PREDIKSI KEBUTUHAN OBAT ANTIOBIOTIK AMOXICILLIN 500 MG TAB DI RUMAH SAKIT DENGAN MENGGUNAKAN METODE *RECURRENT NEURAL NETWORKS* (RNN)

STUDI KASUS: RUMAH SAKIT UII

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Strata-1
Program Studi Teknik Industri - Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia

Nama : Hafizh Wirzal
No. Mahasiswa : 21522232

PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI PROGRAM SARJANA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA
2025

PERNYATAAN KEASLIAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa skripsi berjudul **"Prediksi Kebutuhan Obat Antibiotik Amoxicillin 500 Mg TAB di Rumah Sakit Menggunakan Metode Recurrent Neural Networks"** yang disusun untuk memenuhi sebagian persyaratan memperoleh gelar Sarjana Teknik Industri di Universitas Islam Indonesia adalah hasil karya saya sendiri, kecuali bagian yang dikutip dari sumber lain yang telah disebutkan dalam daftar pustaka. Saya bertanggung jawab penuh atas keaslian skripsi ini.

Yogyakarta, 18 Oktober 2025



(Hafizh Wirzal)
21522232

SURAT BUKTI PENELITIAN

PT. UNISIA EDU MEDIKA
Rumah Sakit
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
Jl. Srandakan Km. 5,5 Wijirejo, Pandak, Bantul, Daerah Istimewa Yogyakarta,
55761 Telp. (Hotline), 1500-204, Website: www.rsuii.co.id Email: contact@rsuii.co.id

Nomor : 317/1/08/X/2025
Lampiran : -
Perihal : **Keterangan Selesai Penelitian**

Kepada Yth.
Sekretaris Program Studi Teknik Industri
Universitas Islam Indonesia
di tempat

Assalamu'alaikum wr wb,

Dengan hormat,
Puji dan Syukur kita panjatkan kehadirat Allah SWT atas segala nikmat yang kita rasakan sehingga dapat beraktivitas dengan lancar.

Menindaklanjuti surat dari Sekretaris Program Studi Teknik Industri Universitas Islam Indonesia nomor: 40/penelitian TA/Sek.Prodi.S1/20/TI/IV/2025 perihal Penelitian yang dilaksanakan di Rumah Sakit Universitas Islam Indonesia oleh:

Nama Mahasiswa	:	**Hafizh Wirzal**
NIM	:	**21522232**
Program Studi	:	**S-1 Teknik Industri**
Judul Penelitian	:	**Penerapan Model *Deep Learning* Untuk Memprediksi Kebutuhan Obat Antiobiotik Amoxicillin 500 Mg Tab di Rumah Sakit dengan Menggunakan Metode *Recurrent Neural Networks* (RNN)**

Bersama surat ini kami menginformasikan bahwa yang bersangkutan telah **SELESAI** melakukan penelitian di Rumah Sakit Universitas Islam Indonesia.

Demikian surat ini kami sampaikan, atas perhatian dan kerjasamanya kami ucapkan terima kasih.

Wassalamu'alaikum wr wb.

Yogyakarta, 06 Oktober 2025
Direktur Utama

dr. Mulyo Hartana, Sp.PD

LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING

PREDIKSI KEBUTUHAN OBAT ANTIOBIOTIK AMOXICILLIN 500 MG TAB DI RUMAH SAKIT DENGAN MENGGUNAKAN METODE *RECURRENT NEURAL NETWORKS* (RNN)
STUDI KASUS: RUMAH SAKIT UII

TUGAS AKHIR

Disusun Oleh :

Nama : Hafizh Wirzal
No. Mahasiswa : 21522232

Yogyakarta, 20 November 2025

Dosen Pembimbing

(Dr. Agus Mansur, S.T., M.Eng.Sc., IPU)
NIK. 985220102

LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI

PREDIKSI KEBUTUHAN OBAT ANTIOBIOTIK AMOXICILLIN 500 MG TAB DI RUMAH SAKIT DENGAN MENGGUNAKAN METODE *RECURRENT NEURAL NETWORKS* (RNN)
STUDI KASUS: RUMAH SAKIT UII

TUGAS AKHIR

Disusun Oleh :
Nama : Hafizh Wirzal
No. Mahasiswa : 21522232

Telah dipertahankan di depan sidang penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata-1 Teknik Industri Fakultas Tekonologi Industri Universitas Islam Indonesia

Yogyakarta, 19 November 2025

Tim Penguji

Dr. Ir. Agus Mansur, S.T., M.Eng.Sc., IPU	
Ketua	
Wahyudhi Sutrisno, S.T., M.M., M.T	
Anggota I	
Dr. Joko Sulistio, S.T., M.Sc., M.T	
Anggota II	

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Industri Program Sarjana
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia

Ir. Muhammad Rizwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D., IPM

NIK. 015220101

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillāhi rabbil ‘ālamīn, segala puji bagi Allah SWT yang telah melimpahkan Rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini sebagai bagian untuk memenuhi syarat stuid di Program Studi Teknik Industri Program Sarjana, Universitas Islam Indonesia. Dengan segala kerendahan hati dan rasa syukur yang mendalam, skripsi ini penulis persembahkan kepada orang tua tercinta yaitu bapak Afrizal dan ibuk Wiwi Rahmawati, yang telah memberikan doa, dukungan, kasih sayang, dan motivasi tak terhingga dalam perjalanan hidup penulis. Kepada dosen pembimbing, Bapak Dr. Ir. Agus Mansur, S.T., M.Eng.Sc., IPU., atas arahan dan bimbingannya selama masa perkuliahan dan para pengajar yang telah membimbing penulis dengan sabar serta telah memberikan ilmu pengetahuan yang berharga. Kepada orang terdekat, para sahabat, dan para teman-teman penulis yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang telah memberikan motivasi dan semangat dalam mengerjakan skripsi ini. Serta kepada Allah SWT, sumber segala ilmu, hikmah, dan kekuatan.

MOTTO

"Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya"
(Q.S Al Baqarah: 286)

"Never stop trying, never stop believing, never give up, your day will come"
(Paolo Maldini)

KATA PENGANTAR

Alhamdulillāhi rabbil ‘ālamīn, puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat, taufik, dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan laporan Tugas Akhir ini dengan judul **“Prediksi Obat Antibiotik Amoxicillin 500 Mg Tab di Rumah Sakit Menggunakan Metode *Recurrent Neural Networks*”**. Tidak lupa shalawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW yang telah membimbing seluruh manusia dari zaman kegelapan hingga zaman terang saat ini. Sehingga penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Hari Purnomo, M.T., IPU, ASEAN.Eng selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
2. Bapak Dr. Drs. Imam Djati Widodo, M.Eng. Sc., selaku Ketua Jurusan Teknik Industri, Universitas Islam Indonesia.
3. Bapak Ir. Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D., IPM selaku Ketua Program Studi Teknik Industri Program Sarjana Universitas Islam Indonesia.
4. Bapak Dr. Ir. Agus Mansur, S.T., M.Eng.Sc., IPU., selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir penulis yang berkenan untuk membimbing, mengarahkan, memberikan saran dan ilmu yang sangat bermanfaat, serta motivasi kepada penulis.
5. Bapak dan Ibu Dosen Teknik Industri Universitas Islam Indonesia yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat kepada penulis selama masa perkuliahan.
6. Bapak Ravin yang senantiasa memberikan ilmu dan memberikan masukan dalam proses pengerjaan skripsi ini.
7. Ibu Linda dan semua staff di Rumah Sakit UII yang telah mengizinkan penulis untuk menggunakan data untuk peniltian.
8. Kedua orang tua penulis, yaitu Bapak Afrizal dan Ibu Wiwi Rahmawati yang selalu memberikan doa, motivasi, serta dukungan moral maupun material sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
9. Seorang yang dekat dengan penulis yang selalu mendampingi serta motivasi selama proses penyusunan penelitian ini sehingga penulis dapat menyelesaikannya dengan baik.
10. Teman kelompok bimbingan, yaitu Akila Ravindra Adzaki yang selalu sedia membantu penulis saat penulisan Tugas Akhir.
11. Kepada teman-teman MnM yang senantiasa menemani penulis dari awal kuliah sampai proses penyusunan tugas akhir ini.

Yogyakarta, 18 Oktober 2025



(Hafizh Wirzal)
21522232

ABSTRAK

Ketersediaan obat yang tepat waktu dan sesuai dengan kebutuhan merupakan aspek penting dalam menjaga kualitas pelayanan rumah sakit. Ketidaktepatan dalam pengaturan persediaan dapat menimbulkan risiko *overstock* yang menyebabkan pemborosan, atau *stockout* yang menghambat pelayanan medis. Sama halnya dengan rumah sakit, keterlambatan distribusi antibiotik Amoxicillin 500 mg dapat berdampak pada keterlambatan terapi pasien. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem prediksi kebutuhan Amoxicillin 500 mg dengan menerapkan metode *Recurrent Neural Networks* (RNN). Data yang digunakan mencakup catatan historis penggunaan obat, jumlah kunjungan pasien, stok obat, serta tren musiman. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data primer dan sekunder, pra-pemrosesan data, pengembangan arsitektur model, pelatihan, serta evaluasi menggunakan RMSE berdasarkan hasil prediksi model RNN diperoleh dengan hasil sebesar 74,67, dan MAPE sebesar 11,78%. Metode Linear Regresi digunakan sebagai pembanding metode konvensional yang menghasilkan hasil MAPE sebesar 51,00% dan MAPE sebesar 172,79. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model RNN mampu mengenali pola permintaan antibiotik secara lebih akurat dibandingkan metode Regresi Linear. Penerapan model ini dapat membantu rumah sakit mengurangi risiko *overstock* serta *stockout* manajemen logistik di gudang farmasi. Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi terhadap penerapan *deep learning* dalam mendukung pengambilan keputusan pada manajemen persediaan obat.

Kata kunci: *Recurrent Neural Networks*, *Deep Learning*, Prediksi Obat, Amoxicillin, Manajemen Stok

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN ii
SURAT BUKTI PENELITIAN iii
LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING iv
LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI v
HALAMAN PERSEMBAHAN vi
MOTTO vii
KATA PENGANTAR viii
ABSTRAK ix
DAFTAR ISI x
DAFTAR TABEL xii
DAFTAR GAMBAR xiii
BAB I 1
PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 7
1.3 Tujuan Penilitian 7
1.4 Manfaat Penilitian 8
1.5 Batasan Penilitian 8
1.6 Sistematika Penilitan 9
BAB II 11
TINJAUAN PUSTAKA 11
2.1 Kajian Liteatur 11
2.2 Landasan Teori 19
2.2.1 Supply Chain Management 19
2.2.2 Management Logistik 20
2.2.3 Deep Learning 21
2.2.4 Time Series 22
2.2.5 Forecasting 23
2.2.6 *Recurrent Neural Networks* (RNN) 23
2.2.7 Regresi Linear 24
BAB III 27
METODE PENILITIAN 27
3.1 Objek Penilitian 27
3.2 Metode Pengumpulan Data 27
3.2.1 Data Primer 27
3.2.2 Data Sekunder 28
3.3 Metode Pengolahan Data 28
3.4 Diagram Alir Penilitian 30
BAB IV 33
PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA 33
4.1 Pengumpulan Data 33
4.2 Pengolahan Data 36
4.2.1 *Reprossecing* Data 36
4.2.2 Membuat Model Recurrent Neural Network (RNN) 37
4.2.3 *Training Model* 39

4.2.4 Evaluasi Model 40
4.2.5 Hasil Prediksi 42
4.2.6 MAPE dan RSME 44
BAB V 47
PEMBAHASAN 47
5.1 Analisis Hasil Prediksi *Recurrent Neural Network* (RNN) 47
5.4 Analisis Eror MAPE dan RMSE 49
5.5 Perbandingan Metode *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan *Linear Regresion* 50
5.6 Perbandingan Hasil Prediksi *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan *Linear Regresion* 51
5.7 Perbandingan dengan Peniltian Lainnya 52
5.7 Kelemahan Penilitian 53
BAB VI 54
PENUTUP 54
6.1 Kesimpulan 54
6.2.1 Saran Bagi Perusahaan 55
6.2.2 Saran Bagi Peneliti Selanjutnya 56
DAFTAR PUSTAKA 58
LAMPIRAN 61

DAFTAR TABEL

Tabel 1. 1 Sistematika Penilitian 9
Tabel 2. 1 Kajian Literatur 18
Tabel 4. 1 Data Antibiotik Amoxicillin 500 Mg Tab 33
Tabel 5. 1 Hasil Prediksi Amoxicillin 500 Mg TAB 47

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Penggunaan Antibiotik di Indonesia 5
Gambar 3. 1 Alur Penilitian 30
Gambar 4. 1 *Reprossecing* Data 36
Gambar 4. 2 Membuat Model RNN 38
Gambar 4. 3 Training Model RNN 39
Gambar 4. 4 Potongan Kode Evaluasi Model 41
Gambar 4. 5 Potongan Kode Program Prediksi Penjualan Antibiotik Amoxicillin 500Mg Tab 42
Gambar 4. 6 Prediksi Penjualan/Kebutuhan Antibiotik Amoxcillin 500Mg Tab 43
Gambar 4. 7 Potongan Kode Program MAPE 45
Gambar 4. 8 Potongan Kode RMSE 46
Gambar 5. 1 Prediksi Kebutuhan Antibiotik Amoxicillin 500Mg Tab 48
Gambar 5. 2 Hasil MAPE dan RMSE Prediksi Penjualan 49
Gambar 5. 3 Perbandingan Hasil Model 51

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Rumah sakit merupakan sesuatu yang sangat krusial dalam sistem pelayanan kesehatan, dimana bertangungg jawab langsung atas pelayanan terhadap pasien, pemilihan kesehata, dan keselamatan pasien. Keberhasilan suatu rumah sakit dalam hal tersebut bergantung pada dukungan logistik dan operasional yang mumpuni, dan salah satu yang paling penting adalah ketersediaan obat-obatan yang cukup dan memadai. Ketersediaan obat yang memadai di rumah sakit merupakan aspek yang penting dalam sistem pelayanan kesehatan di rumah sakit itu sendiri. Tanpa pengelolaan yang cermat, rumah sakit rawan menghadapi masalah perhitungan kebutuhan obat yang tidak akurat yang pada akhirnya dapat menyebabkan merusak kualitas pelayanan medis. Ketersediaan obat yang tidak sesuai dengan permintaan dapat berdampak negatif terhadap kualitas pelayanan medis, mulai dari keterlambatan penanganan pasien. Pengelolaan obat yang efisien sangat penting untuk menjamin keberhasilan manajemen rumah sakit secara kesuluruhan dan dapat menghindaari perhitungan kebutuhan obat yang tidak akurat dikutip dari penilitian terdahulu (Eniza Anggraiani, 2022). Namun pada kenyataannya, rumah sakit di Indonesia masih menghadapi tantangan dalam mengelola permintaan dan penyediaan obat. Ketidakselarasan antara jumlah obat yang tersedia dengan jumlah yang dibutuhkan sering kali menyebabkan dua kondisi yang merugikan. Pertama kelebihan stok (*overstock*) dapat menyebabkan risiko kedaluwarsa obat yang secara langsung berdampak pada kerugian finansial dan pemborosan anggaran rumah sakit. Kedua, kekurangan stok (*stockout*) justru lebih kritis karena dapat secara langsung menghambat proses pelayanan medis dan bahkan dapat membahayakan keselamatan pasien karena penundaan atau ketiadaan pengobatan yang diperlukan. Manajemen stok yang kuran terukur, terutama pada sistem kesehatan yang mempunyai sumber daya terbatas dapat memperparah kesenjangan layanan Kesehatan. Beberapa penilitian bahkan menemukan kesalahan dalam mengelola stok obat yang dapat menyebabkan biaya operasional membengkak dan mengurangi kualitas pekayanan (Rabibisoa Giovanni, 2024). Kondisi ini menunjukkan perlunya ada sistem peramalan permintaan yang lebih akurat terhadap proses kebutuhan medis (obat-obatan), khususnya di lingkungan rumah sakit. Salah satu produk obat yang sangat penting dalam pelayanan medis adalah tablet antibiotik Amoxicillin 500 mg.

Amoxicillin merupakan salah satu antibiotik golongan β-laktam yang paling banyak digunakan di Indonesia. Penelitian di Puskesmas Magepanda pada Oktober–Desember 2023 menunjukkan bahwa Amoxicillin tablet menjadi antibiotik yang paling sering diresepkan, yaitu sebesar 64,5% dari seluruh resep antibiotik (Yuliana & Meta, 2023). Temuan serupa diperoleh di Puskesmas Bima Maroa, di mana 84% pasien infeksi saluran pernapasan atas (ISPA) mendapatkan Amoxicillin sebagai terapi lini pertama dengan durasi penggunaan selama lima hari pada sebagian besar kasus (Fitri dkk., 2023). Tingginya angka penggunaan ini tidak hanya dipengaruhi oleh praktik klinis, tetapi juga oleh tingkat pengetahuan masyarakat. Studi di Dusun Srijaya, Klaten (2023) menunjukkan bahwa tingkat pengetahuan masyarakat mengenai Amoxicillin mencapai 79%, termasuk kategori "baik", sehingga mendorong kecenderungan tingginya penggunaan antibiotik tersebut (Sari, 2023).

Dari aspek peresepan oleh tenaga kesehatan, penelitian Kusumawardani dkk. (2024) menyatakan bahwa Amoxicillin merupakan antibiotik yang paling dominan diresepkan di Puskesmas terakreditasi Kota Depok, yakni sebesar 61% pada Puskesmas dasar dan 83,9% pada Puskesmas tingkat menengah. Namun, penelitian tersebut juga menemukan adanya ketidaktepatan dalam dosis, frekuensi, dan durasi pemberian yang berpotensi meningkatkan risiko resistensi (Kusumawardani dkk., 2024). Pada tingkat nasional, tinjauan sistematis oleh Limato dkk. (2022) menguatkan bahwa Amoxicillin termasuk antibiotik yang paling banyak digunakan di layanan rawat jalan di Indonesia, menegaskan posisinya sebagai terapi utama untuk berbagai infeksi bakteri di masyarakat.

Melihat tingginya penggunaan Amoxicillin, baik di fasilitas kesehatan maupun di masyarakat, serta adanya temuan penggunaan yang belum sepenuhnya rasional, penelitian terkait penggunaan Amoxicillin menjadi sangat penting. Evaluasi yang komprehensif diperlukan untuk meningkatkan ketepatan terapi, mendukung kebijakan penggunaan antibiotik yang bijak, serta mencegah peningkatan resistensi bakteri.

Sejalan dengan permasalahan tersebut, kebutuhan akan sistem peramalan obat yang akurat dan efektif menjadi sangat mendesak, terutama untuk antibiotik yang memiliki peran vital dalam penanganan infeksi bakteri. Antibiotik digunakan untuk menghambat pertumbuhan atau membunuh bakteri penyebab penyakit (Delta, 2024), dan tenaga kesehatan meresepkannya apabila pasien terdiagnosis mengalami infeksi bakteri. Dalam kondisi tertentu, antibiotik juga diberikan sebagai pencegahan pada pasien dengan imunitas rendah, serta pada luka yang telah terinfeksi (Ainun Wulandari, 2022). Tingginya angka penggunaan antibiotik di

fasilitas pelayanan kesehatan menuntut pengelolaan yang tepat agar tidak terjadi overstock ataupun stockout, yang keduanya dapat mengganggu pelayanan. Ketersediaan antibiotik di rumah sakit tidak hanya merupakan kebutuhan operasional, tetapi juga suatu keharusan untuk menjamin keberlangsungan pelayanan medis, menangani kondisi darurat, dan memastikan mutu layanan kepada pasien. Oleh karena itu, pengembangan sistem prediksi permintaan antibiotik yang lebih andal menjadi langkah strategis dalam mendukung program penggunaan antibiotik secara bijak serta mencegah terjadinya resistensi.

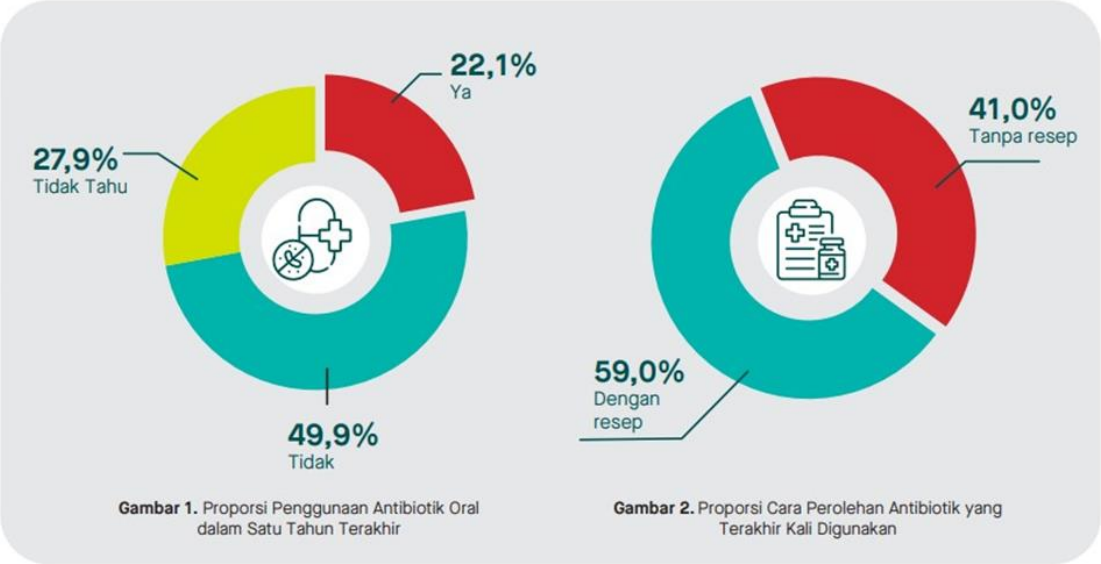
Salah satu fasilitas kesehatan yang menghadapi tantangan terkait pengelolaan obat adalah Rumah Sakit UII Yogyakarta. Sebagai rumah sakit yang terus berkembang, RS UII perlu memastikan pengelolaan antibiotik dilakukan secara optimal, mengingat penggunaannya sangat penting dalam tata laksana infeksi. Berdasarkan hasil wawancara dengan Ibu Fatma Nur Hudaifa, S. Farm selaku Supervisor Farmasi RS UII, tingginya kebutuhan Amoxicillin terutama dipengaruhi oleh peningkatan jumlah kunjungan rawat jalan, sehingga konsumsi antibiotik menjadi lebih tinggi daripada perkiraan kebutuhan awal. Kondisi ini menyebabkan stok amoxicillin 500 mg tablet sempat tidak mencukupi (stockout), sehingga pelayanan medis mengalami hambatan. Pasien yang membutuhkan terapi terkadang harus menunggu atau diberikan alternatif obat yang efektivitasnya tidak selalu setara, berpotensi memperlambat penanganan infeksi, meningkatkan risiko perburukan kondisi pasien, serta menurunkan tingkat kepuasan terhadap layanan rumah sakit.

Kekurangan stok termasuk kategori stockout, salah satu risiko utama dalam manajemen persediaan obat di rumah sakit. Sebaliknya, jika terjadi overstock, risiko kerugian finansial dan pemborosan anggaran meningkat akibat potensi kedaluwarsa obat. Permasalahan ini menunjukkan bahwa manajemen stok yang kurang terukur, khususnya pada produk Amoxicillin 500 mg tablet, dapat menurunkan kualitas pelayanan rumah sakit secara keseluruhan. Untuk mencegah kejadian serupa, diperlukan sistem prediksi permintaan yang lebih akurat dan efektif.

Metode konvensional yang hanya memperhitungkan tren visual atau rata-rata dari data historis mungkin kurang mampu memperkirakan perubahan kebutuhan secara cepat, terutama pada kondisi darurat atau saat terjadi lonjakan kasus infeksi. Pemanfaatan data historis permintaan Amoxicillin 500 mg tablet dalam perhitungan prediksi berbasis kecerdasan buatan, seperti *Recurrent Neural Networks* (RNN), dapat menjadi alternatif yang efektif. Proses pelatihan RNN memungkinkan model meneruskan pola dari periode sebelumnya ke periode

berikutnya, sehingga prediksi kebutuhan obat dapat lebih akurat. Dikutip dari Supriyanti (2016), Surat Keputusan Menkes RI No. 228/2002 tentang Pedoman Penyusunan Standar Pelayanan Minimal Rumah Sakit menyatakan bahwa rumah sakit memerlukan dukungan sistem informasi manajemen rumah sakit (SIMRS) yang handal untuk memberikan pelayanan kesehatan standar kepada masyarakat. Salah satu metode yang terbukti efektif untuk memodelkan data kompleks terkait prediksi kebutuhan obat berdasarkan data historis adalah RNN, sehingga penerapannya dapat membantu meminimalkan risiko stockout dan overstock, sekaligus mendukung manajemen persediaan obat yang lebih efisien dan berkelanjutan.

