PEMANFAATAN MODEL DEEP LEARNING UNTUK MEMPREDIKSI KEBUTUHAN JARUM SUNTIK DI RUMAH SAKIT

TUGAS AKHIR

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

Nama : Akila Ravindra Adzaki
No. Mahasiswa : 21522159

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

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya mengakui bahwa tugas akhir ini adalah hasil karya saya sendiri kecuali kutipan dan ringkasan yang seluruhnya sudah saya jelaskan sumbernya. Jika dikemudian hari ternyata terbukti pengakuan saya ini tidak benar dan melanggar peraturan yang sah maka saya bersedia ijazah yang telah saya terima ditarik kembali oleh Universitas Islam Indonesia.

Yogyakarta, 19 September 2025



(Akila Ravindra Adzaki)
21522159

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 : 314/1/08/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: 43/penelitian TA/Sek.Prodi.S1/20/TI/IV/2025 perihal Penelitian yang dilaksanakan di Rumah Sakit Universitas Islam Indonesia oleh:

Nama Mahasiswa	:	**Akila Ravindra Adzaki**
NIM	:	**241200829**
Program Studi	:	**S-1 Teknik Industri**
Judul Penelitian	:	**Implementasi Model Deep Learning dengan Metode LSTM untuk Memprediksi Kebutuhan Jarum Suntik di Rumah Sakit**

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, 03 Oktober 2025

Direktur Utama

dr. Mulyo Hartana, Sp.PD

LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING

IMPLEMENTASI MODEL DEEP LEARNING DENGAN METODE LSTM UNTUK MEMPREDIKSI KEBUTUHAN JARUM SUNTIK DI RUMAH SAKIT

TUGAS AKHIR

Disusun Oleh:

Nama : Akila Ravindra Adzaki
No. Mahasiswa : 21522159

Yogyakarya, Tanggal Bulan Tahun

Dosen Pembimbing

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

LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI

PEMANFAATAN MODEL DEEP LEARNING UNTUK MEMPREDIKSI KEBUTUHAN JARUM SUNTIK DI RUMAH SAKIT
(Studi Kasus: Rumah Sakit Islam Indonesia)
TUGAS AKHIR

Disusun Oleh :

Nama : Akila Ravindra Adzaki
No. Mahasiswa : 21522159

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

Yogyakarta, 18 November 2025

Tim Penguji

Dr. Ir. Agus Mansur, S. T., M. Eng. Sc., IPU	
Ketua	
Putri Dwi Annisa, S.T., M.Sc.	
Penguji I	
Nashrullah Setiawan, S.T., M.Sc., Ph.D.	
Penguji II	

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

Ir. Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D., IPM
NIK. 015220101

HALAMAN PERSEMBAHAN

Laporan tugas akhir ini penulis persembahkan untuk diri sendiri. Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada kedua orang tua dan teman seperjuangan atas dukungannya. Selain itu, ditujukan kepada para dosen yang telah membimbing selama ini.

MOTTO

"Believe in yourself and you can achieve anything"
(Luffy)

"Knowledge is power"
(Edward Elric)

"The only thing that matters is that you never give up on yourself"
(Izuku Midoriya)

KATA PENGANTAR

Alhamdullilahirabbil'alamin, puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT, karena berkat rahmat dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul "IMPLEMENTASI MODEL DEEP LEARNING DENGAN METODE LSTM UNTUK MEMPREDIKSI KEBUTUHAN JARUM SUNTIK DI RUMAH SAKIT". Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik pada Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.

Penyusunan Tugas Akhir ini Tentu tidak terlepas dari dukungan, doa, serta bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya 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, 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, selaku pembimbing dalam pengolahan data peramalan menggunakan LSTM.
7. Ibu Linda selaku staff di Rumah Sakit UII yang selalu senantiasa membantu dan membimbing selama proses pengambilan data.
8. Teman kelompok bimbingan yaitu Hafizh Wirzal, yang selalu sedia membantu penulis saat penulisan Tugas Akhir.
9. Sahabat-sahabat yang telah menemani penulis dari semester awal hingga saat ini.

Yogyakarta, 19 September 2025



Akila Ravindra Adzaki
21522137

ABSTRAK

Manajemen persediaan alat kesehatan merupakan aspek penting dalam menjaga kelancaran pelayanan medis, terutama pada ketersediaan jarum suntik yang menjadi alat esensial dalam kegiatan perawatan pasien. Ketidakseimbangan antara permintaan dan stok sering menyebabkan kekurangan maupun kelebihan persediaan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi kebutuhan jarum suntik di Rumah Sakit Universitas Islam Indonesia dengan menerapkan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) serta membandingkannya dengan metode *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Data yang digunakan terdiri dari 546 catatan penjualan harian jarum suntik Spuit BD 10cc di bagian rawat inap selama periode Januari 2024 hingga Juni 2025. Sebelum pemodelan, data diproses melalui normalisasi agar sesuai dengan kebutuhan algoritma. Model LSTM dibangun untuk memprediksi kebutuhan tujuh hari ke depan, sedangkan ARIMA digunakan sebagai pembanding metode statistik konvensional. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil menunjukkan bahwa model LSTM memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dengan nilai RMSE sebesar 13,78 dan MAPE 10,37%, sedangkan ARIMA menghasilkan RMSE sebesar 222,12 dan MAPE 70,79%. Temuan ini membuktikan bahwa LSTM lebih unggul dalam mengenali pola *non-linier* dan fluktuasi permintaan alat medis. Model ini diharapkan dapat membantu rumah sakit dalam perencanaan pengadaan yang lebih efisien dan mengurangi risiko kekurangan stok alat kesehatan.

Kata kunci: Deep Learning, LSTM, *Forecasting*, Jarum Suntik, Rumah Sakit

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 PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 4
1.3 Tujuan Penelitian 5
1.4 Manfaat Penelitian 5
1.5 Batasan Penellitian 5
BAB II KAJIAN LITERATUR 6
2.1 Kajian Literatur 6
2.1.1 *State of the Art* 6
2.2 Landasan Teori 14
2.2.1 *Supply Chain Management* 14
2.2.2 *Health Supply Chain Management* 15
2.2.3 Rumah Sakit 15
2.2.4 Produk Jarum Suntik 15
2.2.5 *Forecassting* 16
2.2.6 *Deep Learning* 16
2.2.7 Metode *Long Short-Term Memory* 16
2.2.8 *Root Mean Squared Error* (RMSE) 17
2.2.9 *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) 17
2.2.10 *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) 18
BAB III METODE PENELITIAN 19
3.1 Subjek Penelitian 19
3.2 Objek Penelitian 19
3.3 Alat dan Bahan 19
3.4 Metode Pengumpulan Data 20
3.5 Kerangka Model Deep Learning 20
3.6 Alur Penelitian 21
BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA 24
4.1 Pengumpulan Data 24
4.2 Pengolahan data 26
4.2.1 Proses Algoritma *Long Short-Term Memory* 26
4.2.2 Hasil Algoritma *Long Short-Term Memory* 30
4.2.3 Evaluasi Model 31
BAB V 33
5.1 Analisis Prediksi Metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) 33

5.2 Analisis Mean Absolute Percentage Error (MAPE) 35
5.3 Analisis Root Mean Squared Error (RMSE) 36
5.4 Analisis Perbandingan LSTM dan ARIMA 37
5.4.1 Perbandingan Hasil Prediksi 37
5.4.2 Perbandingan Evaluasi Mape dan RMSE 39
5.4.3 Perbandingan Metode LSTM dan ARIMA dengan Data Aktual 40
5.5 *Managerial Impact* 41
BAB VI 43
6.1 Kesimpulan 43
6.2 Saran 44
DAFTAR PUSTAKA 46
LAMPIRAN 50

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Kajian Literatur 13
Tabel 4. 1 Data Spuit BD 10 cc 24
Tabel 4.2. 1 Re-Processing Data 27
Tabel 4.2. 2 Model LSTM 29
Tabel 4.2. 3 Training Model 29
Tabel 4.2. 4 Prediksi 30
Tabel 5. 1 Hasil Prediksi 33
Tabel 5. 2 Kategori MAPE 35
Tabel 5.4. 1 Perbandingan LSTM & Arima 37
Tabel 5.4. 2 Perbandingan Hasil MAPE & RMSE 39

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Grafik Perbandingan Permintaan & Stok Akhir 3
Gambar 3. 1 Alur Pnelitian..... 22
Gambar 3. 1 Kerangka Model Deep Learning 21
Gambar 3. 2 Alur Pnelitian..... 22
Gambar 4.2. 1 Grafik Hasil Prediksi 31
Gambar 4.2. 2 Evaluasi MAPE 32
Gambar 4.2. 3 Evaluasi RMSE..... 32
Gambar 5. 1 Grafik Hasil Prediksi 34
Gambar 5.4. 1 Grafik Perbandingan LSTM & Arima 38
Gambar 5.4. 2 Grafik Perbandingan LSTM,Arima & Fata Aktual 40

