemakaian\b", r"qty.*keluar", r"\bkeluar\b",
        r"jumlah\s*obat(?:!\s*masuk)", r"jumlah\s*saldo\s*akhir", r"\bsaldo\s*akhir\b"
    ]
)
price_col = find_first( # opsional untuk ABC
    df_raw.columns, [r"harga\s*obat", r"harga\s*oabt", r"\bharga\b", r"unit\s*price",
r"harga\s*satuan"]
)

missing = [lbl for lbl, col in {
    "Tahun": tahun_col, "Bulan": bulan_col, "Nama Obat": nama_col,
    "Jumlah/Pemakaian": qty_col
}.items() if col is None]
if missing:
    raise ValueError("Kolom wajib tidak ditemukan: " + ", ".join(missing))

# Siapkan data minimal
use_cols = [tahun_col, bulan_col, nama_col, qty_col] + ([price_col] if price_col else [])
df = df_raw[use_cols].copy()

# Bulan → angka
df[bulan_col] = df[bulan_col].map(month_to_num)
df[bulan_col] = pd.to_numeric(df[bulan_col], errors="coerce")
df[tahun_col] = pd.to_numeric(df[tahun_col], errors="coerce").astype("Int64")

# Target numerik
df[qty_col] = pd.to_numeric(df[qty_col], errors="coerce").fillna(0)
if price_col:
    df[price_col] = pd.to_numeric(df[price_col], errors="coerce").fillna(0)

```

```

# Bersihkan nama obat kosong
df = df[df[nama_col].astype(str).str.strip().ne("")]>.copy()

# Agregasi per (Tahun, Bulan, Obat) — TANPA kolom tanggal
df_agg = (
    df.groupby([tahun_col, bulan_col, nama_col], as_index=False)[qty_col]
    .sum().rename(columns={qty_col: "qty"})
)

# Periode ordinal untuk urutan waktu global (tanpa tanggal)
df_agg["period_key"] = df_agg[tahun_col].astype(int)*12 +
(df_agg[bulan_col].astype(int)-1)

years_available = sorted(df_agg[tahun_col].dropna().astype(int).unique())
print("Tahun tersedia:", years_available)

5. Perhitungan ABC
# Perhitungan Analisis ABC

# Pilih tahun untuk ABC (default: paling baru)
ABC_YEAR = max(years_available) # ganti ke 2023/2024/2025 jika mau

A_THRESHOLD = 0.80
B_THRESHOLD = 0.95

# Total qty per item dalam ABC_YEAR
qty_year = (
    df_agg[df_agg[tahun_col].astype(int).eq(ABC_YEAR)]
    .groupby(nama_col, as_index=False)["qty"].sum()
    .rename(columns={"qty": "qty_year"})
)

# Estimasi harga satuan (median > 0 di seluruh data)
if price_col and (df[price_col] > 0).any():
    price_stats = (
        df[df[price_col] > 0]
        .groupby(nama_col, as_index=False)[price_col].median()
        .rename(columns={price_col: "unit_price"})
    )
else:
    price_stats = pd.DataFrame({nama_col: qty_year[nama_col], "unit_price": 0.0})
    print("Catatan: Kolom harga tidak ada/seluruhnya 0. ABC pakai 'qty' sebagai proxy
nilai.")

abc_df = qty_year.merge(price_stats, on=nama_col, how="left")
abc_df["unit_price"] = abc_df["unit_price"].fillna(0)

```

```

# Nilai konsumsi tahunan
abc_df["annual_value"] = np.where(abc_df["unit_price"] > 0,
                                   abc_df["qty_year"] * abc_df["unit_price"],
                                   abc_df["qty_year"]) # fallback qty

# Urutkan Dari Nilai Terbesar ke terkecil
abc_df = abc_df.sort_values("annual_value", ascending=False).reset_index(drop=True)