Recurrent Neural Network (RNN) adalah sebuah metode Deep Learning yang dapat melakukan pembelajaran terhadap pola yang terdapat di dalam data sekuensial. Recurrent Neural Network (RNN) memiliki kemampuan untuk “mengingat” elemen data yang telah “dipelajari” sebelumya. Dengan kemampuan ini maka RNN mampu memprediksi sebuah elemen (urutan elemen) data yang akan muncul kemudian berdasarkan data input sebelumnya (Nadhira Lubis, 2024). Penerapan model RNN dalam peramalan kebutuhan antibiotik memberikan potensi besar dalam peningkatan efisiensi manajemen farmasi rumah sakit. Selain membantu pihak rumah sakit dalam pengambilan keputusan pengadaan, model ini juga dapat mengurangi kemungkinan terjadinya kekurangan ataupun kelebihan stok yang dapat merugikan pihak rumah sakit. Berbeda dengan metode prediksi lainnya, RNN memiliki kemampuan untuk menyimpan informasi yang memungkinkan untuk mengingat informasi dari masa lalu dan menggunakan informasi tersebut untuk memprediksi masa depan (Cahya Alkahfi, 2024). Hal ini memungkinkan RNN untuk memahami tren jangka panjang serta salah satu metode paling fleksibel untuk prediksi kebutuhan medis, termasuk dalam hal pengelolaan logistik di rumah sakit. Dengan demikian, beberapa risiko yang mungkin terjadi, seperti risiko overstock dan stockout dapat diminimalkan, sehingga pengunaan antibiotik dapat lebih terkendali. Selain itu, dalam konteks manajemen obat (farmasi) di rumah sakit, penggunaan metode prediktif berbasis kecerdasan buatan seperti Recurrent Neural Networks (RNN) menunjukkan peluang yang signifikan untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat dan akurat. Sebagai ilustrasi terhadap pentingnya pengelolaan antibiotik yang tepat, grafik di bawah ini menyajikan data mengenai penggunaan antibiotik oral dalam satu tahun terakhir serta cara perolehannya.



Gambar 1. 1 Penggunaan Antibiotik di Indonesia

Diagram lingkaran diatas menyajikan data mengenai penggunaan antibiotik oral dalam satu tahun terakhir dan cara perolehannya. Grafik di atas menunjukkan bahwa 22,1% responden pernah menggunakan antibiotik oral dalam satu tahun terakhir, sementara 49,9% tidak menggunakannya, dan 27,9% tidak mengetahui apakah mereka menggunakannya. Ini mengindikasikan bahwa meskipun sebagian kecil populasi mengonsumsi antibiotik oral, masih ada ketidakpastian yang signifikan di kalangan responden mengenai riwayat konsumsi mereka. Lebih lanjut, Gambar 2 mengungkapkan proporsi cara perolehan antibiotik yang terakhir kali digunakan: 59,0% diperoleh dengan resep, namun 41,0% sisanya diperoleh tanpa resep. Proporsi yang cukup besar dari perolehan antibiotik tanpa resep ini merupakan masalah serius, karena dapat mendorong penggunaan yang tidak tepat dan berkontribusi pada peningkatan resistensi antibiotik, yang merupakan ancaman kesehatan global.

Pemilihan Recurrent Neural Network (RNN) sebagai metode peramalan kebutuhan obat didasarkan pada kemampuannya dalam mengolah data runtut waktu (*time series*) secara lebih efektif dibandingkan metode statistik dan machine learning konvensional. RNN memiliki struktur memori internal yang memungkinkan model menyimpan informasi dari periode sebelumnya, sehingga pola musiman, tren jangka panjang, serta fluktuasi permintaan obat dapat dipelajari secara lebih mendalam. Penelitian menunjukkan bahwa model berbasis RNN mampu memberikan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan ARIMA, regresi linear, maupun algoritma non-sekuensial seperti Random Forest atau SVM, terutama pada data dengan hubungan non-linear dan dinamika tinggi (Zhao et al., 2020; Fawaz et al., 2019). Sejumlah studi dalam lima tahun terakhir juga menegaskan bahwa RNN dan

pengembangannya efektif dalam memprediksi permintaan penyakit, obat, serta tren pelayanan kesehatan dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi (Chen et al., 2021).

Meskipun demikian, RNN memiliki keterbatasan dalam mempertahankan memori jangka panjang karena informasi lama cenderung hilang atau tertimpa seiring masuknya data baru, sebagaimana diungkapkan dalam penelitian Bengio et al. (1994). Keterbatasan ini melatarbelakangi pengembangan arsitektur lanjutan seperti Long Short-Term Memory (LSTM) yang mampu mengelola memori secara lebih stabil melalui mekanisme memory cells dan gate units (Izza Luthfi Rais, 2020). Sejalan dengan itu, penelitian oleh Intan Cahya (2025) menunjukkan bahwa penggunaan RNN–LSTM mampu memberikan performa prediksi yang kuat pada sebagian sampel, dengan akurasi tertinggi sebesar 84,87% dan sensitivitas 85,26%. Model juga mencatat spesifisitas tertinggi pada nilai 0,87 untuk sampel tertentu, menandakan kemampuannya dalam membedakan data positif dan negatif secara akurat. Namun, performa model menurun ketika jumlah sampel diperbesar menjadi 98, dengan akurasi menurun menjadi 67,35% dan sensitivitas turun menjadi 62,80%, yang mengindikasikan bahwa efektivitas model dapat dipengaruhi oleh kompleksitas dan ukuran data.

Secara visual, tren pada grafik penelitian tersebut menunjukkan bahwa akurasi dan sensitivitas tertinggi berada pada kisaran 84%–85%, sedangkan nilai terendah berkisar pada 67%–62%. Spesifisitas yang berada pada rentang 0,80–0,87 juga menjadi indikator penting dalam mendeteksi perbedaan antara kasus kanker dan non-kanker. Temuan ini menegaskan bahwa arsitektur LSTM efektif dalam memanfaatkan pola jangka panjang maupun informasi penting pada data sekuensial sehingga meningkatkan akurasi prediksi. Oleh sebab itu, pendekatan RNN–LSTM dianggap sebagai solusi andal untuk pengambilan keputusan medis, sekaligus memperkuat dasar pemilihan RNN dalam peramalan kebutuhan antibiotik yang memiliki pola permintaan fluktuatif dan sangat dipengaruhi oleh dinamika kunjungan pasien.

Berdasarkan permasalahan sebelumnya, penggunaan RNN dalam penelitian ini diharapkan memberikan hasil yang mampu meningkatkan akurasi peramalan kebutuhan Amoxicillin di RS UII, sehingga kejadian kekurangan stok akibat lonjakan penggunaan khususnya pada layanan rawat jalan dapat dicegah. Dengan kemampuan RNN dalam mempelajari pola permintaan obat dari waktu ke waktu, model ini diharapkan mampu mendeteksi tren peningkatan penggunaan lebih dini dan menyediakan prediksi yang lebih stabil dibandingkan metode konvensional.

Ke depannya, penerapan RNN memungkinkan rumah sakit melakukan perencanaan pengadaan obat secara lebih proaktif, menyesuaikan jumlah permintaan dengan kebutuhan aktual, serta meminimalkan risiko stockout maupun overstock. Hal ini pada akhirnya dapat meningkatkan kualitas pelayanan farmasi, memastikan ketersediaan antibiotik esensial seperti Amoxicillin, serta mendukung kebijakan penggunaan obat yang lebih efisien dan berkelanjutan.

Berdasarkan latar belakang permasalahan tersebut, maka penilitian ini mengusulkan penerapan metode Recuurent Neural Networks (RNN) sebagai pendekatan prediktif untuk memodelkan kebutuhan obat, khususnya antibiotik, guna meningkatkan akurasi estimasi permintaan, meminimalkan risiki overstock dan stockout, serta dapat mendukung pengelolaan efisiensi pengelolaan logistik obat di rumah sakit.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Hasil penerapan metode *Deep Learning,* khususnya *Recurrent Neural Networks* (RNN), dalam memprediksi permintaan Amoxicillin 500 mg tablet di rumah sakit menunjukkan potensi yang signifikan dalam membantu manajemen persediaan obat. Dengan kemampuan RNN dalam memproses data runtut waktu (*time series*), rumah sakit dapat memodelkan fluktuasi permintaan obat yang kompleks dan dinamis, sehingga prediksi kebutuhan obat menjadi lebih akurat dibandingkan metode manual atau perhitungan konvensional.
2. Tingkat akurasi prediksi menggunakan RNN perlu dibandingkan dengan metode tradisional, seperti *Linear Regression*, untuk mengevaluasi keunggulan metode tersebut. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa RNN mampu menangkap pola musiman, tren jangka panjang, dan fluktuasi yang tidak linear dalam data permintaan obat, sehingga prediksi yang dihasilkan lebih tepat dan dapat meminimalkan risiko *stockout* atau *overstock*.
3. Rekomendasi pengelolaan stok obat berdasarkan hasil pemodelan prediksi permintaan menggunakan RNN dapat membantu rumah sakit dalam menyusun strategi penyediaan obat secara lebih optimal. Dengan data historis permintaan yang dimanfaatkan sebagai input model, rumah sakit dapat menentukan jumlah stok yang tepat, menyesuaikan distribusi obat, dan memastikan ketersediaan Amoxicillin 500 mg tablet untuk pasien tanpa menimbulkan pemborosan anggaran akibat kelebihan stok.

1.3 Tujuan Penilitian

Penilitian ini bertujuan untuk:

1. Mengimplementasikan model *Recurrent Neural Networks* (RNN) dalam memprediksi permintaan Amoxicillin 500 mg di rumah sakit berbasis data historis.
2. Menganalisis akurasi prediksi antara metode RNN dan metode Linear Regresi dalam memprediksi kebutuhan Amoxicillin 500 mg.
3. Memberikan rekomendasi dalam pengelolaan stok antibiotik Amoxicillin 500 Mg Tab di Rumah Sakit UII berdasarkan hasil pemodelan prediksi permintaan menggunakan metode *Recurrent Neural Networks* (RNN).

1.4 Manfaat Penilitian

Penelitian ini diharapkan memberikan berbagai manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat akademis

   Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan keilmuan di bidang teknik industri, khususnya dalam penerapan metode *Recurrent Neural Networks* (RNN) dalam konteks manajemen logistik farmasi.
2. Manfaat untuk Rumah Sakit

   Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu manajemen Rumah Sakit UII dalam meningkatkan efisiensi sistem pengelolaan obat, khususnya antibiotik.
3. Manfaat Ekonomis

   Optimalisasi pengadaan dan penyimpanan antibiotik akan berdampak langsung pada efisiensi anggaran.
4. Manfaat Sosial dan Kesehatan Masyarakat

   Dengan meningkatkan ketersediaan obat khususnya Amoxicillin 500 mg secara tepat waktu dan rasional, kualitas pelayanan kesehatan kepada masyarakat meningkat.

1.5 Batasan Penilitian

Penelitian ini memiliki beberapa batasan, antara lain:

1. Penelitian hanya mencakup data historis permintaan antibiotik di Rumah Sakit UII dalam periode waktu tertentu. Data dari fasilitas kesehatan lain, seperti puskesmas atau apotek luar, tidak termasuk dalam penelitian ini.
2. Fokus penelitian terbatas pada jenis obat antibiotik, khususnya Amoxicillin 500 mg tablet, sehingga jenis obat lain tidak dianalisis.
3. Variabel yang dianalisis dibatasi pada jumlah penggunaan antibiotik, jumlah kunjungan pasien, dan pola musiman. Faktor lain seperti jenis penyakit, usia pasien, kondisi klinis, atau kebijakan pengadaan obat tidak termasuk dalam ruang lingkup penelitian.

4. Penelitian tidak membahas aspek etika klinis, kebijakan penggunaan antibiotik, atau manajemen keuangan rumah sakit, melainkan hanya berfokus pada prediksi kebutuhan obat berdasarkan data historis.
5. Data yang digunakan adalah data internal rumah sakit, dan tidak terintegrasi dengan data eksternal atau sumber lainnya.Penelitian hanya mencakup data historis permintaan antibiotik di Rumah Sakit UII dalam periode waktu tertentu. Data dari fasilitas kesehatan lain, seperti puskesmas atau apotek luar, tidak termasuk dalam penelitian ini.

1.6 Sistematika Penilitan

Penulisan laporan ini disusun dengan sistematika sebagai berikut:

Tabel 1. 1 Sistematika Penilitian

BAB I	**PENDAHULUAN** Berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan penelitian, dan sistematika penulisan.
BAB II	**TINJAUAN PUSTAKA** Membahas teori-teori yang mendasari Penelitian, termasuk konsep, dan materi yang dijadikan sebagai acuan dari penilitian ini.
BAB III	**METODE** Menjelaskan pendekatan penelitian, jenis dan sumber data, serta metode analisis yang digunakan. Bab ini meliputi metode pengumpulan data, analisis data yang digunakan. Metode yang digunakan pada penilitian kali ini yaitu metode *Recurrent Neural Network* (RNN).
BAB IV	**PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA** Membahas data yang diperoleh dari perusahaan atau instansi terkait. Data yang yang dibutuhkan untuk penilitian ini berupa jumlah penggunaan obat harian/bulanan, jumlah kunjungan pasien, data tren musiman,

	stok awal dan sisa stok obat, jenis dan klasifikasi obat.
BAB V	**PEMBAHASAN** Pembahasan merupakan bab yang mengulas, analisis dan membahas secara mendalam interpretasi hasil data, dengan mengaitkan temuan yang ada di lapangan dengan tujuan penilitian serta mengevaluasi tingka efektivitas metode yang diterapkan.
BAB VI	**PENUTUP** Penutup berisi kesimpulan dari kesuluruhan penilitian. Serta saran yang dapat diterapkan sebagai acuan bagi penilti selanjutnya. Kesimpulan disusun berdasarkan temuan dan hasil pembahasan, sedangkan saran disusun dengan mempertimbangkan tantangan dan peluang yang ada.
DAFTAR PUSTAKA	Daftar pustaka mencantumkan semua sumber literatur yang digunakan dalam laporan tugas akhir, seperti jurnal, buku, dan referensi lainnya yang mendukung penelitian ini
LAMPIRAN	Lampiran memuat dokumentasi-dokumentasi yang dilakukan peniliti untuk kebutuhan penilitian selama melakukan penilitian.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kajian Liteatur

Penelitian terkait penggunaan metode *Recurrent Neural Network* (RNN) telah banyak dilakukan, terutama pada kasus yang melibatkan data berurutan (*time series*). RNN menjadi populer karena kemampuannya dalam mengenali pola temporal, sehingga banyak digunakan dalam prediksi cuaca, kesehatan, jaringan komputer, hingga manajemen obat. Beberapa penelitian berikut menjadi dasar literatur penting dalam penelitian ini.

Salah satu penelitian awal yang menunjukkan efektivitas RNN pada data sekuensial dilakukan oleh oleh (Raihan Aldiaz Rahman, 2024). Penelitian ini memanfaatkan RNN (*Recurrent Neural Network*) yaitu jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang secara spesifik dibuat untuk mengatasi data berurutan, seperti teks, waktu, dan audio. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi temperatur lingkungan di kota London menggunakan data historis iradiasi matahari. Pada penilitian ini metode *Recurrent Neural Network* (RNN) digunakan untuk mengidentifikasi temperatur lingkungan seperti temperatur udara yang terjadi di sekitar suatu lokasi, dengan cara diukur dalam satuan *Celsius* (°C) atau *Fahrenheit* (°F). Dalam penelitian ini, prediksi temperature menggunakan irradiance dengan metode *Recurrent Neural Network* guna mengetahui efektif atau tidaknya model RNN dan menciptakan harapan positif terhadap keberhasilan model dalam memprediksi kondisi temperatur pada lingkungan. *Recurrent Neural Network* dapat melakukan prediksi dengan sangat baik dan memberikan hasil yang stabil dan konsisten. Pada percobaan ini *Recurrent Neural Network* tidak menggunakan *accurary*.

Selanjutnya, penerapan RNN juga terlihat pada penelitian yang dilakukan oleh (Eros Fikri Syahram, 2020) mengembangkan model RNN untuk memprediksi posisi matahari yang digunakan sebagai referensi pengaturan sudut panel surya. Hasil penelitian menegaskan bahwa keberhasilan model RNN sangat bergantung pada pemilihan arsitektur dan parameter yang tepat. Temuan ini relevan dengan penelitian ini karena pemilihan parameter seperti epoch, batch size, dan jumlah neuron juga mempengaruhi akurasi prediksi kebutuhan obat.

Penggunaan RNN dalam analisis pola data yang lebih komplek dijelaskan dalam penelitian yang dilakukan oleh (Muhammad Rafly Yusuf, 2025) dimana RNNs dipilih karena kemampuannya dalam memproses data sekuensial dan menangkap pola temporal,

yang sangat relevan dalam analisis lalu lintas jaringan. Implementasi RNNs untuk deteksi anomali pada website berbasis localhost berfokus pada pengawasan dan deteksi dini terhadap aktivitas mencurigakan. Berdasarkan hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa penerapan *Recurrent Neural Networks* (RNN) untuk deteksi anomali pada lalu lintas jaringan terbukti efektif dan memberikan performa yang superior. Model RNN yang dilatih berhasil mengekstraksi pola temporal dari data sekuensial, menghasilkan akurasi klasifikasi yang tinggi dan meminimalkan tingkat *false positive* dalam mengidentifikasi anomali siber.

Dalam konteks prediksi kesehatan, penilitian (Akhdan Aziz Ghozi, 2022) menunjukkan efektivitas RNN dalam memprediksi kasus COVID-19 di Provinsi Lampung. Karena data COVID-19 merupakan *time series*, RNN mampu menangkap pola temporal yang penting melalui lapisan-lapisan jaringannya. Model dengan konfigurasi tertentu menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang rendah pada data pelatihan dan data pengujian, membuktikan kemampuan RNN untuk memberikan prediksi kasus aktif secara akurat.

RNN juga diterapkan dalam bidang bioinformatika, seperti yang dijelaskan pada penelitian yang dilakukan oleh (MHD. Hidayat, 2023) dimana penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi interaksi obat-target menggunakan pendekatan *machine learning*, terutama RNN. Dengan menggabungkan data interaksi protein-protein dari pangkalan data OMIM dan STRING, penelitian ini berpotensi memberikan pandangan yang lebih dalam tentang protein-protein yang signifikan dalam konteks kanker. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pemodelan *Recurrent Neural Network* memiliki tingkat akurasi dengan arsitektur LSTM adalah sebesar 93% serta dengan 0.05% tingkat *Mean Square Error* sedangkan dengan arsitektur *Bidirectional* LSTM adalah sebesar 97% serta dengan 0.01% tingkat *Mean Square Error*. Hasil ini diharapkan dapat memberikan landasan untuk penemuan obat-obatan baru terutama obat herbal, terutama untuk pengobatan penyakit kanker. Kesimpulan dari penilitian ini adalah interaksi antara protein-protein menggunakan data dari pangkalan data STRING menghasilkan 1.476 interaksi protein dalam format yang sesuai. Berdasarkan hasil tersebut penggunaan model *Bidirectional* LSTM jauh lebih baik dalam memprediksi sesuatu daripada model LSTM biasa, karena akurasinya lebih tinggi dan tingkat kealahannya lebih rendah. Selain itu, ada temuan yang penting bahwa dua protein NTRK2 dan VEGFA, yang relevan dengan interaksi protein dtemukan dalam tanaman obat.

Dalam konteks manajemen obat, penilitian (Fajri Yanti, 2024) menggunakan *Long Short Term Memory* (LSTM) untuk memperkirakan stok lima jenis obat di Puskesmas Beber, dengan tujuan mengatasi masalah kelebihan atau kekurangan stok yang sering terjadi akibat manual perencanaan yang tidak akurat. Metodologi yang diterapkan adalah CRISP-DM, yang mencakup tahap pemahaman data, persiapan penanganan data dengan nilai yang hilang, pemodelan menggunakan LSTM, dan evaluasi dengan MAPE. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model LSTM memiliki kinerja yang "sangat baik" untuk empat obat dengan nilai MAPE di bawah 10% dan "baik" untuk satu obat lainnya, menandakan efektivitas metode ini dalam peramalan deret waktu. Kombinasi hyperparameter yang optimal untuk semua obat yang diuji adalah batch_size 16, epochs 100, dan optimizer 'adam'. Dengan nilai MAPE terendah sebesar 4,82% pada Tablet Vitamin B Kompleks, penelitian ini menyimpulkan bahwa metode LSTM efektif dalam memperkirakan stok obat dan hasilnya dapat digunakan sebagai pertimbangan dalam perencanaan inventarisasi obat.

Pengembangan model gabungan juga banyak dilakukan, salah satunya oleh (Jason Nathaniel, 2022) menerapkan model Jaringan Saraf Tiruan Konvolusional Non-Pooling (CNN)-Memori Jangka Pendek-Panjang (LSTM) dalam memprediksi penggunaan obat harian di rumah sakit serta menilai kinerjanya dibandingkan dengan model CNN-LSTM standar dan LSTM. Data yang digunakan berasal dari catatan penggunaan obat di sebuah rumah sakit di Jakarta pada tahun 2021 untuk proses pelatihan dan 90 hari pertama di tahun 2022 untuk tahap validasi. Pengujian model mencakup berbagai kombinasi parameter seperti filter, unit, epoch, laju pembelajaran, dan lapisan Max Pooling untuk mencapai nilai Kesalahan Kuadrat Rata-rata (RMSE) terendah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Nonpooling CNN-LSTM menghasilkan RMSE terendah, yaitu 39.63529315 untuk prediksi dalam 30 hari dan 54.68132489 untuk prediksi dalam 90 hari. Meskipun demikian, model Nonpooling CNN-LSTM lebih rentan terhadap perubahan parameter dan lebih mudah mengalami overfitting dibandingkan dengan CNN-LSTM, karena tidak adanya lapisan Max Pooling yang membuat model menyerap terlalu banyak pola dari data pelatihan. Penelitian ini menyimpulkan bahwa pemilihan kombinasi parameter yang tepat sangat memengaruhi kemampuan model untuk belajar dari data dengan baik.

Perbandingan metode *deep learning* dan metode klasik juga dilakukan oleh (François Mbonyinshuti, 2024) menjelaskan bahwa perbandingan kinerja model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam

memprediksi permintaan lima jenis obat teratas di rantai pasokan kesehatan publik Rwanda dari tahun 2015 hingga 2022. Tujuannya adalah untuk mengoptimalkan rantai pasokan obat dengan menemukan model prediksi yang paling akurat. Penilaian dilakukan dengan menggunakan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE) dan R-squared (R2). Hasil analisis menunjukkan bahwa model LSTM jauh lebih unggul dibandingkan ARIMA, dengan nilai RMSE sebesar 2. 0 untuk data pelatihan dan 2. 043 untuk data pengujian, serta nilai R2 yang tinggi sebesar 0. 952 dan 0. 912, secara berurutan. Sebaliknya, model ARIMA menunjukkan hasil yang buruk dengan RMSE 9. 35 (pelatihan) dan 8. 926 (pengujian), serta nilai R2 yang sangat rendah (0. 24 dan 0. 16). Ini menunjukkan bahwa LSTM lebih efektif dalam menangkap pola kompleks dalam data deret waktu yang besar dan tidak mudah mengalami overfitting. Kesimpulannya, studi ini merekomendasikan penggunaan model LSTM untuk perkiraan permintaan obat demi meningkatkan efektivitas manajemen rantai pasokan kesehatan.