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam melakukan perawatan pada pasien, tenaga medis menggunakan alat medis untuk menunjang kebutuhan perawatan tersebut. Alat medis adalah instrumen, mesin, atau implan yang tidak mengandung obat yang digunakan untuk mencegah, mendiagnosis, menyembuhkan, dan meringankan penyakit, merawat pasien, memulihkan kesehatan manusia, dan memperbaiki fungsi tubuh (Ramadhan, 2020).Diantara banyaknya alat medis yang digunakan untuk menunjang perawatan kepada pasien salah satunya adalah jarum suntik. Jarum suntik adalah alat yang digunakan oleh profesional medis untuk menyuntik cairan ke dalam atau keluar tubuh. Alat ini terdiri dari jarum dengan lubang di tengahnya yang terpasang pada plunger dan tabung (Clement et al., 2020). Jarum suntik sendiri memiliki beberapa jenis atau merk yang digunakan, salah satunya adalah jarum suntik bermerek BD. BD merupakan perusahaan teknologi medis global yang berskala besar dan memiliki portofolio produk yang beragam. Melalui Divisi Sistem Medis-Farmasi, BD menjadi produsen jarum suntik terbesar di dunia, menyediakan berbagai produk seperti jarum suntik sekali pakai, sistem injeksi mandiri, solusi keamanan dan perlindungan, serta teknologi jarum dan layanan yang mendukung kebutuhan industri farmasi (Delivery, 2022).

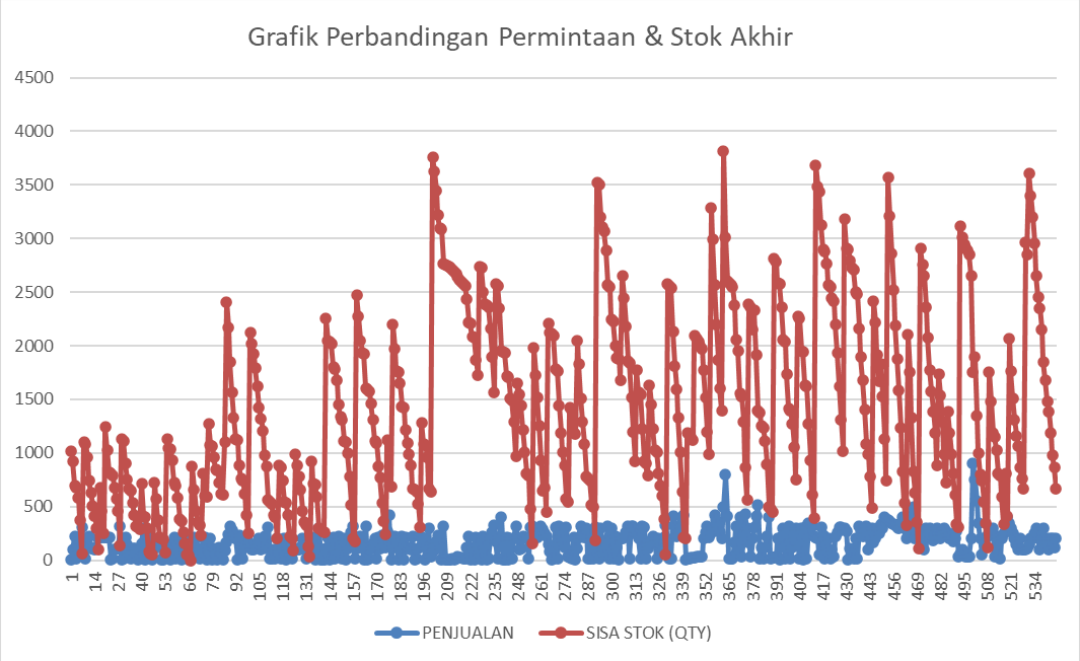
Setelah pemakaian, jarum suntik tidak boleh digunakan ulang dan harus segera dibuang, karena jika dipakai ulang dapat menyebarkan penyakit yang mematikan Jozuka, (2015). Meskipun begitu, dalam praktiknya sering muncul kendala saat memberikan pelayanan kepada pasien, salah satunya disebabkan oleh keterbatasan ketersediaan jarum suntik. Di sisi lain, terdapat beberapa kasus di mana sejumlah jarum suntik harus dibuang karena tidak lagi steril yang disebabkan oleh cara penyimpanan yang tidak tepat dan waktu pemakaian yang sudah kadaluwarsa yaitu sekitar 3 tahun dari tanggal pembuatan jarum suntik tersebut. Selain itu, saat melakukan pencatatan data alat kesehatan di bagian administrasi farmasi, sering ditemukan data yang tercatat secara berulang, sehingga menimbulkan ketidakteraturan dalam pengelolaan informasi.

Dalam beberapa tahun belakangan, permintaan jarum suntik di dunia medis mengalami peningkatan yang signifikan. Diperkirakan sekitar 16 miliar jarum suntik digunakan setiap tahunnya. Selain itu, penjualan jarum suntik antara tahun 2013 hingga 2020 menunjukkan kenaikan yang cukup besar, mencapai sekitar 3 miliar dolar. Sementara itu,

hasil penelitian lain memperkirakan bahwa tingkat pertumbuhan tahunan untuk kebutuhan jarum suntik mencapai 13,8% selama periode 2012 hingga 2018 (Krisdiyanto et al., 2022). Jumlah data terkait jarum suntik umumnya hanya dapat diperkirakan berdasarkan banyak atau sedikitnya stok alat kesehatan yang tersedia, karena kebutuhan setiap bulannya tidak menentu dan cenderung berubah-ubah. Akibat dari ketidakpastian tersebut, sering kali kebutuhan alat kesehatan tidak sepenuhnya dapat dipenuhi, yang pada akhirnya menyebabkan perlunya penambahan stok secara mendadak (Engineering, 2022).

Untuk mengatasi permasalahan dalam pengelolaan data stok alat suntik, diperlukan suatu metode bantuan berupa peramalan (*forecasting*). Peramalan ini merupakan proses memperkirakan kebutuhan di masa depan yang mencakup aspek jumlah, mutu, waktu penggunaan, serta lokasi yang membutuhkan produk berupa barang atau jasa terkait. Dengan pendekatan ini, pengelolaan stok dapat dilakukan secara lebih tepat dan efisien. Peramalan adalah sebuah proses membuat dugaan atau perkiraan terhadap suatu kejadian yang diperkirakan akan terjadi di masa mendatang. Tujuan dari peramalan ini adalah untuk memberikan gambaran awal mengenai kemungkinan situasi atau peristiwa yang akan dihadapi, sehingga dapat dilakukan persiapan atau perencanaan yang lebih matang (Muhammad Ashyrofi, 2020).

Rumah Sakit Universitas Islam Indonesia (RS UII) adalah rumah sakit pendidikan yang dimiliki dan dikelola oleh Universitas Islam Indonesia (UII), sebuah perguruan tinggi swasta ternama yang berlokasi di Yogyakarta, Indonesia. Rumah sakit ini berfungsi sebagai fasilitas layanan kesehatan sekaligus sebagai tempat pendidikan dan pelatihan mahasiswa, terutama dari Fakultas Kedokteran UII. Dalam rumah sakit UII memiliki kendala yaitu terjadinya kekurangan stok jarum suntik. Hal ini disebabkan oleh jumlah pasien yang fluktuatif dan juga keterlambatan pengiriman dari distributor. Rumah sakit UII memiliki data stok akhir sebegai berikut:



Gambar 1. 1 Grafik Perbandingan Permintaan & Stok Akhir

Untuk mengatasi permasalahan tersebut maka, peneliti akan menyelesaikan permasalahan dengan peramalan dengan model deep learning menggunakan metode LSTM dengan bantuan beberapa metode lainnya seperti, interpolasi, MAPE dan RMSE.