# Menghitung Presentase kumulatif Setiap Persediaan Obat
total_val = abc_df["annual_value"].sum()
abc_df["value_share"] = np.where(total_val > 0, abc_df["annual_value"] / total_val, 0)
abc_df["cum_share"] = abc_df["value_share"].cumsum()

#Klasifikasi Obat Berdasarkan Presentase Kumulatif
def classify(c):
    if c <= A_THRESHOLD: return "A"
    if c <= B_THRESHOLD: return "B"
    return "C"

abc_df["ABC_Class"] = abc_df["cum_share"].apply(classify)

# Simpan
abc_out = f"ABC_Result_{ABC_YEAR}.csv"
abc_df[[nama_col, "qty_year", "unit_price", "annual_value", "value_share",
        "cum_share", "ABC_Class"]].to_csv(abc_out, index=False)
print(f"ABC {ABC_YEAR} selesai → {abc_out}")
abc_df.head(10)

```

6. Menyiapkan Dataset Time Series Jadi tabular Untuk dipakai Model light Gradient Boosting

```

from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

# 1. persiapkan Data
df_agg = df_agg.sort_values([nama_col, tahun_col, bulan_col]).reset_index(drop=True)
# --> Data diurutkan berdasarkan nama obat, tahun, dan bulan
le = LabelEncoder()
df_agg["Obat_ID"] = le.fit_transform(df_agg[nama_col]) # --> lebel encodeer dipakai
untuk mengubah nama obat menjadi angka

# Buat Fitur lags & rolling per item (urut: Tahun, Bulan)
def add_lags(g):
    g = g.sort_values([tahun_col, bulan_col])
    g["qty_lag1"] = g["qty"].shift(1)
    g["qty_lag2"] = g["qty"].shift(2)
    g["qty_lag3"] = g["qty"].shift(3)
    g["qty_lag6"] = g["qty"].shift(6)

```

`g["qty_lag12"] = g["qty"].shift(12) # --> membuat fitur lag. Contoh qty_lag1 artinya jumlah pemakaian obat 1 bulan sebelumnya.`

`g["roll3"] = g["qty"].rolling(3, min_periods=1).mean().shift(1)`

`g["roll6"] = g["qty"].rolling(6, min_periods=1).mean().shift(1)`

`g["roll12"] = g["qty"].rolling(12, min_periods=1).mean().shift(1)`

`#rolling(n).mean().shift(1)` membuat rata-rata pemakaian beberapa bulan terakhir.

Misalnya `roll3` adalah rata-rata 3 bulan terakhir.

`return g`

`df_feat = df_agg.groupby("Obat_ID", group_keys=False).apply(add_lags) # --> Semua dihitung per obat (groupby Obat_ID) agar histori tiap obat tidak tercampur.`

`# Menambah Fitur waktu (musiman)`

`df_feat["month"] = df_feat[bulan_col].astype(int)`

`df_feat["year"] = df_feat[tahun_col].astype(int)`

`df_feat["quarter"] = ((df_feat["month"] - 1) // 3 + 1).astype(int)`

`df_feat["month_sin"] = np.sin(2*np.pi*df_feat["month"]/12.0)`

`df_feat["month_cos"] = np.cos(2*np.pi*df_feat["month"]/12.0)`

`# Imputasi awal lag/rolling → median per item`

`med = df_feat.groupby("Obat_ID")["qty"].median().rename("med")`

`df_feat = df_feat.merge(med, on="Obat_ID", how="left")`

`for c in`

`["qty_lag1", "qty_lag2", "qty_lag3", "qty_lag6", "qty_lag12", "roll3", "roll6", "roll12"]:`

`df_feat[c] = df_feat[c].fillna(df_feat["med"])`

`df_feat.drop(columns=["med"], inplace=True)`

`# (Opsional) Winsorize outlier ringan --> Tujuannya agar distribusi data lebih stabil.`

`q1, q99 = df_feat["qty"].quantile([0.01, 0.99])`

`df_feat["qty"] = df_feat["qty"].clip(q1, q99)`

`# Fitur final`

`FEATURES = [`

`"Obat_ID", "year", "month", "quarter", "month_sin", "month_cos", # --> fitur = adalah variabel input (X) untuk model.`

`"qty_lag1", "qty_lag2", "qty_lag3", "qty_lag6", "qty_lag12", "roll3", "roll6", "roll12" # --> fitur y`

`]`

`TARGET = "qty" # --> adalah label/output (y), yaitu jumlah pemakaian (qty).`

`# Urutkan waktu global pakai period_key (tanpa tanggal) --> Ini memastikan model belajar dari histori ke masa depan, bukan acak.`

`df_feat = df_feat.sort_values(["period_key", "Obat_ID"]).reset_index(drop=True)`

5.

`from lightgbm import LGBMRegressor`

`from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score`