Selain penelitian secara langsung (Fahimeh Hosseinnia Shavaki, 2022) melakukan tinjauan sistematis terhadap 43 publikasi yang mencakup tahun 2016 hingga 2021 untuk memeriksa pemanfaatan *Deep Learning* dalam Manajemen Rantai Pasokan. Temuan dari analisis menunjukkan bahwa peramalan, khususnya dalam peramalan permintaan dan penjualan, merupakan masalah yang paling sering dibahas dalam SCM yang memanfaatkan DL, diikuti oleh manajemen kualitas dan manajemen keuangan. Di antara berbagai algoritme DL, Recurrent Neural Network (RNN), khususnya Long Short-Term Memory (LSTM), dan Convolutional Neural Network (CNN) merupakan yang paling sering digunakan. Studi ini juga mengungkapkan bahwa, secara keseluruhan, model DL melampaui algoritme pembelajaran mesin tradisional seperti SVM, Random Forest, dan ARIMA, sebagaimana dinilai oleh metrik evaluasi termasuk RMSE dan MAPE. Meskipun tren publikasi meningkat dalam beberapa tahun terakhir, penerapan DL dalam SCM masih dalam tahap awal, dengan distribusi yang tidak merata, terutama terkonsentrasi di sektor barang konsumsi, makanan, dan pertanian. Tinjauan ini menyimpulkan bahwa banyak area dalam SCM yang belum diselidiki secara memadai menggunakan DL, seperti manajemen risiko dan perencanaan rantai pasokan, yang menghadirkan peluang untuk penelitian di masa mendatang.

Prediksi dalam rantai pasokan kesehatan lainnya dikaji oleh (Ibrahim M. Hezam, 2024) mengimplementasikan algoritma machine learning untuk memprediksi ketepatan waktu pengiriman obat dalam manajemen rantai pasokan kesehatan menggunakan kumpulan data

dari tahun 2006 hingga 2016. Model yang digunakan meliputi *Gradient Boosting* (GB), *Histogram Gradient Boosting* (HGB), dan *CatBoost* (CB). Data diproses melalui berbagai teknik, seperti penghapusan nilai yang hilang dan normalisasi, serta pemilihan fitur melalui metode seperti *Pearson Correlation*, uji *chi-square*, dan *Principal Component Analysis* (PCA). Sebagai kesimpulan, model CB yang diusulkan dapat digunakan untuk meningkatkan manajemen inventaris, kepuasan pasien, dan manajemen risiko di HSCM dengan memberikan prediksi pengiriman yang akurat. Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan karena ukuran kumpulan data yang kecil, sehingga disarankan untuk menggunakan kumpulan data yang lebih besar dan model pembelajaran mendalam di masa mendatang untuk meningkatkan kinerja.

Dalam bidang farmasi klinis penelitian oleh (Ehizogie Paul Adeghe, 2024) menunjukkan peran pembelajaran *Machine Learning* dalam analisis prediktif untuk hasil kesehatan pasien dalam bidang farmasi. Pada penilitian ini meneliti terkait implikasi, aplikasi, dan tantangan yang terkait dengan penggunaan algoritma *Machine Learning* untuk memperkirakan hasil kesehatan pasien. Aplikasi utama yang dibahas meliputi prediksi kepatuhan pengobatan, pemodelan perkembangan penyakit, dan personalisasi rejimen pengobatan. Penelitian ini juga menyoroti peran penting sumber data seperti catatan kesehatan elektronik dan data dari perangkat yang dapat dikenakan. Kesimpulan yang didapatkan yaitu, analisis prediktif yang didukung oleh *Machine Learning* menghadirkan potensi signifikan untuk mengubah perawatan farmasi dari reaktif menjadi proaktif, personal, dan berpusat pada pasien, yang mengarah pada peningkatan kepatuhan pengobatan dan hasil kesehatan yang lebih baik.

Di sisi lain, penelitian yang dilakukan oleh (Bashaer Abdurahman Mousa, 2023) menjelaskan bahwa *Machine learning* (ML) dan *deep learning* digunakan untuk meramalkan permintaan obat, dengan tujuan mengatasi masalah kelebihan atau kekurangan stok yang dapat memengaruhi kepuasan konsumen dan keuntungan. Para peneliti menilai metode konvensional seperti *linear regression*, *decision trees*, dan *Random Forest* (RF), di samping teknik *deep learning* seperti *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Meskipun model ML tradisional dapat bekerja dengan baik pada *dataset* kecil, mereka sering kesulitan dengan data non-linear dan sering menunjukkan akurasi yang lebih rendah. Sebaliknya, model *deep learning*, khususnya LSTM, telah menunjukkan kinerja yang lebih unggul dalam prediksi permintaan, efektif mengelola data non-linear dan secara otomatis mengekstraksi *feature*, meskipun

memerlukan *dataset* yang besar dan komputasi yang intensif. Kesimpulan dari berbagai penelitian menunjukkan bahwa akurasi prediksi dapat ditingkatkan secara signifikan dengan menggunakan algoritma *deep learning* yang mampu menangkap pola kompleks dan non-linear dalam data *time series*. Namun, ketersediaan *dataset* yang tidak dapat diakses publik menjadi tantangan yang cukup besar dalam penelitian ini. Studi mendatang disarankan untuk menggunakan *dataset* yang lebih besar dan metode *deep learning* yang lebih kompleks, seperti *bidirectional LSTM*, sambil juga mempertimbangkan faktor eksternal yang memengaruhi permintaan untuk meningkatkan akurasi peramalan.

Isu kalangan obat juga diteliti oleh (Raman Pall, 2023) yang menjelaskan bahwa menggunakan model *machine learning* untuk memprediksi kelangkaan obat di Kanada dengan memeriksa data penjualan dari 22 apotek bersama dengan catatan kelangkaan historis. Model ini berhasil mengkategorikan kelangkaan menjadi empat level yang berbeda (*none*, *low*, *medium*, *high*) dengan tingkat akurasi 69% dan nilai kappa 0.44, satu bulan sebelumnya, tanpa bergantung pada informasi inventaris pemasok. Selain itu, model ini secara akurat memprediksi 59% dari kelangkaan yang dianggap memiliki dampak paling signifikan. Temuan menunjukkan bahwa *predictor* paling krusial adalah data kelangkaan dari bulan-bulan sebelumnya (menyumbang 39,6% dari total kontribusi model) dan kelangkaan dalam kategori obat yang relevan. *Predictor* signifikan tambahan mencakup rata-rata hari pasokan per pasien dan total hari pasokan. Studi ini menyimpulkan bahwa model ini dapat membantu apoteker dalam mengoptimalkan pesanan dan manajemen inventaris mereka untuk mengurangi dampak kelangkaan obat pada pasien dan operasional. Meskipun demikian, model ini menunjukkan keterbatasan dalam menilai kelangkaan yang paling parah, menyoroti perlunya penyelidikan lebih lanjut yang menggabungkan data tambahan seperti keandalan produsen dan inventaris pemasok.

Kontribusi Ml dalam prediksi penyakit dijelaskan oleh (Md Azharul Islam, 2025) menjelaskan peran *machine learning* (ML) dan analitik prediktif dalam mendeteksi penyakit secara dini serta mengoptimalkan layanan kesehatan. Berdasarkan analisis kualitatif terhadap berbagai literatur ilmiah, penelitian ini mengungkapkan bahwa model ML mampu memprediksi munculnya penyakit kronis seperti diabetes, penyakit jantung, dan kanker sebelum gejala terlihat dengan menganalisis data dalam jumlah besar. Kemampuan ini memungkinkan intervensi awal dan pengelolaan sumber daya rumah sakit yang lebih efisien, termasuk alokasi staf. Di samping itu, algoritma deep learning telah menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan dengan radiolog manusia dalam

mendeteksi tumor dari gambar medis. ML juga berkontribusi dalam personalisasi pengobatan dengan menganalisis data genetik untuk menyesuaikan rencana perawatan bagi pasien secara individual. Namun, tantangan signifikan seperti privasi data, bias algoritma dalam data historis, dan interoperabilitas sistem yang berbeda masih harus diatasi untuk memastikan penerapan ML yang etis dan adil dalam sektor kesehatan. Kerja sama antara spesialis medis dan ilmuwan data dianggap krusial untuk memaksimalkan potensi penuh dari teknologi ini. Integrasi ML dengan teknologi canggih seperti natural language processing dan perangkat wearable diharapkan dapat meningkatkan kapabilitas model dan menciptakan ekosistem kesehatan yang lebih terintegrasi dan proaktif.

Dalam konteks risiko rantai pasokan, penelitian (Mahmoud M. Bassiouni, 2023) membandingkan berbagai pendekatan *deep learning* (DL) untuk memprediksi risiko pengiriman dalam rantai pasokan di tengah pembatasan yang disebabkan oleh pandemi COVID-19. Metode yang diuji mencakup arsitektur RNN (*Long Short-Term Memory, Bidirectional* LSTM, dan *Gated Recurrent Unit*) serta *Temporal Convolutional Network* (TCN). Model-model ini dirancang untuk memprediksi apakah suatu pengiriman akan berhasil diekspor ke tujuan tertentu. Hasil numerik menunjukkan bahwa TCN, yang merupakan model gabungan RNN dan CNN, mencapai akurasi hampir 100% dalam memprediksi risiko pengiriman. Kinerja yang sangat baik ini membuktikan bahwa kombinasi arsitektur RNN dan CNN dapat secara signifikan meningkatkan performa model prediksi. Selain itu, TCN juga menunjukkan efisiensi komputasi yang lebih baik dan waktu training yang lebih singkat dibandingkan dengan model RNN lainnya. Kesimpulan utama dari penelitian ini adalah bahwa TCN merupakan solusi DL yang sangat menjanjikan untuk peramalan risiko rantai pasokan, yang memungkinkan pengambilan keputusan proaktif untuk meningkatkan ketahanan rantai pasokan.

Sebagai penutup, beberapa penelitian seperti yang dilakukan oleh (Alfida Tegar Nurani, 2023) metode regresi linear merupakan sebuah metode analisis statistik untuk melakukan prediksi menggunakan pengembangan hubungan antara dua atau lebih variabel. Hubungan tersebut bersifat fungsional dan disajikan dalam bentuk matematis.

Menurut (Lestari, 2023) Metode regresi linier adalah suatu alat atau metode dalam ilmu statistic yang dapat digunakan untuk menentukan suatu pengaruh dari satu atau lebih variabel pada satu variabel. Kelebihan regresi linier sendiri yaitu untuk melakukan proses analisis regresi lebih akurat dalam analisis korelasi karena analisis menunjukkan sulitnya

menunjukkan derajat perubahan satu variabel dari variabel yang lain yang dapat ditentukan.

Tabel 2. 1 Kajian Literatur

Penulis	Obyek (Industri)			Metode	
	Rumah Sakit	Obat	Penyakit	Deep Learning	Recurrent Neural Networks (RNN)
(Akhdan Aziz Ghozi, 2022)			√		√
(Calvin Rinaldy Leonard, 2024)			√	√	
(Rendra Soekarta, 2023)		√	√	√	
(Intan Cahya, 2025)			√		√
(Rivanda Putra Pratama, 2021)		√		√	√
(MHD. Hidayat, 2023)		√	√		√
(Cahya, 2025)			√		√
(William L. Galanter, 2021)	√		√	√	
(Abdullah Aman Khan, 2021)			√	√	
(Dongguang Li, 2020)	√	√		√	
(Ni Luh Gede Candra Leswari, 2024)	√				√
(Bagas Oxy Exa Andriyansyah, 2022)			√		√
(Sertan Serte, 2021)			√	√	
(Hamed Jelodar, 2020)			√		√
(Medycha Emhandyksa, 2023)			√	√	

Penelitian-penelitian terbaru menunjukkan bahwa pemanfaatan deep learning, terutama arsitektur Recurrent Neural Network (RNN), Long Short-Term Memory (LSTM), dan variasinya, semakin berkembang dalam berbagai bidang kesehatan dan pemrosesan data sekuensial. Beragam studi telah mengimplementasikan RNN untuk memprediksi kasus penyakit, seperti COVID-19 dan kanker, serta untuk menganalisis pola biologis seperti interaksi protein-protein. Di sisi lain, kemajuan teknologi deep learning juga dimanfaatkan untuk klasifikasi citra medis, termasuk citra sinar-X paru, CT scan, hingga deteksi komplikasi penyakit menggunakan citra termogram. Aplikasi deep learning tidak hanya terbatas pada analisis medis, tetapi juga dikembangkan untuk mendeteksi detak jantung dari video real-time, klasifikasi kesehatan umum pasien, hingga identifikasi jenis obat berbasis citra. Beberapa penelitian turut menggabungkan deep learning dengan pendekatan

lain seperti federated learning atau process mining untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi prediksi dalam konteks klinis. Secara keseluruhan, tren penelitian menunjukkan bahwa deep learning berkembang menjadi alat prediktif dan analitis yang sangat kuat, mampu mengelola data kompleks dan menghasilkan performa tinggi dalam diagnosis, klasifikasi, serta prediksi berbasis data deret waktu.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Supply Chain Management

Supply chain management adalah seperangkat pendekatan yang diterapkan untuk mencapai efisiensi integrasi supplier, manufaktur, gudang, danpenyimpanan, sehingga barang dapat diproduksi dan didistribusikan dalam jumlah yang tepat, lokasi yang tepat, waktu yang tepat untuk meminimalkan biaya dan memberikanlayanan yang memuaskan konsumen (Wulandari R. N., 2016). Penjelasan *Supply Chain Management* (SCM) Manajemen Rantai Pasokan (SCM) adalah sistem yang terintegrasi yang mencakup orang, alat, proses, sumber daya, dan teknologi dalam produksi serta distribusi barang akhir kepada pelanggan. Konsep ini mengintegrasikan berbagai aspek, mulai dari pergerakan bahan mentah atau produk setengah jadi dari pemasok menuju produsen, hingga proses transformasi dan pengiriman barang jadi atau layanan kepada konsumen. Untuk menjaga kelancaran aliran material dan produk, penting untuk melakukan manajemen operasi pada rantai pasokan. Di era teknologi saat ini, memiliki sistem rantai pasokan yang canggih menjadi salah satu keunggulan kompetitif bagi perusahaan. SCM bertujuan untuk meningkatkan efisiensi, kelincahan, dan efektivitas seluruh jaringan.

Dalam lingkungan rumah sakit, penerapan SCM sangat berperan, terutama dalam pengelolaan obat-obatan, yang sering disebut sebagai Manajemen Rantai Pasokan Kesehatan (HSCM). Pengeluaran untuk obat-obatan merupakan bagian terbesar dari anggaran di rumah sakit, bahkan bisa mencapai 40-50% dari total biaya operasional. Berikut adalah hubungan antara SCM dan obat-obatan di rumah sakit:

1. Menjamin Ketersediaan dan Kualitas Obat

   Pengelolaan obat yang efektif sangat penting untuk keberhasilan manajemen rumah sakit secara keseluruhan dan mencegah kesalahan dalam perhitungan kebutuhan obat. Pemerintah, melalui JKN, menetapkan bahwa rumah sakit harus menyediakan obat yang aman, berkualitas, bermanfaat, dan terjangkau. Proses perencanaan hingga

evaluasi obat sangat signifikan demi menjamin ketersediaan obat yang cukup dan tepat waktu sehingga pasien dapat menerima perawatan yang sesuai.

2. Menghindari *Overstock* dan *Stockout*

   Kesalahan dalam perencanaan persediaan obat dapat mengakibatkan kelebihan stok (*overstock*) atau kekurangan stok (*stockout*), yang dapat memengaruhi layanan farmasi.

3. *Overstock* dapat menyebabkan obat menjadi kedaluwarsa dan menyebabkan kerugian finansial, sementara stockout lebih berbahaya karena dapat menghambat pelayanan medis dan mengancam keselamatan pasien. Oleh karena itu, diperlukan sistem peramalan yang tepat untuk memprediksi kebutuhan obat secara efisien.

4. Pengurangan Biaya dan Peningkatan Efisiensi

   Manajemen obat yang efektif sangat penting demi keberhasilan manajemen rumah sakit secara keseluruhan. Penelitian menunjukkan bahwa kesalahan dalam pengelolaan persediaan obat dapat mengakibatkan pembengkakan biaya operasional. Perencanaan yang keliru dapat memicu kerugian finansial bagi Puskesmas. Dengan prediksi yang benar, rumah sakit bisa mengontrol anggaran pengeluaran dan memaksimalkan penggunaan sumber daya yang ada.

5. Pemanfaatan Teknologi untuk Prediksi: Untuk menghadapi tantangan ini, penelitian menekankan perlunya menggunakan teknologi berbasis data seperti *machine learning* (ML) dan *deep learning* (DL) dalam peramalan kebutuhan obat. Metode-metode tersebut, seperti *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short Term Memory* (LSTM), dapat menganalisis data historis untuk memproyeksikan permintaan di masa depan dengan lebih tepat. Tujuan dari penerapan ini adalah untuk beralih dari model pelayanan kesehatan yang reaktif menjadi yang lebih proaktif dan pencegahan.

2.2.2 Management Logistik

Manajemen logistik adalah suatu penerapan prinsip-prinsip manajemen dalam kegiatan logistik dengan tujuan agar pergerakan personil dan barang dapat dilakukan secara efektif danefisien (Naela Afiya, 2022). Dalam konteks rumah sakit, manajemen logistik obat sangat penting karena keberhasilan terapi pasien sangat bergantung pada tersedianya obat yang tepat. Oleh karena itu, setiap tahap dalam siklus logistik wajib dijalankan secara sistematis dan berbasis data untuk mendukung efektivitas pengambilan keputusan. Manajemen logistik mencakup aktivitas perencanaan kebutuhan, pengadaan, penerimaan, penyimpanan, pendistribusian, hingga pengendalian stok obat yang harus dilakukan secara

terpadu untuk menghindari ketidakseimbangan persediaan seperti stockout maupun overstock. Pengelolaan yang tidak optimal dapat menyebabkan gangguan layanan, peningkatan biaya operasional, serta risiko keselamatan pasien.

Efektivitas manajemen logistik sangat dipengaruhi oleh kemampuan fasilitas kesehatan dalam menjalankan sistem pencatatan, monitoring stok, serta evaluasi penggunaan obat secara berkala. Metode pengendalian stok seperti FIFO dan FEFO, serta penggunaan sistem informasi logistik, terbukti efektif dalam mengurangi risiko obat kedaluwarsa dan meningkatkan rotasi stok. Selain itu, evaluasi menggunakan pendekatan ABC–VEN juga dapat membantu rumah sakit menentukan prioritas obat berdasarkan nilai dan tingkat kepentingannya, sehingga manajemen persediaan menjadi lebih terarah (Wijaya, 2023). Dengan demikian, manajemen logistik obat tidak hanya berfokus pada pemindahan barang, tetapi juga memerlukan analisis kebutuhan, pengendalian biaya, serta pemanfaatan data historis untuk mendukung pengambilan keputusan yang tepat.

2.2.3 Deep Learning

Deep learning adalah pendekatan pembelajaran yang menekankan pemahaman konsep dan penguasaan kompetensi secara mendalam dalam cakupan materi yang lebih sempit (Arman Abdullah, 2025). Ide dasar dari teknik ini diambil dari cara otak manusia memproses informasi, di mana pengolahan data dilakukan secara bertahap mulai dari yang paling sederhana hingga yang paling rumit.

Teknologi *deep learning* dapat belajar tanpa banyak intervensi manusia dalam proses rekayasa fitur. Hal ini membuat deep learning dapat diterapkan dalam berbagai area seperti pengenalan wajah, suara, bahasa alami, dan analisis citra medis, termasuk dalam sektor kesehatan, di mana teknologi ini digunakan untuk meramalkan penyakit, mendeteksi kanker melalui gambar radiologi, hingga memperkirakan kebutuhan obat di rumah sakit.

Beberapa algoritma yang sering diterapkan dalam deep learning mencakup *Convolutional Neural Networks* untuk analisis visual, *Recurrent Neural Networks* dan variannya seperti LSTM untuk data yang bersifat berurutan seperti catatan medis atau permohonan obat, serta *Autoencoders* untuk menemukan anomali. Karena kemampuannya yang luar biasa dalam mengenali pola yang rumit, *deep learning* telah menjadi salah satu metodologi terkuat dalam pengembangan sistem kecerdasan buatan saat ini.

2.2.4 Time Series

Time series merupakan rangkaian observasi yang tersusun secara kronologis dan digunakan untuk memahami dinamika temporal suatu sistem melalui pola masa lalu, hubungan antarnilai, serta struktur ketergantungan antar waktu. Secara teoritis, deret waktu dipandang sebagai realisasi dari proses stokastik X_t, di mana nilai saat ini umumnya merupakan fungsi dari nilai-nilai masa lalu yang direpresentasikan oleh autokorelasi. Analisis deret waktu menekankan pentingnya sifat stasioneritas, yaitu kondisi ketika rata-rata, varians, dan autokovarians tidak berubah sepanjang waktu. Stasioneritas menjadi syarat fundamental karena sebagian besar model pemodelan klasik, seperti AR, MA, ARMA, dan ARIMA, memerlukan stabilitas tersebut agar estimasi parameter konsisten dan prediksi dapat dilakukan secara reliabel. Oleh sebab itu, tahapan awal analisis biasanya meliputi visualisasi, dekomposisi, dan pengujian stasioneritas sebelum proses pemodelan dilakukan.

Pemodelan time series secara umum terbagi menjadi dua pendekatan utama, yaitu pendekatan parametrik dan nonparametrik. Pendekatan parametrik mengasumsikan bentuk struktural tertentu pada fungsi hubungan antara nilai saat ini dan nilai lag, meliputi model linear seperti ARIMA maupun model non-linear seperti *Threshold Autoregressive* (TAR), *Smooth Transition Autoregressive* (STAR), dan model volatilitas seperti GARCH. Model parametrik linear sangat efisien dan memiliki interpretabilitas tinggi, tetapi terbatas dalam menangkap dinamika kompleks yang bersifat non-linear atau perubahan rezim. Sebaliknya, model nonparametrik memberikan fleksibilitas lebih tinggi karena tidak menetapkan bentuk fungsi tertentu, namun menuntut volume data besar untuk estimasi parameter yang akurat. Kerangka pemodelan klasik ini kemudian berkembang ke arah model non-linear yang lebih adaptif, yang diharapkan mampu menangkap fenomena seperti heteroskedastisitas, autokorelasi jangka panjang, maupun respons sistem yang berbeda pada kondisi nilai tertentu.

Seiring perkembangan teknologi dan meningkatnya volume data, pendekatan time series modern mulai mengintegrasikan metode *deep learning*, seperti RNN, LSTM, GRU, serta model berbasis CNN, yang mampu menangkap pola non-linear dan hubungan jangka panjang yang tidak dapat ditangani oleh pendekatan parametrik tradisional. Metode berbasis jaringan saraf memberikan kemampuan representasi yang lebih kuat, terutama untuk data multivariat dan berskala besar dengan dinamika kompleks. Meskipun demikian, seluruh pendekatan pemodelan

deret waktu pada akhirnya diarahkan untuk memenuhi tujuan utama yaitu melakukan forecasting atau peramalan dengan akurat.

2.2.5 Forecasting

Peramalan (forecasting) adalah proses memperkirakan nilai di masa depan berdasarkan pola dan informasi historis yang telah terjadi sebelumnya. Dalam konteks manajemen persediaan obat, peramalan digunakan untuk memprediksi kebutuhan obat pada periode mendatang sehingga rumah sakit dapat melakukan perencanaan stok secara lebih akurat dan efisien.

Menurut Makridakis et al. (2019), peramalan merupakan komponen penting dalam pengambilan keputusan yang bersifat operasional maupun strategis karena hasilnya dapat membantu organisasi mengantisipasi permintaan, mengurangi risiko, serta meningkatkan efisiensi rantai pasokan. Pada data time series, metode peramalan berfokus pada identifikasi pola seperti tren, musiman, siklus, dan fluktuasi acak untuk menghasilkan prediksi yang tepat.

Secara umum, metode permalan terbagi menjadi dua jenis utama:

1. Metode Kualitatif, yaitu peramalan berbasis opini ahli atau intuisi, biasanya digunakan ketika data historis terbatas.
2. Metode Kuantitatif, yaitu peramalan berbasis data matematis dan statistik. Pada penelitian modern, metode kuantitatif telah berkembang dari model statistik klasik (misalnya Linear Regresi) menuju model berbasis machine learning dan deep learning seperti RNN, LSTM, dan GRU yang mampu mempelajari pola non-linear secara lebih efektif.

Dalam konteks prediksi kebutuhan obat, model peramalan yang akurat sangat penting untuk mencegah *stockout* maupun *overstock*, sehingga pelayanan kesehatan dapat berjalan optimal.

2.2.6 *Recurrent Neural Networks* (RNN)

Recurrent Neural Network (RNN) merupakan jaringan syaraf *feedforward* dengan prinsip memproses informasi dengan memperhatikan langkah waktu atau berdasar urutan kata (R.A.Pramunendar, 2022). Berbeda dengan jaringan saraf tradisional (jaringan saraf maju) yang hanya memproses input dalam satu arah dan tidak memiliki kemampuan untuk menyimpan ingatan, RNN dapat mengingat informasi dari input sebelumnya melalui desain

umpan balik, sehingga sangat efektif untuk data yang memiliki hubungan waktu atau urutan.