Deep learning adalah cabang dari machine learning yang algoritmanya terinspirasi dari struktur otak manusia, yang dikenal dengan sebutan *Artificial Neural Networks* (ANN). Secara umum, *deep learning* menggunakan jaringan saraf dengan tiga atau lebih lapisan. Teknologi ini memiliki kemampuan untuk mempelajari dan menyesuaikan diri terhadap data dalam jumlah besar, serta mampu menangani berbagai masalah kompleks yang sulit dipecahkan oleh algoritma *machine learning* konvensional (Raup et al., 2022). Sedangkan, LSTM, atau *Long Short-Term Memory*, adalah salah satu varian dari *Recurrent Neural Network* (RNN). Karena termasuk dalam kategori RNN, LSTM juga menjalankan proses berulang di dalam strukturnya. Proses ini memungkinkan LSTM untuk mengolah data secara berurutan dan mempertahankan informasi penting dalam jangka waktu yang lebih panjang dibandingkan RNN biasa (Hamdi Bahar et al., 2021). Setelah melakukan pengolahan terhadap model LSTM, hasilnya kemudian dibandingkan dengan model ARIMA untuk melihat metode mana yang memberikan performa prediksi yang lebih baik. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) bekerja dengan sepenuhnya mengabaikan variabel independen. Dalam proses peramalannya, ARIMA menggunakan nilai sebelumnya dan nilai terkini dari variabel dependen untuk menghasilkan estimasi

jangka pendek yang akurat (Kurniawati & Arima, 2021). Metode Arima dan LSTM akan dibandingkan dengan menggunakan matriks evaluasi MAPE dan RMSE.

MAPE digunakan untuk menilai besarnya kesalahan yang muncul dari penerapan suatu metode. Sementara itu, MAPE memiliki standar penilaian yang dapat menunjukkan apakah metode tersebut tergolong baik atau tidak (Pabutungan, 2023). Analisis nilai RMSE dimanfaatkan untuk mengevaluasi seberapa besar tingkat kesalahan yang terjadi antara hasil prediksi dengan data observasi (Munawar et al., 2020).

Penelitian ini bertujuan untuk memanfaatkan model prediksi kebutuhan jarum suntik di Rumah Sakit UII dengan memanfaatkan pendekatan *deep learning* menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan metode ARIMA sebagai metode pembandingnya. Model LSTM dipilih karena kemampuannya dalam menangani data deret waktu serta mempertahankan informasi penting dalam jangka panjang, yang sangat relevan untuk menganalisis pola permintaan jarum suntik berdasarkan data historis. Perbandingan antara LSTM dan ARIMA diperlukan untuk memastikan bahwa pemilihan model yang lebih kompleks, seperti LSTM, benar-benar menghasilkan peningkatan kinerja dibandingkan metode konvensional. Tanpa adanya pembanding seperti ARIMA, tidak terdapat dasar empiris yang menunjukkan bahwa LSTM memang layak digunakan. Bahkan, tidak tertutup kemungkinan bahwa ARIMA yang lebih sederhana mampu memberikan hasil yang sebanding atau lebih baik. Oleh karena itu, proses pembandingan ini penting untuk membuktikan bahwa penerapan model *deep learning* memberikan kontribusi yang signifikan dan bukan semata-mata penggunaan model yang berlebihan. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk menghasilkan prediksi yang akurat guna membantu rumah sakit dalam merencanakan stok secara efisien, menghindari kekurangan atau kelebihan persediaan, serta mendukung sistem manajemen logistik jarum suntik yang lebih efektif. Dengan adanya model ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam mewujudkan sistem perencanaan yang lebih akurat.

1.2 Rumusan Masalah

Berikut merupakan rumusan masalah dari penelitian ini:

1. Berapa rata-rata kebutuhan harian jarum suntik di Rumah Sakit UII?
2. Seberapa akurat hasil prediksi kebutuhan alat suntik menggunakan model *deep learning* dengan metode LSTM dibandingkan metode Arima sebagai metode pembanding?

3. Apa rekomendasi yang dapat diberikan keapada pihak Rumah Sakit UII dari hasil prediski menggunakan model *deep learning* dengan metode LSTM?

1.3 Tujuan Penelitian

Berikut merupakan tujuan dari penelitian ini:

1. Menentukan besarnya rata-rata kebutuhan harian jarum suntik di Rumah Sakit UII melalui analisis data historis penjualan pada periode tertentu.
2. Melihat dan menganalisis tingkat akurasi dari metode LSTM dalam memprediksi kebutuhan alat suntik di rumah sakit UII dan membandingkannya dengan metode Arima.
3. Memberikan rekomendasi kepada Rumah Sakit UII dari hasil prediksi dengan metode LSTM, untuk meningkatkan manajemen *inventory* dan mengurangi kekukarangan stok.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa manfaat, sebagai berikut:

1. Bagi Perguuran Tinggi

   Penelitian ini dapat menjadi referensi bagi peneliti selanjutnya yang berkaitan dengan prediksi kebvutuhan alat suntik dan juga meningkatkan reputasi program studi Teknik Industri dalam menghasilkan karya ilmiah yang aplikatif.
2. Bagi peneliti

   Dalam penelitian ini membantu peneliti dalam mengembangkan keahlian dalam melakukan analisis data dan penerepan ilmu Teknik Industri sepereti metode LSTM.
3. Bagi Perusahaan

   Penelitian ini dapat membantu rumah sakit UII dalam melakukan perencanaan alat suntik, mengurangi risiko kelebihan atau kekurangan stok alat suntik, serta mendorong penggunaan teknologi cerdas dalam sistem manajemen logistic rumah sakit.

1.5 Batasan Penellitian

Berikut merupakan batasan penelitian:

1. Penelitian ini hanya dilakukan di rumah sakit UII.
2. Fokus penelitian ini hanya pada memprediksi kebutuhan alat suntik di rumah sakit UII dan tidak membahas masalah limbah dan finansial.
3. Data yang diperoleh dari penelitian ini melalui observasi, wawancara dan studi literatur dari penelitian sebelumnya.

BAB II
KAJIAN LITERATUR

2.1 Kajian Literatur

Berikut merupakan kajian literatur untuk mendukung penelitian ini:

2.1.1 *State of the Art*

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Saragih, (2021) dalam studi berjudul "Jaringan Syaraf Tiruan Memprediksi Kebutuhan Alat Suntik Medis di Rumah Sakit Menggunakan *Backpropagation*", penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem prediksi kebutuhan alat suntik medis di rumah sakit dengan tingkat akurasi tinggi. Studi ini berfokus pada penggunaan jaringan syaraf tiruan (JST) dengan algoritma *backpropagation* guna membantu pengelolaan persediaan alat medis, khususnya jarum suntik. Peneliti membangun model prediksi berbasis MATLAB, dengan pengujian terhadap data kebutuhan alat medis dari tahun 2016–2020. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem prediksi mampu memberikan informasi kebutuhan bulan berikutnya, di mana prediksi menunjukkan penurunan kebutuhan akibat masih tersedianya stok dari bulan sebelumnya. Akurasi model sangat dipengaruhi oleh parameter seperti *learning rate* dan jumlah neuron pada *hidden layer*. Penelitian ini menyoroti pentingnya teknologi prediktif dalam mendukung perencanaan logistik rumah sakit dan pengambilan keputusan berbasis data.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Yanti et al., (2024) dalam studi berjudul *"Implementasi Algoritma LSTM pada Peramalan Stok Obat (Studi Kasus: Puskesmas Beber)"*, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kebutuhan lima jenis obat dengan mempertimbangkan ketidakakuratan yang sering terjadi dalam perencanaan manual. Studi ini menerapkan pendekatan CRISP-DM dan menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk melakukan peramalan berbasis data *time series* harian pemakaian obat dari tahun 2019 hingga 2023. Proses meliputi tahapan pemahaman bisnis, pemahaman data, pembersihan dan normalisasi data, serta *tuning hyperparameter* menggunakan *GridSearchCV*. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik MAPE yang menunjukkan performa sangat baik pada empat dari lima obat, dengan nilai MAPE terendah sebesar 4,82%. Hasil ini menunjukkan bahwa LSTM mampu meningkatkan akurasi perencanaan stok obat dan dapat menjadi acuan dalam pengambilan keputusan oleh pihak Puskesmas Beber. Penelitian ini menekankan