```

import matplotlib.pyplot as plt
# Cek Ukuran Data --> tujuannya kasih info kalau data terlalu sedikit
if len(df_feat) < 10:
    print("PERINGATAN: Data sedikit. Evaluasi bisa tidak stabil.")

#Split Train Test berbasis waktu 80% data train 20% test
split_idx = int(len(df_feat)*0.8) if len(df_feat) > 10 else max(1, len(df_feat)-1)
X_train, y_train = df_feat.loc[:split_idx-1, FEATURES], df_feat.loc[:split_idx-1,
TARGET]
X_test, y_test = df_feat.loc[split_idx:, FEATURES], df_feat.loc[split_idx:, TARGET]
print(f"Ukuran train/test: {len(X_train)}/{len(X_test)}")

#Latih Model LG Boosting
model = LGBMRegressor(
    n_estimators=1000,
    learning_rate=0.045,
    subsample=0.9,
    colsample_bytree=0.9,
    max_depth=-1,
    random_state=42)
# cara kerjanya --> tree pertama menyesuaikan target
# --> Hitung Error sisa dari prediksi tree pertama
# --> Tree berikutnya fokus memperbaiki error itu
# --> ulangi terus sampai 1000 tree
# --> Prediksi akhir adalah = gabungan semua tree dengan bobot kecil
(learning rate)
# --> Subsample & colsample → bikin variasi antar tree, cegah overfitting.

#Evaluasi Model --> latih model di data train
model.fit(X_train, y_train)

#prediksi di data set
y_pred = model.predict(X_test)

#hitung metrik evaluasi
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred)) # kompatibel versi sklearn lama
r2 = r2_score(y_test, y_pred)

# Cetak Matrik
print("\n=== Evaluasi ===")
print(f"MAE : {mae:.4f}")
print(f"RMSE: {rmse:.4f}")
print(f"R² : {r2:.4f}")

#visualisasi hasil di test set tujuan cek apakah pola prediksi mengikuti nilai aktual
plt.figure(figsize=(10,4))

```

```

plt.plot(y_test.values, marker="o", label="Actual")
plt.plot(y_pred, marker="x", label="Predicted")
plt.title("Prediksi Jumlah Obat Keluar (Test Set)")
plt.xlabel("Index waktu (subset test)")
plt.ylabel("Jumlah")
plt.grid(True); plt.legend(); plt.show()

# Simpan feature importance
imp = pd.DataFrame({"feature": FEATURES, "importance":
model.feature_importances_}).sort_values("importance", ascending=False)
imp.to_csv("Feature_Importance.csv", index=False)
print("Feature importance → Feature_Importance.csv")

# Tampilkan 15 fitur teratas di output notebook
imp.head(15)

6.
# 1. Ambil Bulan Terakhir Data
last_period = df_feat["period_key"].max() # --> Ambil bulan terakhir data
last_year = int(last_period // 12) # --> loop 12 kali (bulan depan sampai 12 bulan
kedepan)
last_month = int(last_period % 12) + 1

def next_year_month(y, m):
    m += 1
    if m > 12:
        m = 1
        y += 1
    return y, m