Pada RNN, keluaran dari satu langkah waktu akan digunakan sebagai bagian dari input untuk langkah waktu selanjutnya. Hal ini memungkinkan jaringan untuk mengenali pola berurutan dan hubungan jangka pendek dalam data. Meskipun demikian, RNN standar memiliki kekurangan dalam mengingat informasi dalam jangka waktu yang panjang karena masalah gradien yang menghilang atau gradien yang meledak selama proses pelatihan, membuat bobot pembelajaran menjadi tidak stabil. Untuk mengatasi masalah tersebut, variasi dari RNN telah dikembangkan, seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) yang dirancang untuk menyimpan informasi lebih lama dan mengatur aliran informasi dengan lebih efektif. Dalam bidang kesehatan, terutama dalam farmasi, RNN sering dimanfaatkan untuk meramalkan kebutuhan obat, menganalisis tren permintaan, dan mendeteksi pola penggunaan obat berdasarkan data masa lalu. Kemampuan RNN dalam memahami data berurutan menjadikannya sangat berguna dalam mendukung pengambilan keputusan logistik dan manajemen rantai pasokan dengan cara yang pintar.

2.2.7 Regresi Linear

Regresi linear berganda adalah salah satu cara untuk melakukan prediksi yang melibatkan dua atau lebih variabel yaitu variabel pemberi pengaruh dan variable terpengaruh (Alfanda Novebrian Maharadja, 2021). Meskipun sederhana dan mudah diterapkan, regresi linear memiliki keterbatasan karena hanya mampu menangkap hubungan yang bersifat linier. Pada kasus prediksi yang melibatkan data waktu (*time series*) seperti permintaan obat harian yang dipengaruhi oleh tren dan pola musiman, metode ini kurang akurat. Oleh karena itu, metode yang lebih kompleks seperti *Recurrent Neural Network* (RNN) sering digunakan karena mampu mengenali pola data historis dan hubungan temporal dengan lebih baik.

2.2.8 Pra-Pemrosesan Data Time Series

Pra-pemrosesan data time series merupakan tahap penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam proses prediksi memiliki kualitas yang baik dan siap diproses oleh model. Tahap awal meliputi pembersihan data (data cleaning), seperti menangani nilai hilang, mengoreksi data yang tidak konsisten, serta mengatasi outlier yang dapat mengganggu pola asli dalam data. Selain itu, data deret waktu sering kali memerlukan transformasi seperti differencing untuk mengurangi tren atau log transformation untuk

menstabilkan variabilitas. Hyndman & Athanasopoulos (2021) menekankan bahwa tanpa proses pembersihan dan transformasi yang tepat, model prediksi—baik statistik maupun deep learning—akan kesulitan mengidentifikasi pola temporal secara akurat.

Tahap berikutnya adalah normalisasi atau standardisasi data agar nilai berada dalam skala yang seragam, terutama ketika menggunakan model RNN atau LSTM yang sensitif terhadap perbedaan skala. Teknik seperti Min-Max Scaling atau Z-score Standardization digunakan untuk mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan stabilitas model. Selain itu, pembentukan data sekuensial melalui sliding window diperlukan untuk menyusun pola hubungan antar-waktu agar dapat dipelajari oleh model deret waktu. Penambahan fitur berbasis waktu seperti bulan, hari, atau pola musiman juga dapat meningkatkan akurasi model dalam mengidentifikasi siklus permintaan. Torres et al. (2021) menunjukkan bahwa pra-pemrosesan yang tepat merupakan faktor utama yang menentukan kualitas hasil peramalan, terutama pada data kesehatan yang bersifat fluktuatif dan dipengaruhi banyak variabel eksternal.

2.2.9 Evaluasi Model Prediksi

a. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

   Mean Absolute Percentage Error MAPE digunakan untuk mengukur rata-rata persentase kesalahan prediksi terhadap nilai aktual (Danang Arifuddin, 2025). Rumus MAPE adalah

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n}\sum\left|\frac{At-Ft}{At}\right| \text{ x } 100\%$$

   Di mana At adalah nilai aktual, Ft adalah nilai hasil prediksi, dan n adalah jumlah data pengamatan. Semakin kecil nilai MAPE, maka semakin tinggi tingkat akurasi model tersebut.

b. *Root Mean Squared Error* (RMSE)

   Root Mean Square Error (RMSE) menyatakan kesalahan dalam bentuk satuan yang sama dengan target aslinya. Memberikan interpretasi yang langsung dalam skala yang sama dengan target semakin kecil nilai RMSE maka semakin baik model prediksi yang dihasilkan (Wulandari W. , 2025). Adapun rumus RMSE sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}(A_t - F_t)^2}{n}}$$

   di mana At adalah nilai aktual, Ft adalah nilai prediksi, $\sum$ adalah jumlah keseluruhan dan n adalah jumlah data. Semakin kecil nilai RMSE, semakin baik performa model,

karena berarti perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual semakin kecil. RMSE sangat sensitif terhadap kesalahan besar (*outlier*), karena kesalahan tersebut dikuadratkan sebelum dirata-ratakan.

BAB III

METODE PENILITIAN

3.1 Objek Penilitian

Objek dalam penilitian ini yaitu obat antibiotik di Rumah Sakit UII yang berlokasi di Bantul, yang dianalisis melalui data historis penggunaan obat antibiotik dalam kurun waktu tertentu. Penilitian ini berfokus pada penerapan metode *Recurrent Neural Networks* (RNN) untuk memodelkan dan memprediksi pola permintaan antibiotik berdasarkan data seperti jumlah penggunaan obat harian/bulanan, jumlah kunjungan pasien, data tren musiman, stok awal dan sisa stok obat. Data diperoleh dari Rumah Sakit UII yang mencatat aktivitas pengeluaran obat harian, mingguan, atau bulanan.

3.2 Metode Pengumpulan Data

Pada tahapan ini melibatkan pengumpulan data yang berkaitan dengan permasalahan yang sedang diteliti. Data yang akurat sangat penting untuk mendukung penilitian agar tujuan yang diharapkan dapat tercapai secara optimal. Berdasarkan metode pengumpulannya, data penelitian dibagi menjadi dua jenis, yaitu data primer dan data sekunder, dengan penjelasan sebagai berikut.

3.2.1 Data Primer

Data primer merupakan data yang didapatkan langsung dari sumber utama. Data ini dikumpulkan secara langsung oleh peneliti untuk menjawab pertanyaan penelitian atau menyelesaikan masalah tertentu. Data primer diperoleh melalui.

a. Wawancara

   Pengumpulan data dilakukan melalui wawancara dengan pihak farmasi RS UII mengenai alur distribusi obat dan manajemen stok obat antibiotik.

b. Observasi

   Pengumpulan data dengan cara mengamati secara langsung terkait proses pencatatan dan penggunaan obat serta proses permintaan dari ruang rawat inap dan UGD.

c. Diskusi

   Teknik pengumpulan data dengan cara berdiskusi dengan staf rumah sakit mengenai pola permintaan dan pengaruh faktor musiman terhadap kebutuhan antibiotik dll.

3.2.2 Data Sekunder

Data sekunder adalah data yang dikumpulkan bukan secara langsung oleh peneliti, melainkan sudah tersedia sebelumnya dari sumber lain. Data ini biasanya telah dihimpun dan didokumentasikan oleh pihak lain untuk tujuan tertentu, tetapi bisa dimanfaatkan kembali dalam penelitian baru. Data sekunder dikumpulkan dari catatan dan dokumen resmi rumah sakit yang meliputi.

a. Data historis penggunaan antibiotik dalam periode tertentu
b. Jumlah kunjungan pasien harian/mingguan/bulanan
c. Stok obat antibiotik seperti jumlah stok awal, penerimaan, pengeluaran, dan sisa
d. Laporan penggunaan antibiotik berdasarkan jenis, merek, dosis, dan waktu
e. Data tren penyakit infeksi dan periode musiman

3.3 Metode Pengolahan Data

Penilitian ini menggunakan metode *Recurrent Neural Netwroks* (RNN) dimana data untuk metode Recurrent Neural Networks (RNN) dalam penelitian ini berasal dari data historis penggunaan dan permintaan obat antibiotik di Rumah Sakit UII**.** Data ini mencakup catatan rinci tentang jenis antibiotik, tanggal penggunaan/permintaan, dan jumlah yang digunakan/diminta. Data ini tergolong data sekunder, karena merupakan catatan yang sudah ada dan dikumpulkan oleh pihak rumah sakit untuk keperluan operasional. Berikut adalah tahapan umum dalam penerapan model RNN untuk memprediksi kebutuhan obat antibiotik:

1. Pra-Pemrosesan Data (*Data Preprocessing*)

   Tahap awal dalam pengolahan data adalah melakukan pra-pemrosesan. Data mentah yang diperoleh dari Rumah Sakit UII sering kali mengandung nilai yang hilang, duplikasi, atau format yang tidak seragam. Oleh karena itu, data terlebih dahulu dibersihkan untuk memastikan validitas dan reliabilitasnya. Selanjutnya, dilakukan normalisasi agar seluruh nilai berada pada skala yang seragam (misalnya antara 0 dan 1), sehingga memudahkan proses pelatihan model. Data juga disusun dalam format sekuensial berdasarkan waktu (time series), karena struktur ini sesuai dengan karakteristik pemodelan menggunakan Recurrent Neural Networks (RNN) yang bekerja berdasarkan urutan waktu.
2. Pemisahan Data (Data Splitting)

Setelah data dibersihkan dan dinormalisasi, langkah berikutnya adalah pemisahan data menjadi dua bagian utama: data latih (training set) dan data uji (testing set). Umumnya, sekitar 70% hingga 80% data digunakan untuk melatih model, sedangkan sisanya digunakan untuk menguji kemampuan generalisasi model. Pemisahan ini penting agar model tidak hanya dapat menghafal data, tetapi juga mampu melakukan prediksi pada data baru yang tidak dikenalnya. Hasil dari data uji menjadi dasar untuk menilai kinerja model secara objektif.

3. Pembangunan Model *Recurrent Neural Networks* (RNN)

   Tahapan ini melibatkan pembangunan arsitektur model RNN sesuai dengan kebutuhan prediksi. Arsitektur model terdiri dari input layer, hidden layer dengan unit RNN, serta output layer yang menghasilkan prediksi jumlah kebutuhan antibiotik. Pemilihan parameter pelatihan seperti jumlah epoch, ukuran batch, fungsi aktivasi (*tanh* atau *ReLU*), dan algoritma optimasi seperti Adam sangat berpengaruh terhadap kinerja model. Data latih yang telah disiapkan kemudian digunakan dalam proses pelatihan agar model dapat mempelajari pola-pola permintaan antibiotik berdasarkan waktu.

4. Evaluasi Kinerja Model

   Setelah model dilatih, dilakukan evaluasi menggunakan data uji untuk mengetahui sejauh mana kemampuan prediksi model terhadap data baru. Evaluasi ini menggunakan metrik-metrik kuantitatif seperti Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Metrik-metrik tersebut digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi yang dihasilkan oleh model. Semakin kecil nilai error, semakin akurat model dalam melakukan prediksi kebutuhan antibiotik.

5. Visualisasi Hasil Prediksi

   Setelah model dievaluasi, hasil prediksi kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik atau kurva time series. Grafik ini memperlihatkan perbandingan antara data aktual dengan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model RNN. Dengan melihat grafik tersebut, dapat diketahui apakah model mampu mengikuti tren yang sebenarnya dan mengidentifikasi adanya fluktuasi musiman atau kejadian tidak terduga yang memengaruhi permintaan antibiotik.

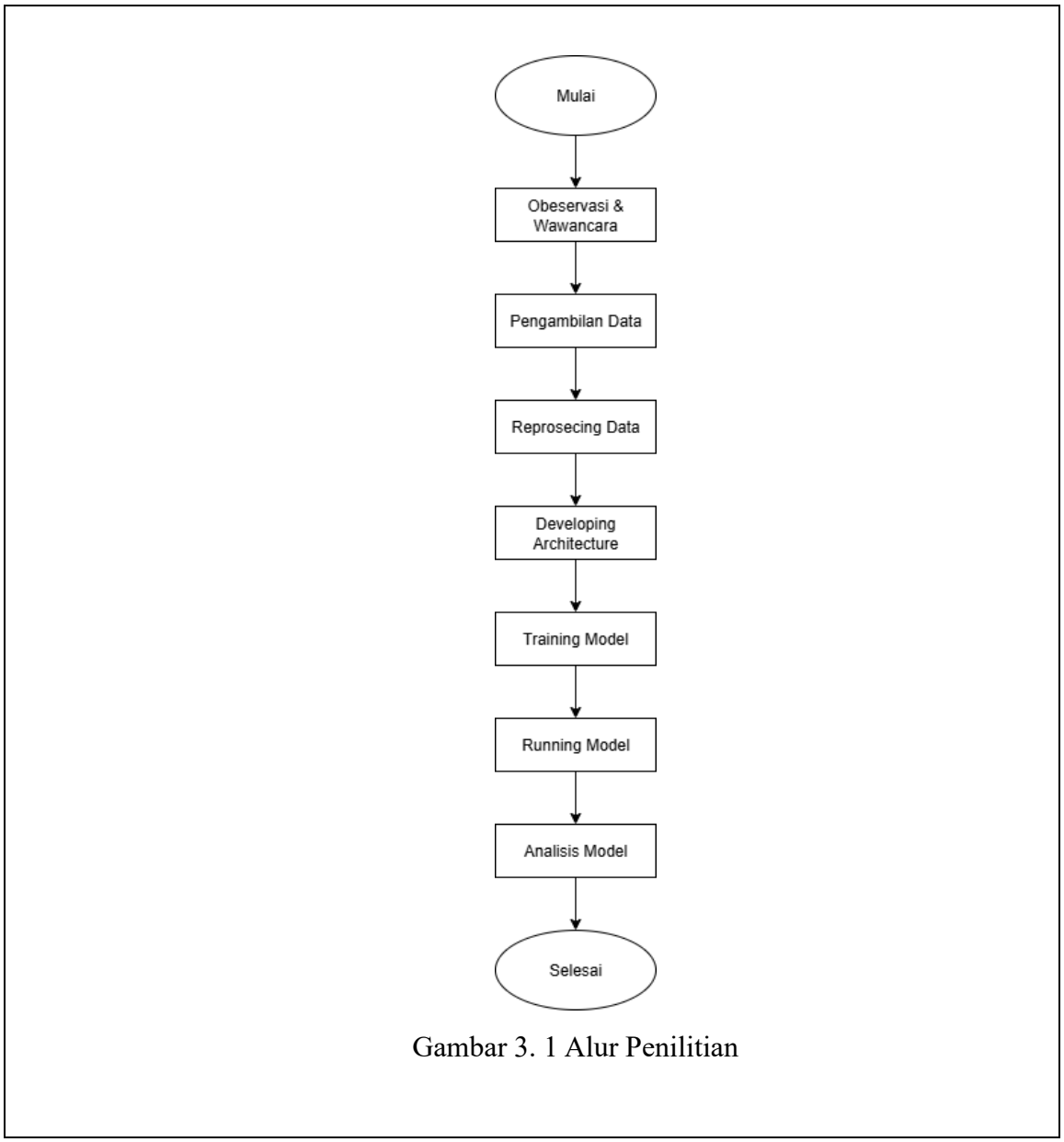
6. Analisis dan Interpretasi Hasil

   Langkah terakhir dalam pengolahan data adalah analisis terhadap hasil prediksi yang telah diperoleh. Hasil ini tidak hanya dilihat dari aspek numerik, tetapi juga dikaitkan dengan konteks nyata di lapangan, seperti tren penyakit menular, volume kunjungan

pasien, atau perubahan musim. Dari interpretasi ini, akan diberikan rekomendasi kepada manajemen rumah sakit agar dapat merancang kebijakan pengadaan dan distribusi antibiotik secara lebih efisien dan responsif terhadap kebutuhan aktual pasien.

3.4 Diagram Alir Penilitian

Berikut merupakan diagram alir dari penitlitian.



Gambar 3. 1 Alur Penilitian

Berikut merupakan penjelasan diagram alir penilitian tersebut:

a. Mulai

Langkah awal dari penelitian ini menandai inisiasi proses, yang mencakup perumusan masalah, studi awal literatur, serta penetapan tujuan dan metodologi yang

akan digunakan. Tahap ini menjadi dasar dalam menyusun alur kerja penelitian secara sistematis.

b. Observasi & Wawancara

Peneliti melakukan observasi langsung ke lapangan dan wawancara dengan pihak yang terkait, seperti staf farmasi Rumah Sakit UII. Tujuan dari langkah ini adalah untuk memahami alur distribusi obat, manajemen stok antibiotik, serta mengidentifikasi permasalahan yang dihadapi di lapangan.

c. Pengambilan data

Setelah proses observasi dan wawancara, dilakukan pengumpulan data yang relevan. Data ini meliputi data historis penggunaan antibiotik, data kunjungan pasien, informasi stok obat, dan tren musiman penyakit. Data dapat bersumber dari catatan internal rumah sakit maupun dokumen pendukung lainnya.

d. Reprosecing data

Data yang telah dikumpulkan lalu dilakukan proses ulang (reprosecing) agar data tersebut siap untuk dianalisis. Proses ini mencakup pembersihan data dari nilai yang hilang atau tidak valid, normalisasi data ke dalam skala seragam, serta penyusunan dalam format time series yang sesua untuk model Recurrent Neural Networks (RNN)

e. Developing Architecture

Tahap ini merupakan proses pengembangan arsitektur model RNN. Penilti menentukan struktur model, jumlah layer tersembunyi, fungsi aktivasi, serta parameter lainnya yang dibutuhkan untuk mempelajari pola permintaan antibiotik dari data yang memiliki informasi penting.

f. Training Model

Model yang telah dirancang kemudian dilatih menggunakan data latih. Tujuannya adalah model tersebut mampu mengenali pola dan hubungan dari input data historis terhadap kebutuhan antibiotik yang akan datang. Proses ini melibatkan iterasi pelatihan hingga model mencapai performa optimal.

g. Running Model

Tahap *Running Model* merupakan proses ketika model yang telah dibangun dan dilatih digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data baru atau data uji. Pada tahap ini, data yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan dimasukkan ke dalam model untuk menguji sejauh mana model mampu mengenali pola dan menghasilkan output yang sesuai untuk menentukan seberapa tepat model

memprediksi kebutuhan antibiotik. Hasil dari proses ini kemudian disimpan untuk dievaluasi lebih lanjut pada tahap analisis.

h. Analisis Model

Kemudian, hasil evaluasi dianalisis untuk menentukan seberapa baik model tersebut dapat digunakan dalam pengambilan keputusan logistik farmasi. Hasil prediksi dibandingkan dengan data aktual dan dievaluasi dengan mempertimbangkan musim, tren penyakit, dan jumlah kunjungan pasien.

i. Selesai

Rangkaian penelitian diakhiri dengan tahap terakhir. Pada tahap ini, untuk meningkatkan efektivitas pengelolaan obat, khususnya yang berkaitan dengan antibiotik, dibuat kesimpulan berdasarkan hasil analisis dan rekomendasi untuk penerapan sistem prediksi berbasis RNN di rumah sakit.

BAB IV

PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

4.1 Pengumpulan Data

Berikut merupakan data laporan persediaan obat perminggu antibiotik *Amoxicillin* 500mg tab dengan periode 01 Januari 2024 s/d 30 Juni 2025 yang diperoleh langsung dari udang farmasi IFG (Gudang Rawat Jalan) Rumah Sakit UII.

Tabel 4. 1 Data Antibiotik Amoxicillin 500 Mg Tab

No	Nama Barang	Tanggal/Waktu Transaski	Lokasi	Pembelian	Penjualan	Sisa Stok
1	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	01-07/01/2024	IFG	0	0	800
2	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	08-14/01/2024	IFG	0	200	600
3	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	15-21/01/2024	IFG	0	200	400
4	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	22-31/01/2024	IFG	0	0	400
5	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	01-07/02/2024	IFG	0	400	0
6	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	08-14/02/2024	IFG	1000	0	1000
7	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	15-21/02/2024	IFG	0	100	900
8	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	22-29/02/2024	IFG	0	300	600
9	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	01-07/03/2024	IFG	500	0	1100
10	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	08-14/03/2024	IFG	0	300	800
11	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	15-21/03/2024	IFG	0	200	600

No	Nama Barang	Tanggal/Waktu Transaski	Lokasi	Pembelian	Penjualan	Sisa Stok
12	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	22-31/03/2024	IFG	0	300	300
13	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	01-07/04/2024	IFG	0	200	100
14	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	08-14/04/2024	IFG	1600	0	1700
15	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	15-21/04/2024	IFG	0	200	1500
16	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	22-30/04/2024	IFG	0	0	1500
17	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	01-07/05/2024	IFG	0	300	1200
18	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	08-14/05/2024	IFG	800	0	2000
19	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	15-21/05/2024	IFG	0	600	1400
20	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	22-31/05/2024	IFG	0	0	1400
21	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	01-07/06/2024	IFG	0	0	1400
22	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	08-14/06/2024	IFG	0	0	1400
23	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	15-21/06/2024	IFG	0	200	1200
24	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	22-31/06/2024	IFG	0	200	1000
25	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	01-07/07/2024	IFG	0	0	1000
26	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	08-14/07/2024	IFG	1600	400	2200
27	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	15-21/07/2024	IFG	0	200	2000
28	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	22-31/07/2024	IFG	0	200	1800
29	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	01-07/08/2024	IFG	0	400	1400
30	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	08-14/08/2024	IFG	0	0	800

Baris data diatas diperoleh dari gudang farmasi Rumah Sakit UII. Tabel diatas menyajikan data antibiotik Amoxicillin 500Mg Tab (F) sebanyak 546 data (IFG) atau rawat jalan. Range waktu yang disajikan yaitu selama 1,5 tahun mulai dari 1 Januari 2024 sampai dengan 29 Juni 2025. Data tersebut terdapat beberapa parameter yang dapat menjadi acuan untuk memprediksi penjualan obat antibiotik Amoxicillin seperti, Tanggal/Waktu Transaksi, Lokasi, Saldo Awal, Pembelian, Penjualan, serta Sisa Stok. Dari kolom pembelian antibiotik ini, tercatat bahwa jumlah pembelian terbesar yang pernah dilakukan dalam satu hari mencapai 1600.0 QTY, sedangkan pembelian terendah yaitu 0.0 QTY, yang menunjukkan tidak adanya penambahan stok pada hari tersebut. Baris data diatas menunjukkan bahwa kolom penjualan mengalami perubahan yang tidak teratur. Jumlah penjualan tertinggi yang tercatat dalam satu hari mencapai 500.0 QTY, menunjukkan adanya lonjakan permintaan atau pengeluaran stok yang signifikan. Sementara itu, penjualan terendah tercatat sebanyak 0.0 QTY pada beberapa hari, yang menandakan bahwa pada hari-hari tersebut tidak ada aktivitas penjualan atau pengeluaran stok sama sekali Secara keseluruhan, rata-rata pembelian antibiotik Amoxicillin 500 Mg dalam sehari adalah sekitar 15,69 QTY.

4.2 Pengolahan Data

4.2.1 *Reprossecing* Data

Reprossecing data merupakan langkah dalam pengolahan data sebelum melakukan analisis atau pemodelan. Pada tahap ini, informasi mentah yang diperoleh dari sumber penilitian sering kali memiliki nilai yang hilang, pengulangan, serta ketidaksesuaian format. Pada tahap ini dilakukan pembersihan data untuk menghapus nilai yang tidak valid, mengisi data yang kosong dengan metode tertentu seperti interpolasi data. Berikut merupakan interpolasi data menggunakan google collabs.