pentingnya pemanfaatan model prediktif dalam perencanaan logistik kesehatan di fasilitas layanan primer.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Nathaniel et al., (2022) dalam studi berjudul *"Penerapan Nonpooling CNN-LSTM untuk Prediksi Pemakaian Obat Rumah Sakit"*, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi penggunaan obat di rumah sakit guna mendukung efisiensi pengelolaan anggaran farmasi yang mencapai 40–50% dari total biaya rumah sakit. Penelitian ini mengembangkan dan membandingkan tiga model prediksi: LSTM, CNN-LSTM, dan *Nonpooling* CNN-LSTM, dengan data pemakaian obat harian tahun 2021 sebagai data latih dan data tahun 2022 sebagai data uji. Fokus utama adalah pengujian arsitektur *Nonpooling* CNN-LSTM, yaitu gabungan CNN dan LSTM tanpa lapisan *Max Pooling*, untuk mempertahankan fitur penting dari data *time series*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Nonpooling CNN-LSTM memiliki performa terbaik dengan nilai RMSE terendah sebesar 39,63 untuk prediksi 30 hari dan 54,68 untuk prediksi 90 hari. Penelitian ini menekankan bahwa pemilihan arsitektur model serta pengaturan parameter seperti jumlah filter, *epoch*, dan *learning rate* sangat berpengaruh terhadap akurasi prediksi, dan bahwa model Nonpooling CNN-LSTM efektif dalam mempelajari pola pemakaian obat harian untuk mendukung pengambilan keputusan rumah sakit secara lebih tepat dan efisien.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Ejiba et al., 2024) dalam studi berjudul *"Investigating the Use of LSTM and Time-Series Analysis in Medical Equipment Failure Prediction"*, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kegagalan peralatan medis menggunakan jaringan syaraf LSTM dengan pendekatan analisis data *time series*. Studi ini menyoroti pentingnya prediksi kegagalan alat sebagai bagian dari strategi pemeliharaan prediktif (*Predictive Maintenance*) untuk meningkatkan keandalan pelayanan kesehatan. Peneliti menggunakan data historis kegagalan alat, melakukan pra-pemrosesan data, rekayasa fitur dengan metode *sliding window*, dan melatih model LSTM untuk mengenali pola kegagalan. Hasil menunjukkan bahwa LSTM dapat mendeteksi pola dalam data historis, tetapi kurva loss model memperlihatkan fluktuasi yang mengindikasikan tantangan dalam mencapai akurasi prediksi yang konsisten. Studi ini menyimpulkan bahwa LSTM menjanjikan untuk diterapkan dalam pemeliharaan prediktif alat kesehatan, namun membutuhkan peningkatan kualitas data, eksplorasi fitur tambahan, dan validasi lebih lanjut di lingkungan rumah sakit nyata untuk memastikan efektivitasnya.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Chowdary & Kumar, (2021) dalam studi berjudul *"An Effective Approach for Detecting Diabetes using Deep Learning Techniques based on Convolutional LSTM Networks"*, penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi prediksi diabetes dengan mengembangkan model klasifikasi berbasis *Convolutional* LSTM (CLSTM). Studi ini menggunakan dataset *Pima Indians Diabetes Database* (PIDD) dan membandingkan performa model CLSTM dengan berbagai algoritma seperti TLSTM, SVM, *Naïve Bayes*, dan *Decision Trees*. Peneliti menerapkan teknik *pre-processing* yang efisien, yaitu *multivariate imputation by chained equations*, dan menggunakan pemilihan fitur dengan Random Forest. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model CLSTM memberikan akurasi tertinggi, yaitu 96,8% untuk test set 10% dan 95,6% untuk test set 20%, melampaui akurasi dari metode tradisional. Penelitian ini menegaskan bahwa pendekatan deep learning, khususnya CLSTM, sangat efektif dalam mendeteksi diabetes secara dini dan dapat digunakan sebagai dasar dalam pengembangan sistem pendukung keputusan klinis berbasis data.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Wang et al., (2020) dalam studi berjudul *"Blood Glucose Prediction With VMD and LSTM Optimized by Improved Particle Swarm Optimization"*, penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi prediksi kadar glukosa darah pada penderita diabetes dengan mengembangkan model prediksi berbasis kombinasi *Variational Mode Decomposition* (VMD), *Long Short-Term Memory* (LSTM), dan algoritma *Improved Particle Swarm Optimization* (IPSO). Penelitian ini memanfaatkan data pemantauan glukosa secara berkelanjutan (CGM) dari 56 pasien dan menerapkan VMD untuk mengurangi sifat non-stasioner sinyal glukosa. Setiap komponen hasil dekomposisi kemudian diprediksi menggunakan LSTM yang dioptimalkan oleh IPSO untuk menentukan parameter terbaik seperti jumlah neuron, laju pembelajaran, dan panjang jendela waktu. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model VMD-IPSO-LSTM menghasilkan akurasi prediksi yang lebih tinggi dibandingkan model LSTM biasa, VMD-LSTM, dan VMD-PSO-LSTM, terutama pada prediksi 60 menit ke depan dengan peningkatan nilai RMSE dan MAPE yang signifikan serta persentase tertinggi (95,4%) prediksi berada di zona A pada *Clarke Error Grid*. Penelitian ini menegaskan bahwa pendekatan VMD dan optimasi IPSO mampu meningkatkan performa model prediktif untuk pengendalian kadar glukosa yang lebih efektif pada pasien diabetes.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan (Mou & Yu, 2021) dalam studi berjudul *"CNN-LSTM Prediction Method for Blood Pressure Based on Pulse Wave"*, penelitian ini bertujuan

untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi prediksi tekanan darah secara non-invasif menggunakan kombinasi metode CNN dan LSTM. Studi ini memanfaatkan data *pulse wave* (PW) yang mudah dikumpulkan dari dataset MIMIC dan mengembangkan *model hybrid* CNN-LSTM untuk mengekstraksi fitur sinyal dan mengolah urutan waktu secara bersamaan. Model ini menggunakan CNN untuk ekstraksi fitur dari data PW, diikuti oleh LSTM untuk pelatihan lanjutan dalam prediksi tekanan darah. Eksperimen dilakukan dengan membandingkan model CNN-LSTM terhadap lima metode *benchmark* lainnya (MLP, RNN, LSTM, CNN-MLP, dan CNN-RNN), dan hasilnya menunjukkan bahwa CNN-LSTM memberikan performa terbaik dengan peningkatan akurasi prediksi hingga 30,41% dan pengurangan waktu pelatihan secara signifikan. Penelitian ini menyoroti efektivitas pendekatan *end-to-end* berbasis *deep learning* untuk pemantauan tekanan darah yang lebih cepat, akurat, dan praktis dalam kehidupan sehari-hari.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Mbonyinshuti et al., (2024) dalam studi berjudul *"Health supply chain forecasting: a comparison of ARIMA and LSTM time series models for demand prediction of medicines"*, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa model ARIMA dan LSTM dalam memprediksi permintaan obat guna mengoptimalkan rantai pasok kesehatan. Studi ini menggunakan data eLMIS selama tujuh tahun di Rwanda untuk lima obat yang paling banyak dipasok antara lain: *amoksisilin, parasetamol, ibuprofen, metronidazol,* dan *penisilin V*. Kedua model dievaluasi menggunakan metrik RMSE dan R^2, di mana LSTM menunjukkan performa lebih unggul dengan RMSE 2.043 dan R^2 sebesar 0.912 pada data uji, sementara ARIMA hanya mencapai RMSE 8.926 dan R^2 0.16. Hasil ini menunjukkan bahwa LSTM lebih akurat dan efisien dalam memprediksi permintaan obat dibandingkan ARIMA. Penelitian ini menekankan pentingnya penggunaan model *deep learning* seperti LSTM dalam manajemen rantai pasok obat, terutama di negara berkembang, untuk mencegah kekurangan maupun kelebihan stok, serta mendukung efisiensi logistik dan alokasi anggaran yang optimal.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Koç & Türkoğlu, (2022) dalam studi berjudul *"Forecasting of Medical Equipment Demand and Outbreak Spreading Based on Deep Long Short-Term Memory Network: The COVID-19 Pandemic in Turkey"*, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kebutuhan alat kesehatan seperti tempat tidur ICU dan alat bantu pernapasan, serta jumlah kasus COVID-19 menggunakan model *deep learning* berbasis