# 2. Siapkan Histori pemakaian per obat sebelum loop Agar gampang ambil nilai bulan-
bulan sebelumnya untuk bikin fitur lag dan rolling.
hist_qty = (
    df_feat.sort_values(["Obat_ID", "period_key"])
    .groupby("Obat_ID")["qty"].apply(list).to_dict()
)

all_ids = sorted(df_feat["Obat_ID"].unique())
id_to_name = dict(zip(df_feat["Obat_ID"], df_feat[nama_col]))

future_rows = []
cur_y, cur_m = last_year, last_month

# 3. Loop 12 kali bulan ke depan Setiap loop pindah ke bulan berikutnya dengan
next_year_month.
for step in range(12):
    cur_y, cur_m = next_year_month(cur_y, cur_m)

```

Hitung tiap musiman di tiap bulan target Musiman kuat di data penjualan. Fitur ini bantu model paham pola berulang.

```
qtr = ((cur_m - 1) // 3 + 1)
msin = np.sin(2 * np.pi * cur_m / 12.0)
mcos = np.cos(2 * np.pi * cur_m / 12.0)
```

Hitung fitur lag dan rolling dari histori

```
feat_list = []
for oid in all_ids:
    seq = hist_qty.get(oid, [])

    def lag(k):
        return float(seq[-k]) if len(seq) >= k else (float(seq[-1]) if len(seq) >= 1 else 0.0)
```

```
qty_lag1 = lag(1)
qty_lag2 = lag(2)
qty_lag3 = lag(3)
qty_lag6 = lag(6)
qty_lag12 = lag(12)
roll3 = np.mean(seq[-3:]) if len(seq) >= 1 else 0.0
roll6 = np.mean(seq[-6:]) if len(seq) >= 1 else 0.0
roll12 = np.mean(seq[-12:]) if len(seq) >= 1 else 0.0
```

```
feat_list.append({
    "Obat_ID": oid,
    "year": cur_y,
    "month": cur_m,
    "quarter": qtr,
    "month_sin": msin,
    "month_cos": mcos,
    "qty_lag1": qty_lag1,
    "qty_lag2": qty_lag2,
    "qty_lag3": qty_lag3,
    "qty_lag6": qty_lag6,
    "qty_lag12": qty_lag12,
    "roll3": roll3,
    "roll6": roll6,
    "roll12": roll12
})
```

4. Prediksi semua obat bulan ini

```
future_X = pd.DataFrame(feat_list)[FEATURES]
y_hat = model.predict(future_X)
```

5. Simpan hasil prediksi & update histori

```
month_df = pd.DataFrame({
```

```

        "Obat_ID": [f["Obat_ID"] for f in feat_list],
        "Tahun": cur_y,
        "Bulan": cur_m,
        "Prediksi": y_hat
    })
    future_rows.append(month_df)

    for oid, pred in zip(month_df["Obat_ID"].values, y_hat):
        hist_qty.setdefault(oid, []).append(float(pred))

# 6. Gabungkan hasil & rapikan lalu simpan ke file
future_all = pd.concat(future_rows, ignore_index=True)
future_all["Prediksi"] = np.maximum(0, np.round(future_all["Prediksi"]).astype(int))
future_all["Nama Obat"] = future_all["Obat_ID"].map(id_to_name)
future_all = future_all[["Nama Obat", "Tahun", "Bulan", "Prediksi"]].sort_values(
    ["Tahun", "Bulan", "Prediksi"], ascending=[True, True, False]
)

forecast_out = "Forecast_12bulan_semua_obat.csv"
future_all.to_csv(forecast_out, index=False)
print(f"Prediksi 12 bulan ke depan → {forecast_out}")

# Contoh tampilan bulan pertama hasil forecast
fy, fm = df_feat["year"].max(), df_feat["month"].max()
first_y, first_m = (fy + (1 if fm == 12 else 0)), (1 if fm == 12 else fm + 1)
print(future_all[(future_all["Tahun"] == first_y) & (future_all["Bulan"] ==
first_m)].head(20))

```