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import SimpleRNN, Dense, Input
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
df = pd.read_excel("/content/Data_Perminngu_IFG.xlsx", sheet_name="Sheet1")
```

```
df
```

	TANGGAL/WAKTU TRANSAKSI	PEMBELIAN	PENJUALAN	SISA STOK (QTY)
0	2024-01-01	0	0	800
1	2024-01-08	0	200	600
2	2024-01-15	0	200	400
3	2024-01-22	0	0	400
4	2024-01-29	0	400	0
...	...	...	...	...
74	2025-06-02	0	0	600
75	2025-06-09	0	0	600
76	2025-06-16	0	0	600

Gambar 4. 1 *Reprossecing* Data

Gambar di atas menggambarkan langkah awal dalam pengolahan data yang dimanfaatkan untuk meramalkan kebutuhan antibiotik Amoxicillin 500 mg tablet dengan mengacu pada data transaksi mingguan. Langkah ini dimulai dengan menyiapkan beragam kode yang digunakan untuk membaca, mengolah, menormalkan, dan memvisualisasikan data, serta menciptakan model prediksi menggunakan jaringan saraf tiruan jenis *Recurrent Neural Network* (RNN).

Data yang digunakan diperoleh dari file Excel yang berisi catatan transaksi mingguan, lalu dimasukkan ke dalam sistem untuk memeriksa struktur dan kontennya.

Data yang ditampilkan menunjukkan kolom tanggal transaksi dengan interval setiap minggu, dilengkapi dengan kolom pembelian, penjualan, dan sisa stok dalam satuan jumlah. Setiap baris menunjukkan kondisi persediaan obat Amoxicillin pada minggu tertentu, di mana sisa stok dihitung dengan saldo awal ditambah pembelian dan dikurangi penjualan. Tabel menunjukkan bahwa terdapat beberapa minggu di mana tidak ada pembelian atau penjualan, sedangkan pada minggu lainnya terjadi pengurangan stok karena penjualan. Tahapan ini adalah langkah awal untuk menjelajahi sebelum data diproses lebih lanjut. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa data yang akan digunakan untuk prediksi telah lengkap, konsisten, dan memiliki interval waktu yang tepat, yaitu mingguan. Setelah data berhasil ditampilkan dan diverifikasi, langkah selanjutnya adalah melakukan normalisasi agar semua nilai berada dalam rentang yang seragam, kemudian mengatur data ke dalam urutan waktu agar dapat diproses oleh model RNN. Langkah ini diikuti dengan pemisahan data menjadi set pelatihan dan set pengujian, pelatihan model untuk mengidentifikasi pola perubahan stok, serta penilaian hasil prediksi dengan menggunakan metrik akurasi dan visualisasi grafik. Oleh karena itu, gambar tersebut menggambarkan langkah krusial dalam proses persiapan data yang mendasari pengembangan model prediksi kebutuhan stok antibiotik Amoxicillin 500 mg tablet.

4.2.2 Membuat Model Recurrent Neural Network (RNN)

Membangun model *Recurrent Neural Network* (RNN) dalam proses pengolahan data adalah langkah penting setelah *reprocessing* dan interpolasi selesai. Membuat model *Recurrent Neural Network* (RNN) termasuk kepada tahapan yang cukup penting karena jenis data yang digunakan adalah data *time series*, di mana data berubah seiring waktu dan terdapat ketergantungan antara titik data sebelumnya dengan yang akan datang. RNN dibuat khusus untuk mengelola data berurutan dengan menyimpan ingatan dari input sebelumnya, sehingga pola masa lalu dapat dimanfaatkan untuk meramalkan kondisi di masa depan. Dalam pengendalian prediksi kebutuhan antibiotik, RNN dapat menyerap pola perubahan persediaan harian, mencakup tren, musiman, maupun perubahan yang terjadi. Oleh karena itu, pengembangan model RNN sangat krusial untuk membantu meramalkan penjualan secara

berkelanjutan, mendukung keputusan dalam pengelolaan inventaris, serta mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan obat di fasilitas kesehatan.

```
model = Sequential()
model.add(Input(shape=(time_step, 1)))
model.add(SimpleRNN(128, return_sequences=True))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.2))
model.add(SimpleRNN(64, return_sequences=True))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.2))
model.add(SimpleRNN(32, return_sequences=False))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dense(32, activation='relu'))
model.add(Dense(16, activation='relu'))
model.add(Dense(1))
model.compile(optimizer='adam', loss='mse', metrics=['mae'])
```

Gambar 4. 2 Membuat Model RNN

Gambar di atas menunjukkan proses pembuatan model *Recurrent Neural Network* (RNN) yang digunakan untuk melanjutkan tahap prediksi kebutuhan antibiotik Amoxicillin 500 mg tablet berdasarkan data mingguan yang telah diinput dan diolah sebelumnya. Pada fase ini, arsitektur jaringan saraf buatan dirancang untuk mengidentifikasi pola dari data deret waktu (*time series*) agar dapat memperkirakan jumlah persediaan atau penjualan di minggu depan dengan tepat. Model yang diterapkan bersifat berurutan (sequential), di mana data dimasukkan ke dalam jaringan lapisan demi lapisan dengan cara yang sistematis. Proses dimulai dari lapisan input yang mengadaptasi bentuk data sesuai dengan jumlah langkah waktu (*time step*). Selanjutnya, model terdiri dari beberapa lapisan *SimpleRNN* dengan jumlah neuron yang bervariasi (128, 64, dan 32 unit) yang bertujuan untuk menangkap pola urutan dari data yang ada sebelumnya. Setiap lapisan RNN dilengkapi dengan *Normalisasi Batch* untuk menstabilkan proses pelatihan dan mempercepat konvergensi, serta *Dropout* dengan nilai 0,2 guna menghindari *overfitting* atau pembelajaran berlebihan pada data pelatihan.

Setelah proses pembelajaran pola urutan usai, model dilengkapi dengan beberapa lapisan atau lapisan padat yang berfungsi sebagai pengolah akhir untuk menghasilkan output prediksi. Secara keseluruhan, gambar tersebut menggambarkan tahap utama dalam pengembangan sistem prediksi, yaitu penciptaan model RNN yang siap untuk menerima data yang telah dimasukkan sebelumnya. Model ini selanjutnya akan dilatih dengan data historis agar dapat mempelajari pola perubahan stok mingguan dan menghasilkan proyeksi kebutuhan Amoxicillin 500 mg tablet untuk periode mendatang dengan tingkat akurasi yang tinggi..

4.2.3 *Training Model*

Training Model merupakan proses pengajaran jaringan saraf buatan menggunakan data historis agar model dapat mengenali pola, hubungan, dan karakteristik dari data itu. Pada fase ini, model mendapatkan masukan berupa data persediaan antibiotik dari periode sebelumnya, lalu melakukan prediksi dan membandingkannya dengan nilai yang sebenarnya. Perbedaan antara hasil prediksi dan data aktual dihitung dengan menggunakan fungsi kerugian (*loss function*), kemudian bobot jaringan diperbarui secara berulang melalui algoritma optimasi seperti *Adam optimizer*. Proses ini dilakukan selama beberapa *epoch* hingga model mampu menghasilkan prediksi yang mendekati keadaan sebenarnya.

Training Model perlu dilakukan dalam pengolahan data ini karena tanpa pelatihan, model RNN tidak mempunyai kapasitas untuk mengenali pola temporal dari penjualan antibiotik Amoxicillin 500Mg Tab. Melalui pelatihan, model mampu mempelajari data sebelumnya, dapat mengidentifikasi siklus permintaan. Akibatnya, model menjadi lebih tepat dalam meramalkan kebutuhan antibiotik di masa mendatang, sehingga mendukung perencanaan logistik, menghindari kekurangan stok, dan memastikan obat tersedia untuk pasien secara berkelanjutan.

```
Epoch 1/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 2s 59ms/step - loss: 0.0380 - val_loss: 0.0184
Epoch 2/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 15ms/step - loss: 0.0454 - val_loss: 0.0201
Epoch 3/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 19ms/step - loss: 0.0405 - val_loss: 0.0213
Epoch 4/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 19ms/step - loss: 0.0580 - val_loss: 0.0189
Epoch 5/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 18ms/step - loss: 0.0518 - val_loss: 0.0219
Epoch 6/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 19ms/step - loss: 0.0474 - val_loss: 0.0191
Epoch 7/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 14ms/step - loss: 0.0515 - val_loss: 0.0176
Epoch 8/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 9ms/step - loss: 0.0389 - val_loss: 0.0178
Epoch 9/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 12ms/step - loss: 0.0506 - val_loss: 0.0201
Epoch 10/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 9ms/step - loss: 0.0509 - val_loss: 0.0183
Epoch 11/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 10ms/step - loss: 0.0589 - val_loss: 0.0177
Epoch 12/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 10ms/step - loss: 0.0562 - val_loss: 0.0181
Epoch 13/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 10ms/step - loss: 0.0465 - val_loss: 0.0191
Epoch 14/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 10ms/step - loss: 0.0416 - val_loss: 0.0189
Epoch 15/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 10ms/step - loss: 0.0588 - val_loss: 0.0195
Epoch 16/200
9/9 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 10ms/step - loss: 0.0567 - val_loss: 0.0185
Epoch 17/200
```

Gambar 4. 3 *Training Model* RNN

Gambar di atas menggambarkan proses pelatihan model RNN dalam pengolahan data prediksi kebutuhan antibiotik Amoxicillin 500Mg Tab. Pelatihan dilakukan selama 200 *epoch*, di mana setiap *epoch* menunjukkan satu siklus lengkap model mempelajari seluruh data latih. Data yang ditampilkan mencakup nilai *loss* (kesalahan prediksi pada set latih) dan *val_loss* (kesalahan prediksi pada set validasi). Ini menunjukkan bahwa model dapat beradaptasi dengan pola data historis stok antibiotik dengan tingkat kesalahan yang cukup rendah.

Dengan rendahnya nilai *loss* sebesar 15 selama pelatihan, dapat disimpulkan bahwa model tidak hanya memahami data latih tetapi juga mampu menggeneralisasi pola untuk data yang belum pernah dijumpai sebelumnya. Dengan kata lain, model RNN yang dikembangkan sangat efisien dalam menganalisis tren penjualan Amoxicillin 500Mg Tab dan dapat dimanfaatkan untuk meramalkan penjualan di masa yang akan datang, terutama setelah 1 Juli 2025. Selain itu, jumlah *epoch* yang digunakan, yaitu 200 kali iterasi, cukup untuk memberikan kesempatan model memperbaiki bobot jaringannya secara bertahap hingga mencapai kondisi optimal. Proses pembelajaran yang berulang-ulang ini memberikan kesempatan bagi model untuk menemukan representasi terbaik dari pola perubahan penjualan antibiotik Amoxicillin 500mg Tab. Pemilihan *batch_size* sebesar 8 juga berkontribusi pada efisiensi pelatihan, karena memungkinkan model memproses sejumlah data sekaligus tanpa mengurangi detail pola temporal yang penting. Dari hasil ini, dapat dipahami bahwa *training model* dapat menjadi landasan penting untuk memastikan kualitas prediksi yang dihasilkan.

4.2.4 Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan langkah untuk menilai seberapa baik model dalam meramalkan data baru dengan membandingkan hasil ramalan terhadap data yang sebenarnya. Proses ini sangat penting karena menjamin bahwa model yang dibuat tidak hanya bisa belajar dari data pelatihan, tetapi juga mampu melakukan generalisasi dengan baik pada data yang tidak dikenal sebelumnya. Dalam pemrosesan data peramalan kebutuhan antibiotik Amoxicillin 500Mg Tab, penilaian model sangat penting agar hasil prediksi stok tepat dan bisa digunakan sebagai acuan dalam pengambilan keputusan, seperti untuk perencanaan pengadaan obat. Tanpa penilaian, model memiliki potensi untuk mengalami *overfitting* (terlalu baik pada data pelatihan tetapi buruk pada data segar) atau *underfitting* (gagal mengenali pola data), sehingga hasil prediksinya dapat menjadi menyesatkan. Karena itu, evaluasi menjadi langkah penting untuk menilai keandalan model dan memastikan bahwa prediksi stok antibiotik dapat diterapkan secara praktis untuk mendukung manajemen logistik obat di rumah sakit atau apotek.

```
# Evaluate the model
loss = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)
print(f"Test Loss: {loss}")

# Make predictions
predictions = model.predict(X_test)

# Inverse transform the predictions and actual values to original scale
predictions = scaler.inverse_transform(np.concatenate((np.zeros_like(predictions), np.zeros_like(predictions), np.zeros_like(predictions),
y_test_actual = scaler.inverse_transform(np.concatenate((np.zeros_like(y_test.reshape(-1, 1)), np.zeros_like(y_test.reshape(-1, 1)), np.zer

# Visualize the results
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(y_test_actual, label='Jumlah Stok Aktualy')
plt.plot(predictions, label='Jumlah Stok yang Diprediksi')
plt.title('Prediksi Jumlah Stok')
plt.xlabel('Langkah Waktu')
plt.ylabel('Kuantitas Stok')
plt.legend()
plt.show()
```

Gambar 4. 4 Potongan Kode Evaluasi Model

Pada gambar di atas terlihat langkah-langkah dalam mengevaluasi model yang sangat penting dalam memprediksi penjualan antibiotik Amoxicillin 500Mg Tab. Evaluasi dilakukan dengan menguji kemampuan model menggunakan data uji yang tidak pernah digunakan selama masa pelatihan. Tujuannya adalah untuk melihat sejauh mana model bisa memahami pola-pola baru yang muncul dalam data. Nilai *loss* pada data uji menjadi acuan utama seberapa besar perbedaan antara hasil prediksi dengan nilai sebenarnya, sehingga bisa digunakan sebagai ukuran untuk menilai kualitas model secara objektif.

Selain itu, evaluasi juga mencakup langkah membandingkan hasil prediksi dengan data sebenarnya setelah melalui proses inverse transform. Proses ini dirancang agar hasil prediksi kembali ke dalam skala awal, sehingga memudahkan pengambilan keputusan dalam konteks nyata, seperti jumlah stok obat yang tersedia. Dengan demikian, pengambil keputusan bisa langsung menilai apakah hasil prediksi dapat dipercaya untuk digunakan dalam perencanaan pengadaan obat. Evaluasi model dalam pengolahan data ini juga ditampilkan melalui grafik, di mana garis prediksi dibandingkan dengan garis data aktual. Visualisasi ini membantu melihat secara langsung sejauh mana prediksi model mengikuti pola historis penjualan antibiotik. Jika garis prediksi mendekati garis aktual, berarti model sudah cukup baik dalam menangkap perubahan dalam penjualan. Dengan cara ini, evaluasi bukan hanya memberikan angka berupa nilai loss, tetapi juga gambaran visual yang memperkuat keyakinan bahwa model bisa digunakan secara nyata. Secara keseluruhan, evaluasi model berfungsi sebagai cara untuk memastikan bahwa hasil prediksi layak digunakan. Tanpa evaluasi, model berisiko menghasilkan prediksi yang tidak akurat atau kurang tepat.

4.2.5 Hasil Prediksi

```
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import MinMaxScale
```

```
data = df[['PENJUALAN']].values
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
data_scaled = scaler.fit_transform(data)
```

```
last_days = data_scaled[-time_step:]
forecast = []

current_input = last_days.reshape(1, time_step, 1)
for i in range(30):
    next_pred = model.predict(current_input)[0][0]
    forecast.append(next_pred)
    current_input = np.append(current_input[:, 1:, :], [[[next_pred]]], axis=1)

forecast = scaler.inverse_transform(np.array(forecast).reshape(-1, 1))

df['TANGGAL/WAKTU TRANSAKSI'] = pd.to_datetime(df['TANGGAL/WAKTU TRANSAKSI'])
last_date = df['TANGGAL/WAKTU TRANSAKSI'].iloc[-1]
forecast_dates = pd.date_range(last_date + pd.Timedelta(days=1), periods=30)
forecast_df = pd.DataFrame({
    'Tanggal': forecast_dates,
    'Prediksi Penjualan': forecast.flatten()
})
```

```
plt.figure(figsize=(15, 6))
plt.plot(df['TANGGAL/WAKTU TRANSAKSI'], df['PENJUALAN'], label='Data Aktual Penj
plt.plot(forecast_df['Tanggal'], forecast_df['Prediksi Penjualan'], label='Predi

plt.xlabel('Tanggal')
plt.ylabel('Jumlah Penjualan')
plt.title('Perbandingan Data Aktual Penjualan dan Prediksi 30 Hari Kedepan')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()
```

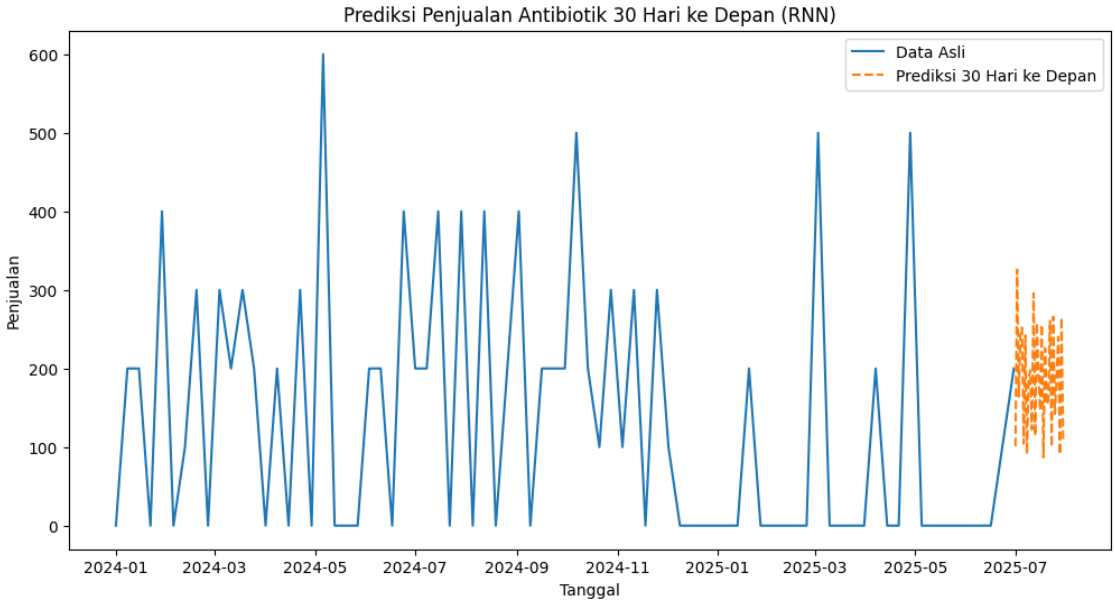
Gambar 4. 5 Potongan Kode Program Prediksi Penjualan Antibiotik Amoxicillin 500Mg Tab

Kode pada gambar diatas meliputi beberapa proses penting, antara lain visualisasi grafik *training loss* dan *validation loss* untuk memantau kinerja model selama proses pelatihan, pembuatan fungsi create_sequences yang berperan dalam mengubah data deret waktu menjadi format sekuens agar dapat dibaca oleh model *Recurrent Neural Network* (RNN), serta penyimpanan hasil prediksi ke dalam file *Excel* agar data dapat dianalisis lebih lanjut. Selain itu, ditampilkan pula perintah untuk membuat grafik hasil prediksi, yang menggambarkan perbandingan antara nilai aktual dan nilai ramalan dari sisa stok antibiotik. Dengan adanya potongan kode ini, terlihat bahwa seluruh tahapan mulai dari pelatihan, pengolahan data, hingga penyajian hasil prediksi dilakukan secara terintegrasi dan sistematis, sehingga memudahkan dalam memahami performa model serta keakuratan prediksi yang dihasilkan. Berikut merupakan penjelasan dari keempat blok potongan kode program prediksi sisa stok antibiotik Amoxicillin 500Mg Tab.

1. Pada gambar blok kiri atas, potongan kode ini berfungsi untuk memvisualisasikan hasil pelatihan model RNN melalui grafik *training loss* dan *validation loss*. Visualisasi ini penting karena memberikan gambaran tentang bagaimana model belajar dari data. Dengan melihat tren penurunan nilai *loss* selama *epoch*, dapat diketahui apakah model berhasil menyesuaikan bobotnya untuk mengenali pola data. Jika *validation loss* tetap stabil atau menurun seiring dengan *training loss*, maka model dianggap mampu melakukan generalisasi dengan baik. Grafik ini menjadi acuan awal dalam mengevaluasi kualitas pelatihan sebelum melanjutkan ke tahap prediksi.
2. Kode blok kanan atas, ini berfungsi untuk mempersiapkan data sebelum masuk ke tahap prediksi. Salah satu komponen utamanya adalah fungsi create_sequences, yang digunakan untuk membentuk data dalam format sekuens sesuai kebutuhan model RNN. Hal ini

penting karena RNN bekerja dengan pola deret waktu, sehingga data harus disusun dalam bentuk jendela waktu tertentu agar model dapat memahami hubungan temporal antarperiode. Selain itu, blok ini juga menampilkan proses pembacaan file hasil interpolasi data stok antibiotik Amoxicillin, yang kemudian akan dipakai sebagai input dalam pemodelan.

3. Pada bagian blok kiri bawah menampilkan kode evaluasi dan pembuatan prediksi menggunakan model yang telah dilatih. Setelah model melakukan prediksi, hasilnya di-*inverse transform* agar kembali ke skala data aslinya, sehingga dapat dibandingkan secara langsung dengan nilai aktual stok antibiotik. Perintah dalam blok ini juga mencakup penyimpanan hasil prediksi dalam bentuk file *Excel*. Penyimpanan ke dalam file bertujuan agar hasil prediksi dapat didokumentasikan dengan baik, sekaligus memudahkan analisis lebih lanjut di luar *Python*, misalnya untuk keperluan pelaporan atau perbandingan manual.
4. Pada bagian blok kanan bawah, digunakan untuk memvisualisasikan hasil prediksi stok antibiotik dalam bentuk grafik. Visualisasi dilakukan dengan menampilkan perbandingan antara sisa stok aktual dan hasil prediksi model untuk periode Juli 2025. Penggunaan warna, marker, dan gaya garis yang berbeda membantu membedakan data aktual dengan hasil ramalan. Dengan grafik ini, pengguna dapat langsung mengamati pola kecocokan antara nilai prediksi dengan kondisi sebenarnya, sehingga hasil analisis lebih mudah dipahami dan komunikatif, terutama saat dipresentasikan untuk pengambilan keputusan terkait perencanaan kebutuhan obat.



Gambar 4. 6 Prediksi Penjualan/Kebutuhan Antibiotik Amoxcillin 500Mg Tab

Gambar tersebut menunjukkan hasil visualisasi dari proses prediksi penjualan antibiotik Amoxicillin 500 mg tablet untuk periode 30 hari ke depan menggunakan model *Recurrent Neural Network* (RNN) yang telah dibangun sebelumnya. Grafik ini menampilkan perbandingan antara data aktual penjualan dan hasil prediksi model, yang divisualisasikan untuk melihat sejauh mana model mampu meniru pola penjualan dari data historis. Pada grafik terlihat dua komponen utama. Garis berwarna biru menggambarkan data aktual penjualan mingguan mulai dari awal tahun 2024 hingga pertengahan tahun 2025. Pola garis biru menunjukkan adanya fluktuasi yang cukup signifikan dari waktu ke waktu, di mana penjualan kadang tinggi pada minggu tertentu dan menurun pada minggu lainnya. Hal ini mencerminkan dinamika permintaan Amoxicillin yang berubah-ubah tergantung pada kebutuhan pasien dan kondisi stok di lapangan. Sementara itu, garis dan titik berwarna oranye menunjukkan hasil prediksi penjualan untuk tujuh hari ke depan atau satu minggu berikutnya. Bagian ini terletak di ujung kanan grafik, menggambarkan bahwa model RNN telah menggunakan pola historis sebelumnya untuk memperkirakan tren penjualan mendatang. Pola prediksi yang dihasilkan memperlihatkan kemampuan model dalam mengenali kecenderungan data, sehingga hasilnya mendekati pola fluktuasi aktual pada minggu-minggu terakhir. Secara keseluruhan, grafik ini menunjukkan bahwa model RNN berhasil melakukan prediksi jangka pendek berdasarkan data historis mingguan. Visualisasi tersebut penting untuk mengevaluasi performa model karena dapat memperlihatkan kesesuaian antara nilai aktual dan nilai prediksi. Jika pola garis oranye mengikuti tren garis biru dengan jarak kesalahan yang kecil, berarti model memiliki tingkat akurasi yang baik. Hasil prediksi ini kemudian dapat dijadikan acuan bagi pihak terkait dalam menentukan kebijakan persediaan dan perencanaan distribusi obat Amoxicillin 500 mg tablet agar kebutuhan stok di minggu berikutnya dapat terpenuhi secara optimal.

4.2.6 MAPE dan RSME

Pada pengolahan data penjualan obat, MAPE berfungsi untuk menunjukkan seberapa besar tingkat kesalahan prediksi yang dihasilkan oleh model dibandingkan dengan data penjualan sebenarnya. Nilai MAPE yang kecil menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang baik karena hasil ramalan mendekati nilai aktual. Sebaliknya, nilai MAPE yang tinggi mengindikasikan bahwa model masih memiliki tingkat kesalahan yang besar dan perlu dilakukan perbaikan, seperti penyesuaian parameter atau pelatihan ulang.