multilayer LSTM. Studi ini menggunakan data resmi dari Kementerian Kesehatan Turki selama 77 hari, dengan 68 hari untuk pelatihan dan 9 hari untuk pengujian. Model yang dikembangkan terdiri dari tahapan normalisasi data, jaringan LSTM bertingkat, dan lapisan *dropout-dense-regression*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model berhasil memprediksi permintaan alat medis dengan akurasi tinggi, dengan nilai MAPE rata-rata di bawah 5% dan nilai R^2 di atas 99% untuk ketiga parameter (kasus COVID-19, tempat tidur ICU, dan alat bantu pernapasan). Model ini juga dibandingkan dengan metode tradisional seperti ARIMA, SVM, dan regresi linier, dan terbukti memberikan performa prediksi yang lebih baik. Penelitian ini menyoroti peran penting model LSTM dalam perencanaan logistik medis yang presisi selama pandemi, dan menjadi salah satu studi awal yang memanfaatkan LSTM untuk prediksi kebutuhan alat kesehatan secara langsung.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Miri-Moghaddam et al., (2024) dalam studi berjudul *"Long-term Prediction of Iranian Blood Product Supply Using LSTM: A 5-Year Forecast"*, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi pasokan dan konsumsi berbagai produk darah di Iran hingga tahun 2027 dengan menggunakan metode deep learning, khususnya Long Short-Term Memory (LSTM). Studi ini menganalisis data bulanan selama 10 tahun dari 38 pusat transfusi darah di Iran, mencakup produk seperti RBC, LR-RBC, PLT, PLT-Apheresis, dan FFP. Model LSTM dibandingkan dengan metode *time serie*s klasik seperti ARIMA dan SARIMA berdasarkan indikator RMSE dan MAPE. Hasil menunjukkan bahwa LSTM memberikan performa prediksi yang lebih akurat untuk produk RBC, LR-RBC, dan FFP, sementara metode klasik lebih unggul pada PLT-*Apheresis*. Prediksi menunjukkan adanya tren kenaikan pada permintaan PLT dan PLT-*Apheresis* seiring pertumbuhan populasi lansia dan peningkatan penyakit terkait usia. Penelitian ini menyoroti pentingnya perencanaan logistik darah berbasis kecerdasan buatan, serta peran vital manajemen transfusi pasien dalam menghadapi tantangan rantai pasok darah di masa depan.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Elbagoury et al., (2023) dalam jurnal berjudul *"A Hybrid Stacked CNN and Residual Feedback GMDH-LSTM Deep Learning Model for Stroke Prediction Applied on Mobile AI Smart Hospital Platform"*, studi ini bertujuan mengembangkan platform cerdas berbasis kecerdasan buatan (AI) untuk prediksi *stroke* menggunakan sinyal elektromiografi (EMG) secara *real-time*. Penelitian ini menggabungkan arsitektur *deep learning hybrid* yang terdiri dari model *Stacked Convolutional Neural Network*

(CNN), *Group Method of Data Handling* (GMDH), dan *Long Short-Term Memory* (LSTM), yang diimplementasikan pada sistem *mobile health* (mHealth) terhubung dengan *Internet of Medical Things* (IoMT). Model ini dirancang untuk bekerja secara *real-time* dan digunakan dalam kondisi darurat *stroke* di rumah atau lingkungan rumah sakit pintar. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa kombinasi CNN-GMDH-LSTM dapat meningkatkan akurasi prediksi *stroke* hingga 99%, serta memungkinkan pelacakan dan diagnosis otomatis berdasarkan data EMG pasien. Studi ini menyoroti pentingnya integrasi AI dengan sistem kesehatan bergerak untuk mendukung perawatan darurat yang cepat dan efisien.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh SAGITA et al., (2019) dalam studi berjudul *"Model Economic Order Quantity (EOQ) dan Model Optimisasi Robust dalam Penentuan Persediaan Alat Suntik (Spuit)"*, penelitian ini bertujuan untuk menentukan jumlah pemesanan minimum dan biaya penyediaan alat suntik secara optimal di RSU Surya Husadha. Penelitian menggunakan tiga pendekatan model: (1) Model EOQ tanpa *Stock Out* yang mengasumsikan permintaan tetap dan tidak terjadi kekurangan stok, (2) Model EOQ dengan *Buffer Stock* yang mempertimbangkan ketidakpastian permintaan selama *lead time*, dan (3) Model Optimisasi *Robust* yang dirancang untuk kondisi permintaan yang tidak pasti. Hasilnya menunjukkan bahwa model *Robust* menghasilkan biaya penyediaan paling efisien dibandingkan dua model EOQ lainnya, dengan penghematan sekitar 10% untuk Spuit Terumo 3 mL dan 8% untuk Spuit Terumo 5 mL. Penelitian ini menekankan pentingnya pemilihan model perencanaan persediaan yang sesuai dalam manajemen logistik alat kesehatan di rumah sakit.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Engineering, (2022) dalam studi berjudul *"Penerapan Metode Single Moving Average (SMA) Persediaan Jarum Suntik pada Puskesmas Air Joman"*, penelitian ini bertujuan untuk mengatasi fluktuasi penggunaan jarum suntik yang mengakibatkan kelebihan atau kekurangan stok di Puskesmas Air Joman. Peneliti menerapkan metode *Single Moving Average* (SMA) untuk meramalkan kebutuhan jarum suntik berdasarkan data historis, dan membangun sistem peramalan berbasis web menggunakan bahasa pemrograman PHP dan database MySQL. Sistem ini memungkinkan staf untuk memperoleh hasil ramalan secara otomatis hanya dengan satu klik dan mencetak laporan dengan mudah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SMA dapat memberikan prediksi persediaan yang akurat dan efisien, sehingga membantu pengambilan keputusan yang lebih baik dalam pengelolaan alat kesehatan.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Kartawijaya et al., (2025) dalam studi berjudul *"Comparative Analysis of Time Series Methods LSTM and ARIMA for Predicting Inventory Availability (Case Study: PT XYZ)"*, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan metode peramalan ARIMA dan LSTM dalam memprediksi ketersediaan inventaris pada PT XYZ, perusahaan perdagangan makanan beku di Indonesia. Penelitian menggunakan data transaksi historis dari tahun 2020 hingga pertengahan 2024 untuk empat komoditas utama: daging sapi, daging kerbau, ayam, dan kentang. Hasil analisis menunjukkan bahwa model LSTM memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan ARIMA untuk tiga kategori produk pertama, sementara pada kentang selisih error tidak signifikan. Evaluasi dilakukan menggunakan MAE, MAPE, dan RMSE, dengan hasil akurasi LSTM sebesar 99,47%, lebih tinggi dibanding ARIMA sebesar 99,30%. Selain akurasi, penerapan LSTM juga berkontribusi terhadap efisiensi biaya penyimpanan dan penanganan yang lebih rendah. Penelitian ini merekomendasikan LSTM sebagai metode unggulan untuk prediksi permintaan yang dinamis dalam manajemen rantai pasok.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Marhaendra Kusuma et al., (2023) dalam studi berjudul *"Prediksi Stok Produk Sari Roti untuk Penjualan Online Melalui Whatsapp Menggunakan Metode LightGBM dan LSTM"*, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi jumlah stok roti yang dibutuhkan di depo Sari Roti agar dapat memenuhi permintaan pelanggan online melalui chatbot *WhatsApp*. Data yang digunakan berasal dari penjualan PT Nippon Indosari Corpindo selama periode Juni 2021 hingga Oktober 2022. Penelitian membandingkan akurasi metode LSTM, LightGBM, serta model gabungan (*ensemble*) keduanya, dengan parameter evaluasi berupa *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil menunjukkan bahwa kombinasi model LSTM dan LightGBM dengan rasio 80:20 memberikan akurasi terbaik, terutama pada produk roti tawar jumbo kupas, dengan nilai MAPE 9,58%. Studi ini menekankan bahwa penggunaan model gabungan mampu memberikan prediksi stok yang lebih akurat dan membantu menghindari kelebihan atau kekurangan stok, sehingga meningkatkan efisiensi distribusi dan kepuasan pelanggan.

Laporan ini membahas pemanfaatan model *deep learning* prediksi kebutuhan jarum suntik di Rumah Sakit Universitas Islam Indonesia menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan membandingkannya dengan model ARIMA sebagai metode pembanding. Penelitian dilatarbelakangi oleh kebutuhan pengelolaan persediaan alat medis yang lebih efektif

guna mencegah terjadinya kekurangan. Menggunakan data kebutuhan jarum suntik periode 2024–2025, penelitian melalui tahap pra-proses data, pembentukan model LSTM, serta pembangunan model ARIMA sebagai *baseline*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa LSTM mampu menangkap pola *non-linear* dan memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibanding ARIMA yang cenderung menghasilkan prediksi lebih halus. Dengan demikian, LSTM dinilai lebih layak digunakan sebagai dasar peramalan kebutuhan jarum suntik untuk mendukung pengambilan keputusan logistik dan manajemen persediaan di rumah sakit.