```
y_pred_scaled = model.predict(X)
y_actual = scaler.inverse_transform(y.reshape(-1, 1))
y_pred = scaler.inverse_transform(y_pred_scaled)

results_df = pd.DataFrame({
    'Actual': y_actual.flatten(),
    'Predicted': y_pred.flatten()
})

results_df['APE'] = np.abs((results_df['Actual'] - results_df['Predicted'])

# Handle cases where Actual is 0 to avoid division by zero
results_df['APE'] = results_df['APE'].replace([np.inf, -np.inf], np.nan)
results_df['APE'] = results_df['APE'].fillna(0) # Or another appropriate val
```

Gambar 4. 7 Potongan Kode Program MAPE

Gambar kode di atas menampilkan proses perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang digunakan untuk menilai tingkat akurasi hasil prediksi model terhadap data penjualan aktual. Tahap awal dimulai dengan pembentukan dataset deret waktu menggunakan fungsi create_dataset, di mana data penjualan diolah menjadi urutan berdasarkan jendela waktu tertentu dalam hal ini menggunakan periode tujuh hari (*time step* = 30) untuk memprediksi penjualan hari berikutnya. Setelah data siap, model RNN digunakan untuk melakukan prediksi terhadap seluruh data, menghasilkan nilai prediksi dalam bentuk ter-skala yang kemudian dikembalikan ke skala aslinya menggunakan fungsi *inverse_transform*.

RMSE (*Root Mean Squared Error*) adalah salah satu ukuran statistik yang digunakan untuk menilai seberapa akurat hasil prediksi suatu model dibandingkan dengan data sebenarnya. RMSE dihitung dengan cara mencari selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi, kemudian setiap selisih tersebut dikuadratkan agar tidak ada nilai negatif, dihitung rata-ratanya, dan akhirnya diakarkan kembali untuk mengembalikan satuan ke skala data asli. Secara sederhana, RMSE menunjukkan seberapa besar kesalahan rata-rata yang dibuat oleh model prediksi. Semakin kecil nilai RMSE, berarti hasil prediksi semakin mendekati nilai sebenarnya, sehingga model dianggap memiliki kinerja yang baik. Sebaliknya, nilai RMSE yang besar menunjukkan bahwa terdapat penyimpangan besar antara hasil prediksi dan data aktual. Dalam konteks prediksi penjualan obat, RMSE digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana model mampu memprediksi jumlah penjualan dengan akurat. Jika nilai RMSE rendah, maka model dianggap efektif dalam memprediksi tren penjualan di masa mendatang.