Tabel 2. 1 Kajian Literatur

No	Penulis dan Tahun	Objek Industri				Metode				
		Jarum Suntik	Obat	Peralatan Medis lain	lainnya	LSTM	*backpropagation*	Arima	EOQ	SMA
1	(Saragih, 2021)	√					√			
2	(Yanti et al., 2024)		√			√				
3	(Nathaniel et al., 2022)		√			√				
4	(Ejiba et al., 2024)			√		√				
5	(Chowdary & Kumar, 2021)				√	√				
6	(Wang et al., 2020)				√	√				
7	(Mou & Yu, 2021)				√	√				
8	(Mbonyinshuti et al., 2024)		√			√		√		
9	(Koç & Türkoğlu, 2022)			√		√				
10	(Miri-Moghaddam et al., 2024)				√	√				
11	(Elbagoury et al., 2023)				√	√				

No	Penulis dan Tahun	Objek Industri				Metode				
		Jarum Suntik	Obat	Peralatan Medis lain	lainnya	LSTM	*backpro pagation*	Arima	EOQ	SMA
12	(SAGITA et al., 2019)	√							√	
13	(Engineering, 2022)	√								√
14	(Kartawijaya et al., 2025)			√		√		√		
15	(Marhaendra Kusuma et al., 2023)				√	√				
16	Usulan	√				√		√		

Berdasarkan berbagai studi yang telah dikaji, terlihat bahwa pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) secara konsisten digunakan sebagai metode yang efektif dalam memprediksi kebutuhan alat kesehatan, termasuk jarum suntik, di lingkungan rumah sakit dan fasilitas pelayanan kesehatan lainnya. Penggunaan LSTM terbukti mampu meningkatkan akurasi peramalan permintaan dengan menangkap pola data historis yang kompleks dan bersifat non-linear. Hal ini penting untuk menghindari kekurangan atau kelebihan stok yang berdampak pada efisiensi operasional dan keselamatan pasien. Selain itu, integrasi LSTM dengan teknologi seperti big data, Internet of Things (IoT), dan algoritma optimasi menjadi tren penting untuk mengatasi tantangan dalam perencanaan kebutuhan yang dinamis dan penuh ketidakpastian. Dengan demikian, pengembangan model prediktif berbasis LSTM yang adaptif, akurat, dan terintegrasi sangat relevan untuk mendukung efisiensi logistik, pengendalian biaya, serta keberlanjutan sistem pengadaan alat medis di masa depan.

2.2 Landasan Teori

Berikut merupakan landasan teori dari penelitian ini:

2.2.1 *Supply Chain Management*

Supply Chain Management adalah pendekatan yang digunakan untuk mengintegrasikan manufaktur, pemasok, gudang, dan penyimpanan dengan efisien sehingga barang dapat diproduksi dan didistribusikan dalam jumlah yang tepat, di lokasi yang tepat, pada waktu yang tepat, sehingga biaya dapat dikurangi, dan pelanggan dapat menerima layanan yang memuaskan (Wulandari et al., 2017). Dimulai dari *suppliers*, manufaktur, gudang, dan toko, tujuan SCM

adalah untuk menjadi lebih efisien dan efektif. Kerugian akan sangat besar jika tidak ada koordinasi yang baik antara pihak-pihak yang terkait. "Efek *Bullwhip*" adalah efek yang paling umum yang terjadi karena kurangnya koordinasi dalam pertukaran informasi antara toko *retail*, distributor, dan perusahaan (Hayati, 2014).

2.2.2 *Health Supply Chain Management*

Healthcare Supply Chain Consortium (HCSC) adalah pendekatan inovatif untuk mengontrol biaya di seluruh rantai pasokan perawatan kesehatan dari produsen hingga pelanggan dan meningkatkan hasil terapi (Mittal & Mantri, 2023). Manajemen rantai pasok rumah sakit berkembang dengan cepat setiap bulan. Sebagian besar rumah sakit menghadapi pengaturan anggaran yang sangat ketat, yang berarti bahwa selain menjadi seefektif mungkin di setiap bidang, banyak rumah sakit juga harus mempertimbangkan untuk mengurangi biaya saat menjalankan operasinya. Karena hal ini, manajemen rantai pasok telah mendapatkan perhatian yang meningkat. Oleh karena itu *Supply Chain Management* rumah sakit sangat diperlukan dalam mendukung orecasting rumah sakit (Ummah, 2019).

2.2.3 Rumah Sakit

Rumah sakit adalah suatu organisasi yang dijalankan oleh tenaga medis profesional yang terorganisir dengan baik dari sarana maupun prasarana kedokteran, pelayanan medis, diagnosis, dan pengobatan penyakit pasien (Supartiningsih, 2017). Rumah sakit didirikan berdasarkan Pancasila, etika, profesionalitas, keuntungan, keadilan, persamaan hak, anti diskriminasi, perlindungan dan keselamatan pasien, dan fungsi sosial (Farlinda et al., 2017). Dalam melakukan perawatan pada pasien, tenaga medis menggunakan alat medis untuk menunjang kebutuhan perawatan tersebut.

2.2.4 Produk Jarum Suntik

Jarum suntik dapat digunakan untuk memasukkan zat ke dalam tubuh seseorang atau mengambil sampel zat cair dari tubuh. Jarum suntik digunakan untuk mencegah, mempelajari, mengobati, dan mengurangi penyakit, merawat pasien, memulihkan kesehatan tubuh, dan/atau membentuk struktur dan memperbaiki fungsi tubuh (Suriawati et al., 2021). Jarum suntik juga memiliki beberapa macam merk, salah satunya adalah Jarum suntik BD yang dimana merupakan jarum suntik yang pada umumnya digunakan pada penggunaan injeksi intra vena. Selain itu, Jarum BD juga dapat digunakan pada penggunaan botox dan penggunaan intradermal lain (Marino, 2022). Jarum suntik juga memiliki beberapa ukuran anatara lain, 1 mL, 3 mL, 5mL, dan 10 mL.

Sebaiknya segera gunakan Jarum BD setelah membuka kemasan, untuk menghindari terjadinya infeksi. Jangan gunakan jika kemasan rusak dan tidak dapat digunakan berulang kali.

2.2.5 *Forecassting*

Sementara aktivitas peramalan adalah fungsi bisnis yang berusaha untuk memperkirakan penjualan dan penggunaan suatu produk sehingga produk dapat diproduksi dalam kuantitas yang tepat, peramalan adalah metode untuk memperkirakan kejadian pada masa yang akan datang dan juga adalah cara untuk menggunakan data masa lalu untuk memperkirakan nilai atau kebutuhan di masa depan (Risqiati, 2021). Peramalan yang dibuat selalu diupayakan agar dapat:

1. Meminimumkan pengaruh ketidak pastian terhadap perusahaan.
2. Peramalan bertujuan mendapatkan peramalan (*forecast*) yang bisa meminimumkan kesalahan meramal (*forecast error*) yang biasanya diukur dengan MSE(*Mean Squared Error*), MAE (*Mean Absolute Error*), dan sebagainya (Wardah, S., 2016).

2.2.6 *Deep Learning*

Deep Learning adalah sub unit dari *Machine Learning* yang algoritmanya terinsipirasi dari sturktur otak manusia yang disebut *Artificial Neural Networks* (Alfarizi et al., 2023). *Artifical Neural Network* kini dibuat mirip otak manusia, dimana *neuron-neuron* terkoneksi satu sama lain sehingga membentuk sebuah jaringan *neuron* yang sangat rumit (Nugroho et al., 2020). Beberapa algoritma termasuk dalam kategori *Deep Learning* antara lain:

a. *Convolutional Networks*
b. *Restricted Boltzmann Machine (RBM)*
c. *Deep Belief Networks (DBN)*
d. *Stacked Autocoders*

2.2.7 Metode *Long Short-Term Memory*

Salah satu jenis RNN adalah *Long Short Term Memory Neural Network* (LSTM), yang dapat mempelajari data yang harus digunakan atau diabaikan. Proses ini terjadi pada setiap neuron. LSTM banyak digunakan untuk mengolah teks, video, dan data deret waktu (Ningrum et al., 2021). LSTM dirancang untuk mengatasi permasalahan ketergantungan jangka panjang dalam data urutan. Model ini pertama kali diperkenalkan oleh *Sepp Hochreiter* dan *Jürgen Schmidhuber* pada tahun 1997, dengan struktur yang menggantikan *neuron* pada lapisan tersembunyi RNN menggunakan sel memori khusus yang memungkinkan penyimpanan

informasi lebih lama (Akbar et al., 2023). LSTM memiliki tiga jenis *gate* yang memiliki fungsi masing-masing dalam mengatur informasi pada *cell state*.