```
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_actual, y_pred))
print(f"RMSE: {rmse:.2f}")
```

Gambar 4. 8 Potongan Kode RMSE

Gambar di atas menampilkan proses evaluasi model prediksi menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE). Nilai RMSE diperoleh melalui hasil perhitungan antara data aktual penjualan (y_actual) dengan hasil prediksi model (y_pred). Dalam codingan tersebut, digunakan fungsi mean_squared_error dari pustaka *scikit-learn* untuk menghitung nilai kesalahan kuadrat rata-rata, kemudian hasilnya diakarkan menggunakan np.sqrt() dari pustaka *NumPy* agar diperoleh nilai RMSE. Nilai ini kemudian dicetak ke layar menggunakan perintah print (f"RMSE Penjualan: {rmse:.2f}") untuk menampilkan hasil dengan dua angka di belakang koma. Secara fungsi, RMSE digunakan untuk mengukur seberapa besar perbedaan antara nilai aktual dan hasil prediksi. Semakin kecil nilai RMSE, maka semakin baik kinerja model dalam memprediksi data penjualan, karena kesalahan prediksinya semakin kecil.

BAB V

PEMBAHASAN

5.1 Analisis Hasil Prediksi *Recurrent Neural Network* (RNN)

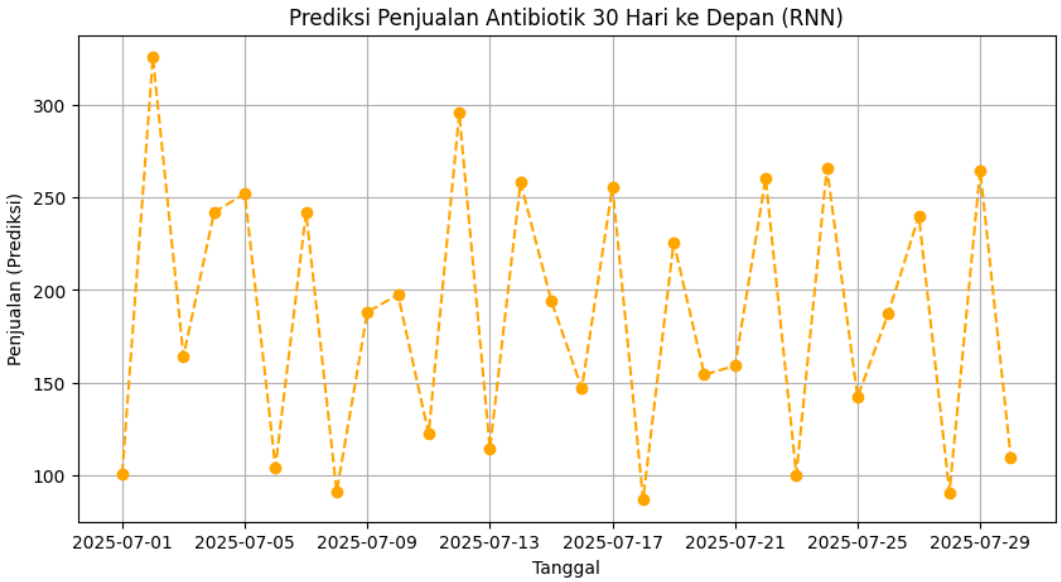
Berikut merupakan tabel hasil dari prediksi menggunakan metode Recurrent Neural Network (RNN).

Tabel 5. 1 Hasil Prediksi Amoxicillin 500 Mg TAB

Tanggal	Hasil Prediksi
01/07/2025	100,96
02/07/2025	325,80
03/07/2025	164,13
04/07/2025	242,17
05/07/2025	251,98
06/07/2025	104,39
07/07/2025	241,95
08/07/2025	91,04
09/07/2025	188,08
10/07/2025	197,54
11/07/2025	122,34
12/07/2025	295,61
13/07/2025	114,33
14/07/2025	258,18
15/07/2025	194,37
16/07/2025	146,84
17/07/2025	255,74
18/07/2025	86,84
19/07/2025	225,85
20/07/2025	154,30
21/07/2025	159,10
22/07/2025	260,39
23/07/2025	100,22
24/07/2025	265,94
25/07/2025	142,20
26/07/2025	187,24
27/07/2025	240,09
28/07/2025	90,64
29/07/2025	264,76
30/07/2025	109,44

Berdasarkan tabel diatas yang merupakan hasil ramalan periode 1 Juli hingga 30 Juli 2025, terlihat bahwa nilai ramalan menunjukkan pola yang cukup berubah-ubah dengan perubahan yang cukup signifikan dari hari ke hari. Nilai maksimum dicatat pada 2 Juli 2025 dengan angka 325,80, sedangkan nilai minimum terjadi pada 18 Juli 2025 mencapai 86,84.

Prediksi di atas menunjukkan bahwa meskipun ada beberapa penurunan signifikan, seperti pada tanggal 6, 13, dan 18 Juli, secara keseluruhan nilai prediksi cenderung mengalami peningkatan kembali setelah penurunan tersebut. Pola ini menunjukkan adanya perubahan yang tidak tetap pada permintaan atau penjualan, tetapi memiliki kemungkinan untuk pulih dengan cepat dalam beberapa hari ke depan. Oleh karena itu, hasil ramalan ini menunjukkan bahwa bulan Juli 2025 memiliki sifat permintaan yang bervariabel namun tetap menguntungkan di akhir bulan, mencerminkan adanya kemungkinan peningkatan pada periode berikutnya.



Gambar 5. 1 Prediksi Kebutuhan Antibiotik Amoxicillin 500Mg Tab

Berdasarkan grafik prediksi penjualan antibiotik selama 30 hari ke depan menggunakan metode RNN, terlihat bahwa pola penjualan menunjukkan fluktuasi yang cukup tinggi dari hari ke hari. Nilai prediksi tertinggi terjadi di awal bulan, sekitar tanggal 2 Juli 2025, yang mencapai lebih dari 300 unit, sedangkan nilai terendah berada pada beberapa titik seperti 9, 18, dan 28 Juli 2025 dengan penjualan di bawah 100 unit. Secara keseluruhan, grafik memperlihatkan bahwa tidak ada tren linear yang konsisten, melainkan pola naik-turun yang berulang, menandakan permintaan antibiotik bersifat dinamis dan kemungkinan dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti kebutuhan pasien, ketersediaan stok, atau musim penyakit tertentu. Meskipun demikian, beberapa puncak penjualan kembali muncul secara berkala di pertengahan dan akhir bulan, menunjukkan adanya potensi peningkatan penjualan secara periodik. Dengan demikian, hasil ini dapat menjadi dasar bagi pihak rumah sakit atau apotek untuk menjaga stok dalam jumlah fleksibel sesuai pola fluktuasi permintaan yang diprediksi oleh model RNN.

5.4 Analisis Eror MAPE dan RMSE

MAPE Penjualan: 11.78%	RMSE: 74.67

Gambar 5. 2 Hasil MAPE dan RMSE Prediksi Penjualan

Berdasarkan hasil evaluasi model *Recurrent Neural Network* (RNN) terhadap data penjualan obat, diperoleh nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 11,78% dan nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 74,67. Kedua metrik ini digunakan untuk menilai tingkat akurasi serta besarnya kesalahan prediksi yang dihasilkan oleh model terhadap data aktual. Nilai MAPE sebesar 11,78% menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan relatif antara hasil prediksi dari total nilai aktual. Dengan kata lain, model RNN yang digunakan memiliki kemampuan prediksi yang sangat baik, karena secara umum nilai MAPE di bawah 10% sudah dikategorikan sebagai tingkat akurasi yang sangat tinggi dalam analisis peramalan deret waktu. Hal ini berarti hasil prediksi yang dihasilkan oleh model cukup konsisten dan mendekati kondisi penjualan sebenarnya, sehingga model dapat diandalkan untuk memperkirakan penjualan di masa mendatang. Sementara itu, nilai RMSE sebesar 74,67 menggambarkan besarnya deviasi rata-rata absolut antara hasil prediksi dan data aktual dalam satuan penjualan. RMSE yang relatif kecil dibandingkan dengan skala data penjualan mengindikasikan bahwa model memiliki performa yang stabil dalam menangkap pola data dan mampu meminimalkan kesalahan pada hasil prediksi.

Secara keseluruhan, kombinasi nilai MAPE sebesar 11,78% dan RMSE sebesar 74,67 menunjukkan bahwa model *Recurrent Neural Network* (RNN) memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi dengan tingkat kesalahan prediksi yang relatif rendah. Hasil ini membuktikan bahwa model mampu mempelajari pola historis penjualan dengan baik dan menghasilkan prediksi yang konsisten dengan data aktual. Dalam konteks prediksi penjualan obat, akurasi yang tinggi ini sangat penting karena dapat membantu pihak manajemen atau pengambil keputusan dalam merencanakan stok obat secara lebih efisien dan mengurangi risiko kekurangan maupun kelebihan persediaan di lapangan. Dengan nilai MAPE yang tergolong rendah, yaitu di bawah 20%, dapat disimpulkan bahwa rata-rata penyimpangan antara hasil prediksi dan nilai aktual berada dalam batas yang dapat diterima. Hal ini berarti model RNN berhasil mengidentifikasi tren musiman maupun fluktuasi permintaan dengan cukup baik.

Nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 74,67 menunjukkan tingkat kesalahan rata-rata yang terjadi antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi model dalam satuan yang sama dengan data aslinya, yaitu jumlah penjualan. RMSE mengukur seberapa jauh hasil prediksi

model menyimpang dari data sebenarnya semakin kecil nilainya, semakin baik kinerja model dalam melakukan prediksi. Dalam konteks ini, nilai RMSE sebesar 74,67 dapat dikatakan relatif baik jika dibandingkan dengan rentang data penjualan yang bervariasi cukup besar (misalnya mencapai ratusan unit per periode). Artinya, secara rata-rata, model hanya memiliki deviasi sekitar 74 unit dari nilai aktual setiap kali melakukan prediksi. Dengan kata lain, ketika model memprediksi jumlah penjualan, selisihnya terhadap data sebenarnya berada di kisaran 74 unit. Hasil ini menunjukkan bahwa model RNN (*Recurrent Neural Network*) yang digunakan mampu mempelajari pola dan tren data dengan cukup akurat. Secara keseluruhan, nilai RMSE sebesar 74,67 mengindikasikan bahwa model memiliki performa prediksi yang cukup baik dan dapat diandalkan, dengan tingkat kesalahan yang masih dalam batas wajar untuk data penjualan yang bersifat fluktuatif dan dinamis.

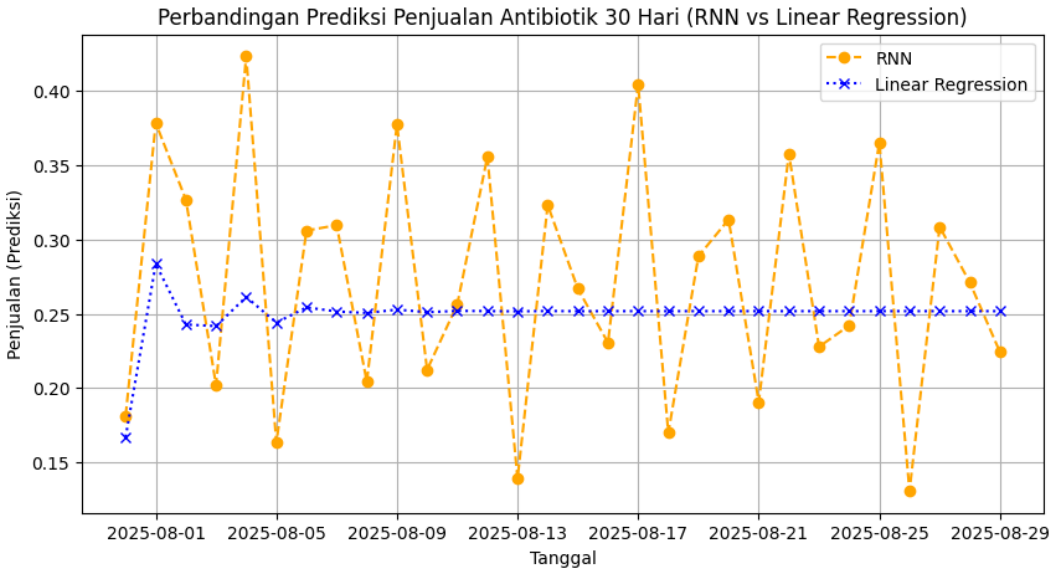
5.5 Perbandingan Metode *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan *Linear Regresion*

Perbandingan antara metode *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Linear Regression* dalam konteks prediksi data deret waktu (*time series*) menunjukkan perbedaan yang cukup signifikan, baik dari segi kemampuan model maupun hasil akurasi. Metode RNN dirancang khusus untuk memproses data berurutan dengan mempertimbangkan dependensi temporal, artinya model ini mampu mengingat pola dari data sebelumnya untuk memprediksi nilai di masa depan. Hal ini membuat RNN unggul dalam mengenali tren, siklus musiman, maupun fluktuasi jangka pendek yang tidak dapat ditangkap oleh model linier biasa.

Sementara itu*, Linear Regression* bekerja dengan asumsi bahwa hubungan antara variabel input dan output bersifat linier atau searah. Metode ini relatif sederhana dan cepat, namun kurang mampu menangkap dinamika kompleks dari data deret waktu yang bersifat non-linear atau memiliki keterkaitan antar waktu. Akibatnya, hasil prediksi *linear regression* seringkali menghasilkan error yang lebih tinggi dibandingkan RNN, terutama ketika pola data menunjukkan perubahan yang tidak stabil dari waktu ke waktu. Hasil pengujian menunjukkan bahwa RNN memberikan nilai MAPE dan RMSE yang lebih rendah dibandingkan Linear Regression dengan nilai MAPE sebesar 11,78% dan nilai RMSE sebesar 74,67, sedangkan nilai prediksi yang dihasilkan oleh metode Linear Regression untuk MAPE sebesar 51,00% dan untuk nilai RMSE sebesar 172,79. RNN memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dan kesalahan prediksi yang lebih kecil. Dengan kemampuan untuk mempelajari urutan data dan mengingat konteks historis, RNN unggul lebih signifikan pada data *time series* yang bersifat *fluktuatif*, musiman, atau memiliki tren jangka panjang.

5.6 Perbandingan Hasil Prediksi *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan *Linear Regresion*

Metode *Recurrent Neural Network* (RNN) memiliki keungglan utama berupa kemampuannya dalam menangani dan menganalisis data yang terurut, seperti catatan penjualan obat harian atau bulanan. Berbeda dengan pendekatan tradisional seperti Regresi Linier yang cenderung memperkirakan hubungan linier di antara data, RNN dapat memahami pola non-linear dan juga hubungan jangka panjang pada data. Berikut hasil perbandingan metode *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan metode Regresi Linier.



Gambar 5. 3 Perbandingan Hasil Model

Grafik di atas menggambarkan perbandingan jarak penjualan antibiotik selama 30 hari berturut-turut menggunakan dua metode yang berbeda, yaitu *Recurrent Neural Network* (RNN) dan Regresi Linear. Sumbu vertikal menunjukkan nilai estimasi penjualan, sedangkan sumbu horizontal memperlihatkan tanggal dalam periode satu bulan. Grafik ini menyajikan informasi visual tentang pola hasil perkiraan dari kedua metode. Dalam grafik, metode RNN ditunjukkan dengan garis putus-putus oranye dan titik bulat, sedangkan metode Linear Regression divisualisasikan dengan garis berwarna biru dan simbol silang. Dari sisi pola, hasil prediksi RNN menunjukkan perubahan yang cukup signifikan dari hari ke hari, di mana nilai prediksi penjualan berfluktuasi secara dinamis. Beberapa puncak prediksi pada RNN jauh lebih tinggi daripada Linear Regression, dan di beberapa titik juga terlihat penurunan yang cukup signifikan. Ini menunjukkan bahwa model RNN memahami variasi dan kompleksitas pola data penjualan harian dengan lebih baik, sehingga prediksinya lebih responsif terhadap perubahan input waktu.

Sebaliknya, hasil prediksi menggunakan metode Linear Regression tampak jauh lebih stabil dan konsisten selama periode waktu. Nilai ramalan dari Linear Regression biasanya berada dalam satu kisaran angka yang tidak mengalami banyak perubahan setiap harinya. Ini menunjukkan bahwa Linear Regression cenderung memberikan hasil prediksi yang linier dan tidak memperhatikan variasi data yang mungkin terjadi setiap harinya. Kestabilan prediksi Linear Regression dapat menjadi kelebihan dalam situasi penjualan yang cenderung stabil, tetapi bisa menjadi kelemahan jika ada pola non-linier yang penting. Secara keseluruhan, grafik ini mengindikasikan bahwa metode RNN dapat menangkap dinamika data penjualan dengan pola yang lebih rumit, sedangkan Linear Regression menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan kurang sensitif terhadap perubahan. Pemilihan metode yang paling tepat hendaknya disesuaikan dengan konteks data yang ada; apabila penjualan antibiotik sangat berfluktuasi atau dipengaruhi oleh faktor musiman, RNN umumnya akan memberikan prediksi yang lebih tepat. Namun, jika pola penjualan cenderung stabil, regresi linier mungkin lebih tepat untuk digunakan.

5.7 Perbandingan dengan Peniltian Lainnya

Salah satu penelitian relevan yang telah diangkat sebelumnya adalah Analisis Pengelolaan Manajemen Logistik Obat di Instalasi Farmasi RS QIM Batang (Naela Afiya Y. W., 2022). Dalam studi ini, penulis melakukan analisis kualitatif terhadap seluruh siklus logistik obat mulai dari pemilihan obat, perencanaan kebutuhan, pengadaan, penerimaan, penyimpanan, hingga pengendalian stok dan pemusnahan obat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sebagian besar tahap logistik di RS QIM sudah berjalan sangat baik (misalnya penyimpanan dan pengendalian stok) namun ada celah pada posisi perencanaan kebutuhan dan administrasi persediaan. Analisis ini sangat relevan untuk penelitian kamu karena menunjukkan bahwa meskipun rumah sakit memiliki proses logistik yang relatif matang, perencanaan kebutuhan masih menjadi titik lemah utama yang dapat dioptimalkan dengan prediksi yang lebih akurat.

Penelitian lain dengan fokus berbeda tetapi relevan adalah Strategi Efektif Dalam Manajemen Logistik Kesehatan Mengoptimalkan Stok Penyimpanan Obat di Rumah Sakit (Alya Devia Nashiroh, 2024). Studi ini merupakan *systematic review* yang mengumpulkan berbagai strategi untuk mengoptimalkan stok penyimpanan obat di rumah sakit, khususnya melalui metode penyimpanan seperti FIFO dan FEFO, serta penggunaan sistem informasi logistik. Temuan dari studi ini menyarankan bahwa pengelolaan stok yang efektif tidak hanya

memerlukan prosedur fisik (penyimpanan obat) tetapi juga teknologi informasi untuk meningkatkan visibilitas stok dan mengurangi risiko kadaluarsa. Penelitian ini sangat paralel dengan usulan model prediksi RNN dalam penelitian kamu, karena menunjukkan bahwa perbaikan sistem dan strategi penyimpanan dapat secara signifikan mengurangi pemborosan dan risiko *stockout*.

5.7 Kelemahan Penilitian

Penelitian ini memiliki beberapa kelemahan yang perlu diperhatikan. Pertama, data yang digunakan hanya berasal dari Rumah Sakit UII sehingga hasil prediksi belum dapat digeneralisasi ke fasilitas kesehatan lain dengan karakteristik permintaan yang berbeda. Selain itu, variabel yang digunakan dalam pemodelan masih terbatas pada jumlah penggunaan antibiotik, jumlah kunjungan pasien, dan pola musiman, sehingga faktor penting lain seperti jenis penyakit, usia pasien, kondisi klinis, maupun kebijakan pengadaan obat tidak turut dianalisis padahal dapat memengaruhi pola permintaan antibiotik. Penelitian ini juga hanya berfokus pada satu jenis antibiotik, yaitu Amoxicillin 500 mg, sehingga hasil yang diperoleh belum tentu berlaku untuk obat lain yang memiliki pola kebutuhan berbeda. Dari sisi metode, pendekatan *Recurrent Neural Network* (RNN) yang digunakan memiliki kelemahan dalam mengingat memori jangka panjang, sehingga informasi lama dapat hilang dan berdampak pada penurunan akurasi ketika data semakin kompleks atau panjang.

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi dan mengetahui stok antibiotik Amoxicillin 500Mg Tab di Rumah Sakit UII Bantul menggunakan model *Recurrant Neural Networks* (RNN). Berikut ini merupakan kesimpulan yang di dapat berdasarkan pengolahan serta analisis data yang telah dilakukan:

1. Dalam melakukan prediksi terhadap stok antibiotik Amoxicillin 500Mg Tab di Rumah Sakit UII, penelitian ini telah menerapkan algoritma *Recurrent Neural Networks* (RNN) untuk memprediksi penjualan Amoxicillin 500 mg yang didasarkan pada data historis. RNN dapat memproses data dalam format deret waktu (*time series*) dengan memperhatikan hubungan antara periode sebelumnya dan periode yang akan datang. Hasil dari penerapan model ini menunjukkan bahwa RNN mampu menggambarkan pola penggunaan antibiotik dengan lebih mendekati kondisi nyata dengan hasil prediksi untuk seminggu kedepan yaitu. Pada awal periode prediksi, penjualan berada pada tingkat yang sangat rendah. Namun, terjadi peningkatan penjualan di awal minggu yang menunjukkan adanya kenaikan permintaan. Setelah itu, penjualan terus meningkat secara bertahap hingga mencapai puncaknya. Setelah periode peningkatan tersebut, terjadi penurunan penjualan yang kemungkinan disebabkan oleh stok obat yang sudah mencukupi sehingga kebutuhan pembelian menurun. Meskipun sempat mengalami sedikit peningkatan setelah penurunan sebelumnya, penjualan kemudian mencapai lonjakan tertinggi selama periode prediksi. Setelah puncak tersebut, penjualan kembali mengalami penurunan drastis dan kembali ke level rendah seperti pada awal periode sehingga estimasi permintaan obat di masa depan menjadi lebih tepat. Oleh karena itu, model RNN cukup efisien dalam mendukung sistem prediksi antibiotik di rumah sakit khususnya pada Rumah Sakit UII, terutama dalam menjamin ketersediaan Amoxicillin 500 mg yang merupakan salah satu obat penting bagi pasien.
2. Perbandingan antara model *Recurrent Neural Networks* (RNN) dengan model *Linear Regression* dilakukan untuk mengevaluasi seberapa besar keunggulan RNN dalam memodelkan data, terutama pada kasus permintaan antibiotik Amoxicillin 500 mg di Rumah Sakit UII. Evaluasi menunjukkan bahwa RNN menunjukkan akurasi prediksi yang lebih baik dibandingkan metode *Linear Regression*. Grafik yang dihasilkan menggunakan

metode Linear Regresi menunjukkan hasil prediksi lebih datar. Hal ini menunjukkan bahwa metode Linear Regresi tidak dapat memprediksi data berdsarkan *time series.* Hal ini dapat dilihat dari nilai kesalahan menggunakan RNN yang lebih kecil dengan nilai MAPE sebesar 11,78% dan nilai RMSE sebesar 74,67, sedangkan nilai prediksi yang dihasilkan oleh metode Linear Regression untuk MAPE sebesar 51,00% dan untuk nilai RMSE sebesar 172,79. Kinerja RNN yang lebih baik disebabkan oleh kemampuannya dalam mengenali pola temporal dan ketergantungan jangka panjang pada data stok antibiotik, yang tidak dapat sepenuhnya ditangani oleh metode *Linear Regression*. Di samping itu, metode *Linear Regression* cenderung menghasilkan ramalan yang bersifat tetap dan kurang adaptif dalam menghadapi ketidakpastian. Sebaliknya, RNN dapat mengubah bobot prediksinya berdasarkan pengalaman belajar dari data masa lalu, sehingga menghasilkan estimasi yang lebih fleksibel. Analisis ini juga menjelaskan bahwa penggunaan RNN tidak hanya meningkatkan ketepatan prediksi, tetapi juga memberikan dasar yang lebih berpengaruh bagi manajemen logistik obat.

3. Berdasarkan hasil prediksi menggunakan metode *Recurrent Neural Networks* (RNN) menunjukkan bahwa penjualan Amoxicillin 500 Mg Tab mengalami perubahan yang cukup signifikan selama periode tertentu. Berdasarkan pola hasil prediksi tersebut, disarankan agar rumah sakit mempersiapkan stok tambahan menjelang periode dengan potensi lonjakan permintaan, seperti yang terlihat pada tanggal 6 Juli, serta melakukan evaluasi terhadap faktor-faktor eksternal seperti peningkatan jumlah pasien atau tren penyakit musiman. Selain itu, pengelolaan stok perlu dilakukan secara aktif dengan mepertimbangkan hasil prediksi mingguan agar tidak terjadi kekurangan maupun kelebihan obat di gudang farmasi.

6.2 Saran

6.2.1 Saran Bagi Perusahaan

Berikut merupakan saran yang dapat diberikan untuk menjadi masukan bagi perusahaan:

1. Rumah sakit disarankan untuk mengintegrasikan model prediksi RNN ke dalam sistem manajemen persediaan obat digital yang sudah ada, seperti SIMRS atau aplikasi logistik farmasi. Integrasi ini dilakukan dengan menambahkan modul prediksi yang secara otomatis menarik data historis pembelian, penggunaan, dan stok obat sehingga hasil peramalan dapat langsung digunakan oleh instalasi farmasi dalam perencanaan pengadaan. Rumah sakit juga perlu menetapkan SOP yang menjadikan hasil prediksi sebagai acuan utama, misalnya

menetapkan batas minimum stok berdasarkan output RNN agar pemesanan dapat dilakukan sebelum stok kritis.

2. Penerapan model prediksi ini membantu rumah sakit mengurangi risiko stockout maupun overstock dengan menyelaraskan pengadaan obat berdasarkan kebutuhan nyata. Untuk mendukung hal tersebut, rumah sakit perlu memperbaiki sistem pencatatan data obat melalui platform digital terpusat yang terhubung dengan farmasi, gudang, dan unit pelayanan. Sistem ini harus mampu mencatat pembelian, distribusi, dan penggunaan obat secara otomatis sehingga data selalu akurat dan dapat diakses tanpa keterlambatan. Pelatihan rutin bagi staf farmasi dan gudang diperlukan agar pencatatan dilakukan secara konsisten. Selain itu, audit data berkala penting untuk memastikan kesesuaian antara catatan digital dan kondisi fisik di gudang. Dengan pencatatan yang teratur dan akurat, kualitas data meningkat, model prediksi bekerja lebih baik, dan rumah sakit dapat merencanakan pengadaan obat secara lebih efektif.
3. Dengan prediksi yang lebih akurat, rumah sakit dapat menyusun strategi anggaran obat berbasis data yang lebih efisien. Anggaran pengadaan dapat direncanakan secara berkala menggunakan hasil prediksi RNN sehingga alokasi dana lebih tepat dan tidak bergantung pada estimasi manual. Selain itu, hasil prediksi juga dapat dimanfaatkan untuk mengatur distribusi obat ke unit pelayanan, seperti rawat jalan, rawat inap, dan UGD. Jika diperkirakan terjadi peningkatan kebutuhan Amoxicillin 500 mg, bagian farmasi dapat menyiapkan stok lebih awal sehingga pelayanan tetap lancar dan risiko keterlambatan maupun kekosongan stok dapat diminimalkan.

6.2.2 Saran Bagi Peneliti Selanjutnya

Berikut merupakan saran yang dapat diberikan untuk peneliti selanjutnya:

1. Peneliti berikutnya disarankan untuk menyesuaikan bentuk serta struktur jaringan RNN guna meningkatkan kinerjanya. Hal ini bertujuan untuk menemukan model yang paling sesuai dan efisien dalam memprediksi kebutuhan antibiotik, sehingga hasil prediksinya lebih tepat dan dapat dipercaya. Peneliti juga bisa mencoba pendekatan sistematik untuk menemukan kombinasi optimal dari pengaturan model, sehingga durasi percobaan lebih singkat dan hasil yang didapat lebih maksimum. Selain itu, peneliti juga bisa menerapkan pendekatan yang lebih terstruktur untuk menemukan pengaturan model yang optimal, misalnya dengan melakukan percobaan terencana untuk setiap variasi parameter. Metode ini akan membantu menghemat waktu, karena tidak perlu mencoba semua kemungkinan secara acak, melainkan lebih fokus. Pendekatan yang terstruktur ini memungkinkan peneliti

mencapai kompromi antara kecepatan pelatihan model dan tingkat akurasi prediksi yang dihasilkan. Dengan pengaturan yang tepat, kualitas prediksi dapat meningkat secara substansial tanpa perlu mengubah metode utama yang diterapkan, yaitu RNN.

2. Memperluas model prediksi dengan menambahkan variabel tambahan di luar data stok historis agar hasil prediksi lebih menyeluruh. Contohnya, jumlah pasien rawat jalan dan rawat inap yang memerlukan antibiotik bisa dianggap sebagai variabel tambahan, karena lebih banyak pasien umumnya akan meningkatkan permintaan obat. Selain itu, faktor musiman seperti bertambahnya kasus infeksi saluran pernapasan saat musim hujan juga dapat dimasukkan ke dalam data, karena itu berpengaruh langsung terhadap pola konsumsi Amoxicillin 500 mg. Selain itu, kebijakan rumah sakit serta pemerintah dalam pengadaan atau distribusi obat juga bisa jadi variabel penting. Sebagai contoh, adanya program pengadaan obat secara massal atau kebijakan pengaturan distribusi akan berpengaruh pada jumlah stok yang ada maupun yang digunakan. Dengan memasukkan variabel-variabel ini, model tidak hanya bergantung pada data stok terdahulu, tetapi juga dapat mengatur prediksi sesuai dengan keadaan aktual di lapangan.
3. Model prediksi kebutuhan Amoxicillin 500 mg tidak hanya mengandalkan data historis persediaan, melainkan juga mempertimbangkan variabel eksternal yang memengaruhi pola penggunaan obat. Variabel itu bisa mencakup jumlah pasien rawat jalan atau rawat inap yang memerlukan antibiotik, karena semakin banyak pasien biasanya akan meningkatkan permintaan obat. Contohnya, jika rata-rata jumlah pasien yang dirawat inap meningkat 20% dalam bulan tertentu, maka proyeksi kebutuhan antibiotik juga harus disesuaikan dengan kenaikan itu. Faktor musiman, seperti datangnya musim hujan yang dapat meningkatkan kasus infeksi saluran pernapasan, juga seharusnya dipertimbangkan dalam model, sebab tren penyakit musiman terbukti berdampak pada permintaan antibiotik. Data dari dinas kesehatan tentang pola penyakit menular, seperti lonjakan kasus infeksi bakteri di suatu area, dapat digunakan sebagai indikator tambahan untuk memperkaya model. Tidak kalah penting, kebijakan pemerintah maupun rumah sakit mengenai pengadaan atau distribusi obat juga harus diperhatikan. Contohnya, saat terdapat program pengadaan massal atau pembatasan untuk obat tertentu, itu akan memengaruhi pola persediaan dan penggunaan obat di rumah sakit. Dengan menyertakan variabel-variabel itu, model prediksi akan dapat memberikan estimasi yang lebih realistis dan sesuai konteks. Dengan kata lain, prediksi tidak hanya menganalisis pola stok yang telah ada, tetapi juga memperhitungkan situasi nyata di lapangan, sehingga dapat mendukung rumah sakit dalam membuat keputusan yang lebih akurat dalam perencanaan dan pengelolaan persediaan obat.

DAFTAR PUSTAKA

Abdullah Aman Khan, J. K. (2021). *Blockchain-Federated-Learning and Deep Learning Models for COVID-19 Detection Using CT Imaging.*

Ainun Wulandari, C. Y. (2022). Perilaku Penggunaan Antibiotik di Masyarakat. 8.

Akhdan Aziz Ghozi, A. A. (2022). Analisis Prediksi Data Kasus Covid-19 di Provinsi Lampung Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN).

Alfanda Novebrian Maharadja, I. M. (2021). Penerapan Metode Regresi Linear Berganda untuk Prediksi Kerugian Negara Berdasarkan Kasus Tindak Pidana Korupsi.

Alfida Tegar Nurani, A. S. (2023). Perbandingan Kinerja Regresi Decision Tree dan Regresi Linear Berganda untuk Prediksi BMI pada Dataset Asthma. 1-10.

Alya Devia Nashiroh, M. A. (2024). *Strategi Efektif Dalam Manajemen Logistik Kesehatan: Mengoptimalkan Stok Penyimpanan Obat Di Rumah Sakit.*

Arman Abdullah, S. Y. (2025). *KAJIAN PEMANFAATAN DEEP LEARNING DALAM PEMBELAJARAN PADA LEMBAGA PELATIHAN.*

Bagas Oxy Exa Andriyansyah, I. H. (2022). *Implementasi Recurrent Neural Network Untuk Deteksi Detak Jantung Berdasarkan Video Real Time.*

Bashaer Abdurahman Mousa, B. A.-K. (2023). Predicting medicine demand using deep learning techniques: A review.

Cahya Alkahfi, A. K. (2024). Perbandingan Kinerja Model Berbasis RNN pada Peramalan Data Ekonomi dan Keuangan Indonesia.

Cahya, A. T. (2025). *Sistem Prediksi Berbasis Recurrent Neural Networkuntuk Klasifikasi Penyakit KankerIntan .*

Cahya, I. (2025). *Sistem Prediksi Berbasis Recurrent Neural Network untuk Klasifikasi Penyakit Kanker.*

Danang Arifuddin, K. K. (2025). Perbandingan Performansi Algoritma Multiple Linear Regression dan Multi Layer Perceptron Neural Network dalam Memprediksi Penjualan Obat. 16.

Delta, S. (2024). P E N G A R UH E D U K A S IT E R H A D A PT I N G K A TPENGETAHUAN DAN SIKAP MASYARAKATTENTANGDAGUSIBUANTIBIOTIKDIDUSUNBALOAKEC.BAJOBARATKAB.LUWUTAHUN2023.

Dongguang Li, J. R. (2020). *A deep learning diagnostic platform for diffuse large B-cell lymphoma with high accuracy across multiple hospitals.*

Ehizogie Paul Adeghe, C. A. (2024). A review of the use of machine learning in predictive analytics for patient health outcomes in pharmacy practice.

Eniza Anggraiani, S. L. (2022). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Rencana Kebutuhan Obat dan E-Procurement di Rumah Sakit di Indonesia. 7.

Eros Fikri Syahram, M. E. (2020). Sun Position Forecasting Menggunakan Metode RNN – LSTM Sebagai Referensi Pengendalian Daya Solar Cell .

Fahimeh Hosseinnia Shavaki, A. E. (2022). Applications of deep learning into supply chain management: a systematic literature review and a framework for future research.

Fajri Yanti, B. N. (2024). IMPLEMENTASI ALGORITMA LSTM PADA PERAMALAN STOK OBAT (STUDI KASUS: PUSKESMAS BEBER). 8.

Fernandez, B. A. (2013). Studi Pneggunaan Antibiotik Tanpa Resep Dokter Di Kabupaten Manggarai dan Manggarai Barat.

François Mbonyinshuti, J. N. (2024). Health supply chain forecasting: a comparison of ARIMA and LSTM time series models for demand prediction of medicines.

Hamed Jelodar, Y. W. (2020). *). Deep Sentiment Classification and Topic Discovery on Novel Coronavirus or COVID-19 Online Discussions: NLP Using LSTM Recurrent Neural Network Approach.*

Ibrahim M. Hezam, A. M.-B. (2024). Artificial intelligence's impact on drug delivery in healthcare supply chain management: data, techniques, analysis, and managerial implications.

Intan Cahya, A. T. (2025). Sistem Prediksi Berbasis Recurrent Neural Network untuk Klasifikasi Penyakit Kanker.

Izza Luthfi Rais, J. (2020). Klasifikasi Data Kuesioner dengan Metode Recurrent Neural Network . 10.

Jason Nathaniel, V. J. (2022). Penerapan Nonpooling CNN-LSTM Untuk Prediksi Pemakaian Obat Rumah Sakit.

Leonard, C. (2024). *Systematic Literature Review: Deep Learning Pada Citra Sinar-X Paru Untuk Klasifikasi Penyakit* .

Lestari, S. (2023). Analisis Algoritma Regresi Linear Sederhana dalam Memprediksi Tingkat Penjualan Album KPOP. 1-11.

Mahmoud M. Bassiouni, ,. R. (2023). Advanced deep learning approaches to predict supply chain risks under COVID-19 restrictions.

Md Azharul Islam, S. Y. (2025). Harnessing Predictive Analytics: The Role of Machine Learning in Early Disease Detection and Healthcare Optimization.

Medycha Emhandyksa, I. S. (2023). *Pengembangan Deep Learning Untuk Sistem Deteksi Dini Komplikasi Kaki Diabetik Menggunakan Citra Termogram.*

MHD. Hidayat, K. S. (2023). PEMODELAN INTERAKSI PROTEIN-PROTEIN DARI TANAMAN OBAT PADA PENYAKIT KANKER MENGGUNAKAN METODE RECURRENT NEURAL NETWORK .

MHD. Hidayat, K. S. (2023). *Pemodelan Interaksi Protein-Protein Dari Tanaman Obat Pada Penyakit Kanker Menggunakan Metode Recurrent Neural Network.*

Muhammad Rafly Yusuf, S. (2025). Penerapan Deep Learning untuk Deteksi Anomali dalam Jaringan Keamanan Siber Menggunakan Recurrent Neural Networks (RNNs).

Nadhira Lubis, M. Z. (2024). Implementasi Algoritma Deep Learning pada Aplikasi Speech to Text Online dengan Metode Recurrent Neural Network (RNN). 14.

Naela Afiya, Y. W. (2022). *ANALISIS PENGELOLAAN MANAJEMEN LOGISTIK OBAT DI INSTALASI FARMASI RUMAH SAKIT QIM BATANG TAHUN 2021.*

Naela Afiya, Y. W. (2022). *ANALISIS PENGELOLAAN MANAJEMEN LOGISTIK OBAT DI INSTALASI FARMASI RUMAH SAKIT QIM BATANG TAHUN 2021.*

Ni Luh Gede Candra Leswari, P. S. (2024). *Classifying Patient General Health Using Elman Recurrent Neural Network Method.*

Prabowo, W. L. (2021). TEORI TENTANG PENGETAHUAN PERESEPAN OBAT.

Pratama, R. P. (2021). *Implementasi Deep Learning untuk Entity Matching pada Dataset Obat (Studi Kasus K24 dan Farmaku).*

R.A.Pramunendar, D. R. (2022). *METODE RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN) DENGAN ARSITEKTUR LSTM UNTUK ANALISIS SENTIMEN OPINI PUBLIK TERKAIT VAKSIN COVID-19.*

Rabibisoa Giovanni, S. I. (2024). Efisiensi Operasional dan Akurasi Prediksi Kebutuhan Obat: Penerapan Teknologi dalam Manajemen Stok .

Raihan Aldiaz Rahman, P. R. (2024). Prediksi Temperatur Lingkungan dengan Recurrent Neural Network Menggunakan Data Historis Iradiasi Matahari.

Raman Pall, Y. G. (2023). Predicting drug shortages using pharmacy data and machine learning.

Sertan Serte, H. D. (2021). *Deep learning for diagnosis of COVID-19 using 3D CT scans.*

Soekarta, R. (2023). *Implementasi Deep Learning Untuk Deteksi Jenis Obat Menggunakan Algoritma CNN Berbasis Website.*

Supriyanti, M. C. (2016). APLIKASI TECHNOLOGY ACCEPTANCE MODEL PADASISTEM INFORMASI MANAJEMEN RUMAH SAKIT DI RUMAH SAKIT ORTOPEDI PROF. DR. R. SOEHARSO SURAKARTA.

Wijaya, M. A. (2023). *Evaluasi Implementasi Metode ABC–VEN dalam Manajemen Pengendalian Logistik Farmasi.*

William L. Galanter, A. D. (2021). *Improving the In-Hospital Mortality Prediction of Diabetes ICU Patients Using a Process Mining/Deep Learning Architecture.*

Wulandari, R. N. (2016). *PENGARUHSUPPLY CHAIN MANAGEMENTTERHADAPKINERJAPERUSAHAAN MELALUI KEUNGGULAN BERSAING.*

Wulandari, W. (2025). Metode SVR Untuk Memprediksi Jumlah Pemakaian Air PDAM.

LAMPIRAN

A. Pengumpulan Data

NO	NAMA BARANG	TANGGAL/WAKTU TRANSAKSI	LOKASI	SALDO AWAL (QTY)	PEMBELIAN	PENJUALAN	SISA STOK (QTY)
1	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-01 00:00:05.330	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
2	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-02 00:00:06.027	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
3	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-03 00:00:05.637	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
4	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-04 00:00:05.283	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
5	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-05 00:00:05.770	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
6	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-06 00:00:05.347	IFG	800.00	0.00	200.00	600.00
7	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-07 00:00:05.220	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
8	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-08 00:00:05.520	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
9	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-09 00:00:05.257	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
10	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-10 00:00:05.157	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
11	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-11 00:00:05.877	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
12	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-12 00:00:05.120	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
13	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-13 00:00:05.630	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
14	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-14 00:00:05.580	IFG	600.00	0.00	200.00	400.00
15	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-15 00:00:05.113	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
16	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-16 00:00:05.800	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
17	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-17 00:00:05.373	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
18	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-18 00:00:05.290	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
19	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-19 00:00:05.410	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
20	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-20 00:00:05.953	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
21	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-21 00:00:05.847	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
22	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-22 00:00:05.807	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
23	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-23 00:00:05.680	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
24	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-24 00:00:05.760	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
25	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-25 00:00:05.427	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
26	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-26 00:00:05.907	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
27	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-27 00:00:05.293	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
28	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-28 00:00:05.927	IFG	400.00	0.00	400.00	0.00
29	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-29 00:00:05.447	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
30	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-30 00:00:05.187	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
31	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-01-31 00:00:05.793	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
32	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-01 00:00:05.330	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
33	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-02 00:00:05.197	IFG	0.00	1000.00	0.00	1000.00
34	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-03 00:00:05.670	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
35	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-04 00:00:05.917	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
36	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-05 00:00:05.567	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
37	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-06 00:00:05.967	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
38	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-07 00:00:06.007	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
39	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-08 00:00:05.623	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
40	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-09 00:00:05.540	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
41	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-10 00:00:05.097	IFG	1000.00	0.00	100.00	900.00
42	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-11 00:00:05.407	IFG	900.00	0.00	0.00	900.00
43	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-12 00:00:05.057	IFG	900.00	0.00	0.00	900.00
44	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-13 00:00:05.047	IFG	900.00	0.00	0.00	900.00
45	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-14 00:00:05.163	IFG	900.00	0.00	0.00	900.00
46	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-15 00:00:05.553	IFG	900.00	0.00	0.00	900.00
47	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-16 00:00:05.480	IFG	900.00	0.00	0.00	900.00
48	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-17 00:00:05.733	IFG	900.00	0.00	300.00	600.00
49	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-18 00:00:05.720	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
50	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-19 00:00:05.270	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00

51	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-20 00:00:05.720	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
52	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-21 00:00:05.463	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
53	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-22 00:00:05.923	IFG	600.00	500.00	0.00	1100.00
54	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-23 00:00:05.540	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
55	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-24 00:00:05.077	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
56	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-25 00:00:05.533	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
57	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-26 00:00:05.097	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
58	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-27 00:00:05.690	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
59	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-28 00:00:05.290	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
60	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-02-29 00:00:05.820	IFG	1100.00	0.00	200.00	900.00
61	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-01 00:00:05.640	IFG	900.00	0.00	100.00	800.00
62	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-02 00:00:05.720	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
63	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-03 00:00:05.863	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
64	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-04 00:00:05.340	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
65	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-05 00:00:05.993	IFG	800.00	0.00	200.00	600.00
66	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-06 00:00:05.403	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
67	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-07 00:00:05.980	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
68	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-08 00:00:06.000	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
69	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-09 00:00:05.083	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
70	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-10 00:00:05.510	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
71	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-11 00:00:05.303	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
72	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-12 00:00:05.880	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
73	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-13 00:00:05.587	IFG	600.00	0.00	100.00	500.00
74	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-14 00:00:05.557	IFG	500.00	0.00	0.00	500.00
75	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-15 00:00:05.583	IFG	500.00	0.00	0.00	500.00
76	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-16 00:00:05.473	IFG	500.00	0.00	200.00	300.00
77	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-17 00:00:05.510	IFG	300.00	0.00	0.00	300.00
78	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-18 00:00:05.970	IFG	300.00	0.00	0.00	300.00
79	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-19 00:00:05.770	IFG	300.00	0.00	0.00	300.00
80	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-20 00:00:05.807	IFG	300.00	0.00	0.00	300.00
81	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-21 00:00:06.047	IFG	300.00	0.00	0.00	300.00
82	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-22 00:00:05.867	IFG	300.00	0.00	0.00	300.00
83	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-23 00:00:05.203	IFG	300.00	0.00	0.00	300.00
84	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-24 00:00:05.293	IFG	300.00	0.00	200.00	100.00
85	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-25 00:00:05.740	IFG	100.00	0.00	0.00	100.00
86	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-26 00:00:05.300	IFG	100.00	1000.00	0.00	1100.00
87	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-27 00:00:06.013	IFG	1100.00	600.00	0.00	1700.00
88	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-28 00:00:05.860	IFG	1700.00	0.00	0.00	1700.00
89	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-29 00:00:05.450	IFG	1700.00	0.00	0.00	1700.00
90	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-30 00:00:05.687	IFG	1700.00	0.00	0.00	1700.00
91	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-03-31 00:00:05.087	IFG	1700.00	0.00	0.00	1700.00
92	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-01 00:00:05.447	IFG	1700.00	0.00	0.00	1700.00
93	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-02 00:00:05.540	IFG	1700.00	0.00	0.00	1700.00
94	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-03 00:00:05.347	IFG	1700.00	0.00	0.00	1700.00
95	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-04 00:00:06.340	IFG	1700.00	0.00	0.00	1700.00
96	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-05 00:00:05.917	IFG	1700.00	0.00	200.00	1500.00
97	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-06 00:00:05.093	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
98	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-07 00:00:05.793	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
99	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-08 00:00:05.050	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
100	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-09 00:00:05.907	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00

101	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-10 00:00:05.760	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
102	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-11 00:00:05.937	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
103	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-12 00:00:05.070	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
104	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-13 00:00:05.660	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
105	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-14 00:00:05.490	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
106	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-15 00:00:05.977	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
107	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-16 00:00:05.697	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
108	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-17 00:00:05.817	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
109	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-18 00:00:05.100	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
110	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-19 00:00:05.963	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
111	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-20 00:00:06.947	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
112	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-21 00:00:05.080	IFG	1500.00	0.00	300.00	1200.00
113	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-22 00:00:06.247	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
114	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-23 00:00:05.303	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
115	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-24 00:00:05.963	IFG	1200.00	800.00	0.00	2000.00
116	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-25 00:00:05.780	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
117	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-26 00:00:05.437	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
118	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-27 00:00:05.513	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
119	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-28 00:00:05.740	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
120	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-29 00:00:05.490	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
121	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-04-30 00:00:05.140	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
122	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-01 00:00:05.540	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
123	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-02 00:00:05.657	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
124	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-03 00:00:06.007	IFG	2000.00	0.00	200.00	1800.00
125	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-04 00:00:05.580	IFG	1800.00	0.00	0.00	1800.00
126	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-05 00:00:06.423	IFG	1800.00	0.00	400.00	1400.00
127	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-06 00:00:05.723	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
128	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-07 00:00:05.307	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
129	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-08 00:00:05.513	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
130	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-09 00:00:05.720	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
131	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-10 00:00:05.990	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
132	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-11 00:00:05.263	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
133	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-12 00:00:05.187	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
134	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-13 00:00:05.250	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
135	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-14 00:00:06.027	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
136	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-15 00:00:05.360	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
137	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-16 00:00:05.963	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
138	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-17 00:00:05.850	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
139	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-18 00:00:05.560	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
140	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-19 00:00:05.420	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
141	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-20 00:00:06.033	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
142	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-21 00:00:05.387	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
143	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-22 00:00:05.573	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
144	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-23 00:00:05.060	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
145	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-24 00:00:05.280	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