2.2.8 *Root Mean Squared Error* (RMSE)

Nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) digunakan untuk menunjukkan kedekatan antara hasil prediksi suatu model dengan data aktual. RMSE berfungsi untuk mengukur seberapa besar perbedaan antara nilai yang diperkirakan dengan nilai aktual. Semakin kecil nilai RMSE, maka semakin tinggi tingkat kesesuaian antara hasil prediksi model dan data aktual (Sibagariang et al., 2024). Adapun rumus RMSE Mulyana & Marjuki, (2022). Sebagai berikut:

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

Keterangan:
$At = Nilai\ data\ aktual$
$Ft = Nilai\ hasil\ peramalan$
$N = Banyakanya\ Data$
$\sum = Jumlahkan\ keseluruhan\ nilai$

2.2.9 *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

MAPE merupakan ukuran kesalahan relatif yang umumnya lebih informatif. Hal ini karena MAPE menyajikan besaran persentase kesalahan dari hasil peramalan terhadap permintaan aktual dalam beberapa periode tertentu. Melalui informasi tersebut, dapat diketahui tingkat kesalahan prediksi, baik ketika nilainya terlalu tinggi maupun terlalu rendah (Ahmad, 2020). Adapun rumus MAPE sebagai berikut:

$$MAPE = \sum \frac{(|Aktual - Forecast|)x100}{\frac{Aktual}{n}}$$

Secara sederhana, MAPE dapat dimaknai sebagai rata-rata persentase kesalahan antara nilai aktual dan hasil peramalan pada setiap periode. Nilai ini diperoleh dengan membandingkan selisih *absolut* antara data aktual dan prediksi terhadap data aktual, kemudian dirata-ratakan berdasarkan jumlah periode yang dianalisis. Semakin kecil nilai MAPE, semakin baik pula kemampuan model peramalan yang digunakan.

2.2.10 *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan salah satu model yang popular dalam peramalan data runtun waktu (Darsyah & Semarang, 2018). Tujuan dari model ARIMA adalah membangun hubungan statistik yang kuat antara variabel yang diprediksi dengan data historisnya, sehingga proses peramalan dapat dilakukan secara efektif menggunakan model tersebut (Hendrawan, 2012). Model ARIMA dilambangkan dengan ARIMA (p,d,q) dimana p menunjukkan orde AR (Autoregressive), d menunjukkan difference, dan q menunjukkan orde MA (Moving Average) (Pratiwi et al., 2019). Secara umum model ARIMA (p,d,q) untuk suatu data time series adalah pada Persamaan 5 sebagai berikut:

$$(a - B)(1 - \phi 1B)Xt = \mu 0 + (1 - \theta 1B)et$$

BAB III
METODE PENELITIAN

3.1 Subjek Penelitian

Subjek penelitian ini mencakup seluruh pihak yang terlibat dalam proses perencanaan logistik alat suntik di rumah sakit Universitas Islam Indonesia. Pihak yang terlibat langsung dalam proses tersebut merupakan individu maupun unit kerja yang berperan langsung dalam proses perencanaan tersebut. Dalam penelitian ini, perencanaan alat suntik tidak hanya difokuskan dalam memprediksi, tetapi juga untuk membantu dalam mengurangi risiko kekurangan stok. Oleh karena itu, peran seluruh pihak dalam proses perencanaan ini sangan penting dalam penerapan model *deep learning* menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk menghasilkan akurasi yang tepat dalam memprediksi kebutuhan alat suntik.

3.2 Objek Penelitian

Objek penelitian ini adalah sistem perencanaan atau prediksi kebutuhan alat suntik pada rumah sakit Universitas Islam Indonesia yang berlokasi di Jl. Srandakan, Bantul, Yogyakarta. Penelitian ini berfokus pada pengumpulan dan analisis daya historis berdasarkan jumlah permintaan jarum suntik yang digunakan sebagai dasar dalam menerapkan metode LSTM. Yang dimana model prediksi ini bertujuan untuk memberikan solusi perencanaan yang lebih akurat dan efesien, sehingga mengurangi risiko kelebihan atau kekurangan stok alat suntik di rumah sakit.

3.3 Alat dan Bahan

Berikut merupakan data penelitian yang digunakan:

1. Data Primer

   Data primer dalam penelitian ini merujuk pada informasi yang dikumpulkan di lapangan yang dikumpulkan melalui observasi langsung dalam proses perencanaan alat suntik, wawancara dengan pihak yang terkait dalam proses perencanaan alat suntik, seperti pihak logistik. Data ini diperlukan untuk pengolahan data sistematis dengan metode LSTM.

2. Data Sekunder

   Data sekunder merupakan data pendukung penelitian yang bersumber dari penelitian sebelumnya. Dalam penelitian ini, data sekunder digunakan untuk memperkuat analisis dan penerapan model yang berkaitan dengan perencanaan kebutuhan alat suntik berdsarkan data

historis, serta penerapan model *Deep Learning* dengan menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM). Data sekunder juga berguna sebagai referensi dalam melakukan penelitian.

3.4 Metode Pengumpulan Data

Berikut merupakan metode pengumpulan data yang digunakan:

1. Observasi

   Pada penelitian ini, observasi dilakukan untuk memperoleh gambaran secara nyata mengenai proses perencanaan kebutuhan alat suntik secara langsung. Metode ini digunakan untuk mencatat detail proses perencanaan dan melihat secara langsung bagaimana proses perencanaan tersebut berlangsung, yang dimana nanti akan menjadi acuan dalam penelitian.

2. Wawancara

   Wawancara dilakukan untuk mendapatkan informasi yang lebih detail dari pihak yang terlibat dalam proses perencanaan kebutuhan alat suntik. Dalam penelitian ini, peneliti melakukan sesi tanya jawab secara langsung dengan pihak terkait. Dimana dalam wawancara ini akan diperoleh informasi-informasi yang dapat digunakan dalam melakukan penelitian ini.

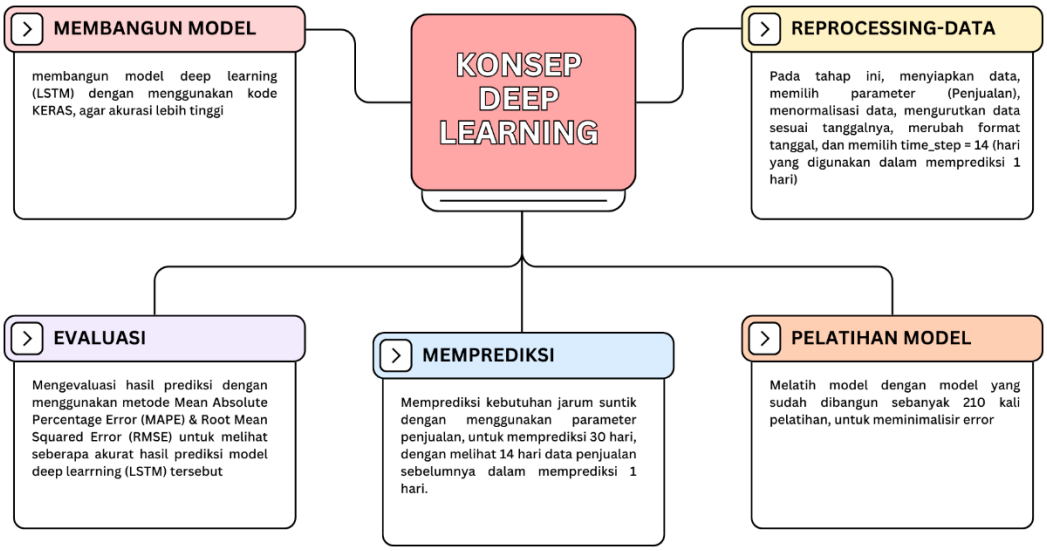
3. Studi Literatur

   Studi literatur dilakukan untuk sebagai dasar teori dan mendukung pengembangan model dengan merujuk pada sumber-sumber yang relevan. Dalam penelitian ini, peneliti mencari dan membaca buku, jurnal ilmiah, laporan industry, serta laporan yang berkaitan dalam penelitian.

3.5 Kerangka Model Deep Learning

Kerangka model *deep learning* dalam penelitian ini disusun untuk mengolah data deret waktu secara lebih efektif dengan memanfaatkan kemampuan jaringan saraf dalam mengenali pola-pola yang bersifat *non-linier*. Tahapan perancangan dimulai dari proses pengolahan awal data, seperti normalisasi, pembentukan *time step*, hingga pemilihan parameter. Selanjutnya, arsitektur model dirancang dengan menentukan jumlah *neuron*, banyaknya lapisan LSTM maupun *dense*, serta pemilihan fungsi aktivasi yang tepat. Model kemudian dilatih menggunakan parameter tertentu, seperti *batch size*, jumlah *epoch*, dan jenis *optimizer* agar mampu mempelajari keterkaitan jangka pendek dan jangka panjang pada data. Tahap akhir meliputi evaluasi

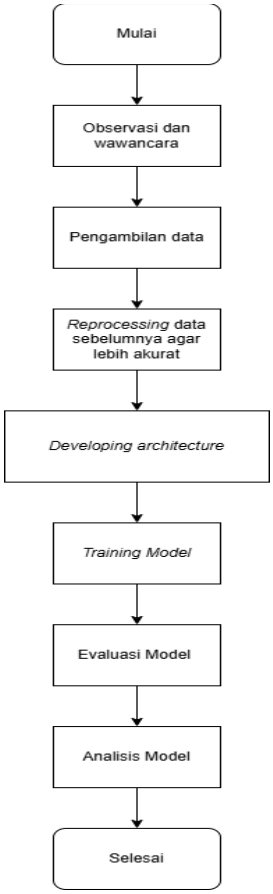
performa menggunakan metrik seperti MAPE dan RMSE untuk mengukur tingkat akurasi prediksi. Dengan kerangka ini, proses pembangunan model dilakukan secara terstruktur mulai dari input data hingga menghasilkan prediksi yang dapat dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan. Berikut merupakan kerangka model *deep learning*:



Gambar 3. 1 Kerangka Model *Deep Learning*

3.6 Alur Penelitian

Berikut merupakan alur dari penelitian ini:



Gambar 3. 2 Alur Pnelitian

1. Mulai

   Proses penelitian dimulai dengan identifikasi masalah yang berhubungan dengan perencanaan kebutuhan alat suntik.