146	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-25 00:00:05.493	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
147	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-26 00:00:05.687	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
148	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-27 00:00:05.933	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
149	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-28 00:00:05.893	IFG	1400.00	0.00	200.00	1200.00
150	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-29 00:00:05.260	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00

151	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-30 00:00:05.263	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
152	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-05-31 00:00:05.377	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
153	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-01 00:00:05.413	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
154	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-02 00:00:05.833	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
155	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-03 00:00:05.373	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
156	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-04 00:00:05.137	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
157	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-05 00:00:05.907	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
158	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-06 00:00:05.697	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
159	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-07 00:00:05.760	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
160	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-08 00:00:05.487	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
161	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-09 00:00:05.653	IFG	1200.00	0.00	200.00	1000.00
162	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-10 00:00:05.800	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
163	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-11 00:00:08.720	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
164	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-12 00:00:05.620	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
165	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-13 00:00:05.140	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
166	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-14 00:00:05.237	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
167	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-15 00:00:05.520	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
168	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-16 00:00:05.280	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
169	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-17 00:00:05.893	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
170	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-18 00:00:05.367	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
171	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-19 00:00:05.853	IFG	1000.00	0.00	400.00	600.00
172	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-20 00:00:05.653	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
173	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-21 00:00:05.703	IFG	600.00	1600.00	0.00	2200.00
174	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-22 00:00:05.203	IFG	2200.00	0.00	0.00	2200.00
175	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-23 00:00:05.197	IFG	2200.00	0.00	0.00	2200.00
176	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-24 00:00:05.460	IFG	2200.00	0.00	0.00	2200.00
177	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-25 00:00:05.240	IFG	2200.00	0.00	200.00	2000.00
178	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-26 00:00:05.733	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
179	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-27 00:00:05.550	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
180	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-28 00:00:05.300	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
181	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-29 00:00:05.167	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
182	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-06-30 00:00:06.100	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
183	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-01 00:00:05.513	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
184	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-02 00:00:05.853	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
185	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-03 00:00:05.830	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
186	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-04 00:00:05.190	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
187	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-05 00:00:05.830	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
188	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-06 00:00:05.250	IFG	2000.00	0.00	0.00	2000.00
189	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-07 00:00:05.453	IFG	2000.00	0.00	200.00	1800.00
190	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-08 00:00:05.930	IFG	1800.00	0.00	0.00	1800.00
191	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-09 00:00:05.147	IFG	1800.00	0.00	0.00	1800.00
192	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-10 00:00:05.783	IFG	1800.00	0.00	400.00	1400.00
193	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-11 00:00:05.570	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
194	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-12 00:00:05.763	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
195	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-13 00:00:05.840	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
196	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-14 00:00:05.660	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
197	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-15 00:00:05.240	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
198	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-16 00:00:05.243	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
199	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-17 00:00:05.440	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
200	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-18 00:00:05.190	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00

201	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-19 00:00:05.787	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
202	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-20 00:00:05.900	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
203	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-21 00:00:05.510	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
204	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-22 00:00:05.750	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
205	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-23 00:00:05.427	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
206	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-24 00:00:05.090	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
207	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-25 00:00:05.117	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
208	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-26 00:00:05.720	IFG	1400.00	0.00	400.00	1000.00
209	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-27 00:00:06.137	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
210	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-28 00:00:06.110	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
211	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-29 00:00:05.050	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
212	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-30 00:00:05.860	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
213	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-07-31 00:00:05.343	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
214	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-01 00:00:05.633	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
215	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-02 00:00:05.900	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
216	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-03 00:00:05.100	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
217	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-04 00:00:05.967	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
218	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-05 00:00:05.550	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
219	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-06 00:00:05.553	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
220	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-07 00:00:05.117	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
221	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-08 00:00:05.547	IFG	1000.00	0.00	0.00	1000.00
222	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-09 00:00:05.553	IFG	1000.00	0.00	400.00	600.00
223	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-10 00:00:05.660	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
224	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-11 00:00:05.593	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
225	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-12 00:00:05.670	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
226	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-13 00:00:05.343	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
227	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-14 00:00:05.780	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
228	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-15 00:00:05.107	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
229	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-16 00:00:05.353	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
230	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-17 00:00:05.810	IFG	600.00	1500.00	0.00	2100.00
231	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-18 00:00:05.817	IFG	2100.00	0.00	0.00	2100.00
232	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-19 00:00:05.063	IFG	2100.00	0.00	0.00	2100.00
233	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-20 00:00:05.820	IFG	2100.00	0.00	0.00	2100.00
234	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-21 00:00:05.993	IFG	2100.00	0.00	0.00	2100.00
235	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-22 00:00:05.050	IFG	2100.00	0.00	0.00	2100.00
236	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-23 00:00:05.783	IFG	2100.00	0.00	200.00	1900.00
237	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-24 00:00:05.787	IFG	1900.00	0.00	0.00	1900.00
238	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-25 00:00:06.213	IFG	1900.00	0.00	0.00	1900.00
239	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-26 00:00:05.347	IFG	1900.00	0.00	0.00	1900.00
240	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-27 00:00:05.523	IFG	1900.00	0.00	200.00	1700.00
241	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-28 00:00:05.370	IFG	1700.00	0.00	0.00	1700.00
242	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-29 00:00:05.860	IFG	1700.00	0.00	0.00	1700.00
243	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-30 00:00:05.973	IFG	1700.00	0.00	0.00	1700.00
244	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-08-31 00:00:05.970	IFG	1700.00	0.00	200.00	1500.00
245	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-01 00:00:05.863	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
246	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-02 00:00:05.073	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
247	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-03 00:00:05.577	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
248	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-04 00:00:05.360	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
249	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-05 00:00:06.000	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
250	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-06 00:00:05.510	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00

251	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-07 00:00:05.927	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
252	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-08 00:00:06.020	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
253	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-09 00:00:05.887	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
254	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-10 00:00:05.663	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
255	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-11 00:00:05.107	IFG	1500.00	0.00	0.00	1500.00
256	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-12 00:00:05.450	IFG	1500.00	0.00	200.00	1300.00
257	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-13 00:00:05.483	IFG	1300.00	0.00	0.00	1300.00
258	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-14 00:00:05.730	IFG	1300.00	0.00	0.00	1300.00
259	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-15 00:00:06.033	IFG	1300.00	0.00	0.00	1300.00
260	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-16 00:00:05.787	IFG	1300.00	0.00	0.00	1300.00
261	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-17 00:00:05.157	IFG	1300.00	0.00	200.00	1100.00
262	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-18 00:00:05.383	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
263	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-19 00:00:05.983	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
264	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-20 00:00:05.347	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
265	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-21 00:00:05.647	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
266	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-22 00:00:05.737	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
267	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-23 00:00:05.433	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
268	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-24 00:00:05.810	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
269	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-25 00:00:05.683	IFG	1100.00	0.00	200.00	900.00
270	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-26 00:00:05.650	IFG	900.00	0.00	0.00	900.00
271	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-27 00:00:05.690	IFG	900.00	0.00	0.00	900.00
272	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-28 00:00:05.867	IFG	900.00	0.00	0.00	900.00
273	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-29 00:00:05.353	IFG	900.00	0.00	0.00	900.00
274	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-09-30 00:00:05.993	IFG	900.00	0.00	0.00	900.00
275	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-01 00:00:05.647	IFG	900.00	1000.00	0.00	1900.00
276	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-02 00:00:05.570	IFG	1900.00	0.00	500.00	1400.00
277	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-03 00:00:06.017	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
278	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-04 00:00:05.493	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
279	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-05 00:00:05.713	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
280	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-06 00:00:05.677	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
281	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-07 00:00:05.233	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
282	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-08 00:00:05.930	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
283	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-09 00:00:05.497	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
284	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-10 00:00:05.497	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
285	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-11 00:00:05.263	IFG	1400.00	0.00	0.00	1400.00
286	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-12 00:00:05.787	IFG	1400.00	0.00	200.00	1200.00
287	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-13 00:00:05.370	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
288	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-14 00:00:05.250	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
289	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-15 00:00:05.400	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
290	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-16 00:00:05.060	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
291	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-17 00:00:05.437	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
292	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-18 00:00:06.047	IFG	1200.00	0.00	0.00	1200.00
293	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-19 00:00:05.750	IFG	1200.00	0.00	100.00	1100.00
294	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-20 00:00:05.780	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
295	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-21 00:00:05.977	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
296	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-22 00:00:05.323	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
297	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-23 00:00:05.930	IFG	1100.00	0.00	0.00	1100.00
298	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-24 00:00:05.760	IFG	1100.00	0.00	300.00	800.00
299	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-25 00:00:05.217	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
300	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-26 00:00:05.833	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00

301	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-27 00:00:05.410	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
302	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-28 00:00:05.803	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
303	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-29 00:00:05.553	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
304	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-30 00:00:05.207	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
305	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-10-31 00:00:05.330	IFG	800.00	0.00	0.00	800.00
306	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-01 00:00:06.043	IFG	800.00	0.00	100.00	700.00
307	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-02 00:00:05.510	IFG	700.00	0.00	0.00	700.00
308	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-03 00:00:05.520	IFG	700.00	0.00	0.00	700.00
309	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-04 00:00:05.160	IFG	700.00	0.00	0.00	700.00
310	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-05 00:00:05.143	IFG	700.00	0.00	0.00	700.00
311	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-06 00:00:05.693	IFG	700.00	0.00	0.00	700.00
312	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-07 00:00:05.580	IFG	700.00	0.00	0.00	700.00
313	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-08 00:00:05.133	IFG	700.00	0.00	300.00	400.00
314	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-09 00:00:05.610	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
315	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-10 00:00:05.847	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
316	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-11 00:00:05.670	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
317	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-12 00:00:05.167	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
318	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-13 00:00:05.260	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
319	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-14 00:00:05.360	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
320	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-15 00:00:05.553	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
321	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-16 00:00:05.400	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
322	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-17 00:00:05.963	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
323	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-18 00:00:05.897	IFG	400.00	0.00	0.00	400.00
324	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-19 00:00:05.520	IFG	400.00	0.00	200.00	200.00
325	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-20 00:00:05.520	IFG	200.00	0.00	0.00	200.00
326	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-21 00:00:05.880	IFG	200.00	0.00	100.00	100.00
327	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-22 00:00:05.967	IFG	100.00	0.00	0.00	100.00
328	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-23 00:00:05.633	IFG	100.00	0.00	0.00	100.00
329	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-24 00:00:05.520	IFG	100.00	0.00	0.00	100.00
330	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-25 00:00:05.277	IFG	100.00	0.00	0.00	100.00
331	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-26 00:00:05.210	IFG	100.00	0.00	0.00	100.00
332	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-27 00:00:05.370	IFG	100.00	0.00	100.00	0.00
333	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-28 00:00:05.927	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
334	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-29 00:00:05.100	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
335	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-11-30 00:00:05.967	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
336	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-01 00:00:05.760	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
337	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-02 00:00:05.887	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
338	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-03 00:00:05.890	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
339	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-04 00:00:05.910	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
340	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-05 00:00:05.293	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
341	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-06 00:00:05.377	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
342	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-07 00:00:05.270	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
343	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-08 00:00:05.170	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
344	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-09 00:00:05.680	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
345	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-10 00:00:05.593	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
346	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-11 00:00:05.383	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
347	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-12 00:00:05.100	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
348	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-13 00:00:05.453	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
349	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-14 00:00:05.750	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
350	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-15 00:00:05.110	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00

351	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-16 00:00:05.780	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
352	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-17 00:00:05.430	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
353	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-18 00:00:05.740	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
354	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-19 00:00:05.410	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
355	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-20 00:00:05.263	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
356	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-21 00:00:05.400	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
357	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-22 00:00:05.997	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
358	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-23 00:00:05.210	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
359	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-24 00:00:05.937	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
360	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-25 00:00:05.400	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
361	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-26 00:00:05.647	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
362	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-27 00:00:05.237	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
363	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-28 00:00:05.790	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
364	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-29 00:00:05.513	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
365	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-30 00:00:05.960	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
366	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2024-12-31 00:00:05.100	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
367	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-01 00:00:05.497	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
368	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-02 00:00:05.953	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
369	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-03 00:00:05.927	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
370	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-04 00:00:05.773	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
371	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-05 00:00:05.430	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
372	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-06 00:00:05.497	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
373	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-07 00:00:05.443	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
374	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-08 00:00:05.700	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
375	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-09 00:00:05.397	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
376	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-10 00:00:05.840	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
377	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-11 00:00:05.983	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
378	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-12 00:00:05.140	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
379	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-13 00:00:05.587	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
380	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-14 00:00:05.680	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
381	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-15 00:00:05.887	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
382	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-16 00:00:05.900	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
383	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-17 00:00:05.277	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
384	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-18 00:00:05.973	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
385	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-19 00:00:05.093	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
386	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-20 00:00:05.097	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
387	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-21 00:00:05.980	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
388	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-22 00:00:05.810	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
389	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-23 00:00:05.590	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
390	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-24 00:00:05.297	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
391	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-25 00:00:05.693	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
392	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-26 00:00:05.990	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
393	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-27 00:00:05.987	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
394	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-28 00:00:05.820	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
395	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-29 00:00:05.967	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
396	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-30 00:00:05.963	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
397	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-01-31 00:00:05.517	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
398	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-01 00:00:05.167	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
399	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-02 00:00:05.353	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
400	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-03 00:00:05.687	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00

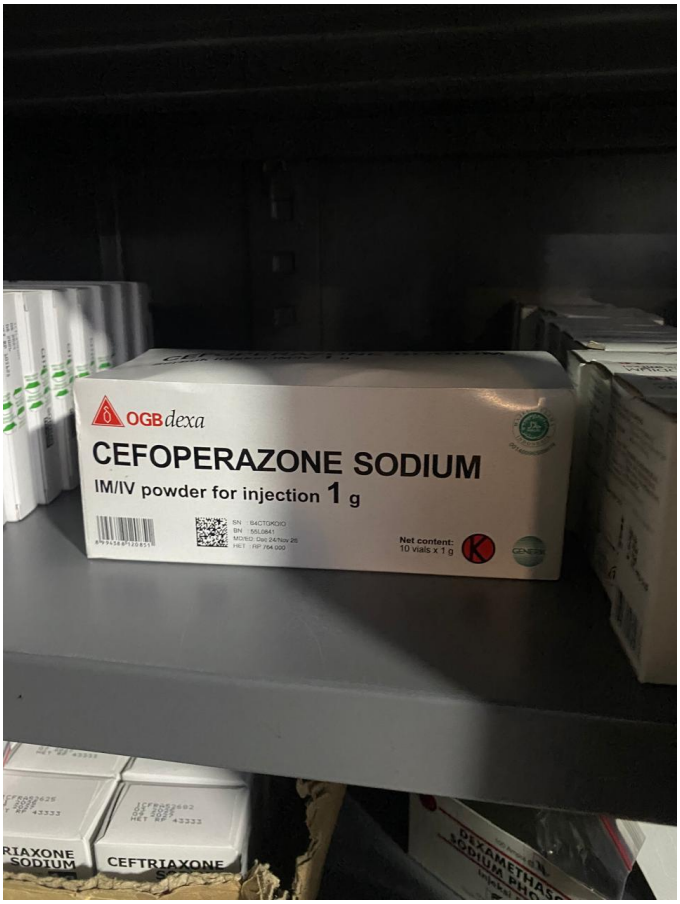
401	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-04 00:00:05.133	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
402	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-05 00:00:05.987	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
403	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-06 00:00:05.687	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
404	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-07 00:00:05.680	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
405	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-08 00:00:05.840	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
406	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-09 00:00:06.023	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
407	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-10 00:00:05.623	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
408	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-11 00:00:05.783	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
409	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-12 00:00:06.260	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
410	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-13 00:00:05.347	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
411	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-14 00:00:05.747	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
412	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-15 00:00:05.170	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
413	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-16 00:00:05.750	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
414	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-17 00:00:05.413	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
415	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-18 00:00:05.980	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
416	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-19 00:00:05.840	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
417	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-20 00:00:05.993	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
418	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-21 00:00:05.620	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
419	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-22 00:00:05.367	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
420	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-23 00:00:05.870	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
421	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-24 00:00:05.593	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
422	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-25 00:00:05.407	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
423	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-26 00:00:05.610	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
424	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-27 00:00:05.790	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
425	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-02-28 00:00:06.057	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
426	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-01 00:00:05.700	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
427	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-02 00:00:05.667	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
428	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-03 00:00:05.997	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
429	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-04 00:00:05.707	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
430	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-05 00:00:05.090	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
431	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-06 00:00:05.270	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
432	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-07 00:00:05.407	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
433	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-08 00:00:06.030	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
434	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-09 00:00:05.613	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
435	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-10 00:00:05.980	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
436	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-11 00:00:05.780	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
437	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-12 00:00:05.200	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
438	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-13 00:00:05.287	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
439	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-14 00:00:05.603	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
440	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-15 00:00:05.923	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
441	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-16 00:00:05.783	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
442	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-17 00:00:05.377	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
443	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-18 00:00:05.197	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
444	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-19 00:00:05.537	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
445	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-20 00:00:05.983	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
446	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-21 00:00:05.887	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
447	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-22 00:00:05.557	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
448	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-23 00:00:05.413	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
449	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-24 00:00:05.693	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
450	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-25 00:00:05.260	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00

451	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-26 00:00:05.897	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
452	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-27 00:00:05.367	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
453	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-28 00:00:05.267	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
454	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-29 00:00:05.950	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
455	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-30 00:00:05.603	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
456	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-03-31 00:00:05.650	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
457	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-01 00:00:05.563	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
458	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-02 00:00:05.923	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
459	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-03 00:00:05.367	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
460	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-04 00:00:05.573	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
461	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-05 00:00:05.973	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
462	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-06 00:00:05.097	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
463	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-07 00:00:05.673	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
464	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-08 00:00:06.013	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
465	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-09 00:00:05.197	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
466	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-10 00:00:06.007	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
467	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-11 00:00:05.260	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
468	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-12 00:00:05.480	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
469	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-13 00:00:05.863	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
470	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-14 00:00:05.060	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
471	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-15 00:00:05.203	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
472	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-16 00:00:06.147	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
473	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-17 00:00:05.610	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
474	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-18 00:00:05.670	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
475	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-19 00:00:05.120	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
476	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-20 00:00:06.017	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
477	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-21 00:00:05.290	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
478	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-22 00:00:05.213	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
479	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-23 00:00:05.933	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
480	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-24 00:00:05.657	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
481	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-25 00:00:05.857	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
482	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-26 00:00:05.690	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
483	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-27 00:00:05.220	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
484	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-28 00:00:05.503	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
485	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-29 00:00:05.380	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
486	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-04-30 00:00:05.460	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
487	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-01 00:00:05.517	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
488	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-02 00:00:05.917	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
489	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-03 00:00:05.600	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
490	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-04 00:00:05.907	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
491	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-05 00:00:05.733	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
492	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-06 00:00:05.413	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
493	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-07 00:00:05.267	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
494	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-08 00:00:05.710	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
495	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-09 00:00:05.587	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
496	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-10 00:00:05.670	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
497	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-11 00:00:05.783	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
498	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-12 00:00:05.407	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
499	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-13 00:00:05.720	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
500	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-14 00:00:05.927	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00

501	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-15 00:00:05.277	IFG	0.00	0.00	0.00	0.00
502	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-16 00:00:05.253	IFG	0.00	600.00	0.00	600.00
503	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-17 00:00:05.550	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
504	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-18 00:00:05.643	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
505	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-19 00:00:05.097	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
506	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-20 00:00:05.187	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
507	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-21 00:00:05.887	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
508	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-22 00:00:05.903	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
509	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-23 00:00:05.360	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
510	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-24 00:00:05.583	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
511	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-25 00:00:05.443	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
512	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-26 00:00:05.340	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
513	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-27 00:00:05.917	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
514	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-28 00:00:05.333	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
515	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-29 00:00:05.700	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
516	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-30 00:00:05.703	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
517	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-05-31 00:00:05.270	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
518	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-01 00:00:05.437	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
519	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-02 00:00:05.413	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
520	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-03 00:00:06.043	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
521	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-04 00:00:05.207	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
522	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-05 00:00:05.137	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
523	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-06 00:00:05.787	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
524	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-07 00:00:05.327	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
525	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-08 00:00:05.177	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
526	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-09 00:00:05.253	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
527	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-10 00:00:05.537	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
528	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-11 00:00:05.500	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
529	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-12 00:00:05.730	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
530	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-13 00:00:05.507	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
531	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-14 00:00:05.987	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
532	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-15 00:00:05.513	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
533	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-16 00:00:05.790	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
534	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-17 00:00:05.693	IFG	600.00	0.00	0.00	600.00
535	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-18 00:00:05.883	IFG	600.00	0.00	100.00	500.00
536	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-19 00:00:05.097	IFG	500.00	0.00	0.00	500.00
537	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-20 00:00:06.023	IFG	500.00	0.00	0.00	500.00
538	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-21 00:00:06.030	IFG	500.00	0.00	0.00	500.00
539	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-22 00:00:05.637	IFG	500.00	0.00	0.00	500.00
540	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-23 00:00:06.063	IFG	500.00	0.00	0.00	500.00
541	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-24 00:00:05.213	IFG	500.00	0.00	0.00	500.00
542	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-25 00:00:05.437	IFG	500.00	0.00	200.00	300.00
543	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-26 00:00:05.983	IFG	300.00	0.00	0.00	300.00
544	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-27 00:00:05.290	IFG	300.00	0.00	0.00	300.00
545	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-28 00:00:06.000	IFG	300.00	0.00	0.00	300.00
546	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-29 00:00:05.553	IFG	300.00	0.00	0.00	20.00
545	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-28 00:00:06.000	IFG	300.00	0.00	0.00	300.00
546	AMOXICILLIN 500MG TAB (F)	2025-06-29 00:00:05.553	IFG	300.00	0.00	0.00	20.00

B. Observasi ke Gudang Farmasi Rumah Sakit UII


OGB dexa
Amikacin Sulfate
IM/IV injection 250 mg/ml
Net content:
10 ampoules x 2 ml
250
HALAL
OGB dexa
Cefazolin Sodium
IM/IV powder for injection
OGB dexa
Cefazolin S
Serbuk untuk injek
OGB dexa
Cefazolin
IM/IV powder fo
HALAL


OGB dexa
CEFOPERAZONE SODIUM
IM/IV powder for injection 1 g
Net content:
10 vials x 1 g
CEFTRIAXONE


CEFXON®
CEFTRIAXONE SODIUM
SESQUATERHYDRATE
SERBUK INJEKSI
STERIL
I.v / I.m
PT. LAPI LABORATORIES
SERANG - INDONESIA