2. Observasi dan Wawancara

   Observasi langsung dilakukan di Rumah Sakit Universitas Islam Indonesia untuk mencari informasi yang akan digunakan dalam penelitian. Wawancara dilakukan dengan pihak yang berhubungan dengan proses perencanaan kebutuhan alat suntik.

3. Pengumpulan Data

   Data yang dikumpulkan merupakan data historis seperti data jumlah pemakaian alat suntik dalam kurun waktu per hari.

4. *Reprocessing* data sebelumnya agar lebih akurat

   Dalam tahap ini, peneliti memilah dan juga melakukan pembersihan data dari data yang sudah dikumpulkan sebelumnya. Tujuannya adalah agar data lebih akurat dan relevan.

5. Dalam tahap ini, peneliti melakukan proses perancangan arsitektur sistem atau model seperti menentukan jenis algoritma dan menentukan struktur *neural network*. Tujuannya sebagai model atau sistem dalam menunjang pengolahan data yang sudah dikumpulkan.
6. *Training Model*

   Dalam tahap ini, peneliti akan melakukan proses pengujian data agar model yang digunakan belajar menganai pola data tersebut. Tujuannya agar model nantinya bisa melakukan proses perencanaan kebutuhan alat suntik dengan data yang sudah dikumpulkan.
7. Evaluasi Model

   Model yang sudah dilakukan pengujian akan dilihat performanya dan akan dibandingkan dengan data-data sebelumnya, dengan melihat hasil akurasi dan tingkat erornya.
8. Analisis Model

   Dalam tahap ini melakukan analisis model setelah dilakukannya evaluasi model. Tujuanya untuk melihat akurasi model dan kekurangan model, jika model tidak layak akan dilakukan pengujian ulang.
9. Selesai

   Setelah semua tahap selesai dilakukan peneliti memperoleh hasil terbaik dan dapat memeberikan rekomendasi dari pengujian model yang akurat untuk rumah sakit Universitas Islam Indonesia.

BAB IV
PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

4.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini dilakukan pengumpulan data dengan cara wawancara dan observasi yang dilakukan di Rumah Sakit Universitas Islam Indonesia, data yang didapatkan selama penelitian diberikan oleh pihak gudang farmasi rumah sakit. Objek penelitian yang digunakan merupakan jarum suntik bermerek *spuit BD* dengan ukuran 10cc dengan penggunaan khusus di bagian IFGI (gudang farmasi rawat inap). Data yang diberikan oleh pihak gudang farmasi rumah sakit berupa 546 deretan data khusus untuk rawat inap, yang dimana menampilkan beberapa variabel seperti, tanggal, lokasi stok awal, pembelian, penjualan, dan stok akhir dengan parameter utama yaitu, penjualan. Penelitian ini difokuskan pada variabel-variabel utama yang paling berpengaruh dalam membangun model peramalan deret waktu yang optimal, sekaligus tetap memastikan konsistensi serta keakuratan data.

Tabel 4. 1 Data Spuit BD 10 cc

NO	NAMA BARANG	TANGGAL	LOKASI	SALDO AWAL (QTY)	PEMBELIAN	PENJUALAN	SISA STOK (QTY)
1	SPUIT 10CC BD (F)	01 January 2024	IFGI	1030	0	10	1020
2	SPUIT 10CC BD (F)	02 January 2024	IFGI	1020	0	100	920
3	SPUIT 10CC BD (F)	03 January 2024	IFGI	920	0	220	700
4	SPUIT 10CC BD (F)	04 January 2024	IFGI	700	0	20	680
5	SPUIT 10CC BD (F)	05 January 2024	IFGI	680	0	100	580
6	SPUIT 10CC BD (F)	06 January 2024	IFGI	580	0	205	375
7	SPUIT 10CC BD (F)	07 January 2024	IFGI	375	0	310	65
8	SPUIT 10CC BD (F)	08 January 2024	IFGI	65	1200	165	1100
9	SPUIT 10CC BD (F)	09 January 2024	IFGI	1100	0	20	1080
10	SPUIT 10CC BD (F)	10 January 2024	IFGI	1080	0	120	960
11	SPUIT 10CC BD (F)	11 January 2024	IFGI	960	0	220	740

NO	NAMA BARANG	TANGGAL	LOKASI	SALDO AWAL (QTY)	PEMBELIAN	PENJUALAN	SISA STOK (QTY)
12	SPUIT 10CC BD (F)	12 January 2024	IFGI	740	0	210	630
13	SPUIT 10CC BD (F)	13 January 2024	IFGI	630	0	155	510
14	SPUIT 10CC BD (F)	14 January 2024	IFGI	510	0	100	410
15	SPUIT 10CC BD (F)	15 January 2024	IFGI	410	0	110	300
16	SPUIT 10CC BD (F)	16 January 2024	IFGI	300	0	200	100
17	SPUIT 10CC BD (F)	17 January 2024	IFGI	100	790	210	680
18	SPUIT 10CC BD (F)	18 January 2024	IFGI	680	0	220	460
19	SPUIT 10CC BD (F)	19 January 2024	IFGI	460	0	210	250
20	SPUIT 10CC BD (F)	20 January 2024	IFGI	250	1200	210	1240
21	SPUIT 10CC BD (F)	21 January 2024	IFGI	1240	0	210	1030
22	SPUIT 10CC BD (F)	22 January 2024	IFGI	1030	0	210	820
23	SPUIT 10CC BD (F)	23 January 2024	IFGI	820	0	10	810
24	SPUIT 10CC BD (F)	24 January 2024	IFGI	810	0	20	780
25	SPUIT 10CC BD (F)	25 January 2024	IFGI	780	0	100	680

Tabel 4. 1 Data Spuit BD 10 cc menyajikan data dari gudang farmasi rawat inap yang terdiri 546 data harian dengan *range* waktu 1,5 tahun dari tanggal 01 januari 2025 hingga 29 juni 2025 dan tabel tersebut merupakan tampilan sebgaian dari data. Terdapat beberapa parameter yang di dapat seperti, nama barang, tanggal, lokasi, saldo awal, pembelian, penjualan, dan stok akhir. Aktivitas pembelian tidak terjadi setiap hari dan jadwal pembelian itu dilakukakn 1 bulan sekali dan disesuaikan dengan sisa stok harian, apabila stok harian berada dii bawah *re-order* level (stok minimal sebesar 100), maka akan segera dilakukan pembelian.

Rata-rata pembelian jarum suntik sekitar 107 unit per hari, dengan Sebagian besar hari menunjukan angka 0 atau tidak ada pembelian, tetapi terdapat pembelian terbesar dengan jumlah 3500 unit dalam sekali pembelian. Penjualan terjadi lebih sering dengan rata-rata sekitar 106 unit per hari, dengan variasi jumlah penjualan sekitar 0 hingga 900 unit. Dampak akibat aktivitas pembelian dan

penjualan membuat jumlah stok akhir mengalami fluktuasi. Rata-rata stok harian tersisa sekitar 1.468 unit, namun pada periode tertentu jumlahnya dapat menurun drastis hingga hanya 0 unit, yang mengindikasikan adanya kekosongan barang. Sebaliknya, stok jarum suntik mengalami kenaikan yang signiifkan hingga mencapai 3853 unit pada periode tertentu. Pola stok menunjukan bahwa pergerakan stok dipengaruhi oleh pola pembelian dan penjualan yang tidak menentu.

4.2 Pengolahan data

Proses Pengolahan data pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan model *deep learning* dengan metode *Long Short-Term Memory,* melalui beberapa tahapan yang sistematis. Tahap pertama adalah *re-processing* data. Tahap berikutnya adalah pembangunan model LSTM *(Long Short-Term Memory)*, yaitu dengan merancang arsitektur jaringan sesuai kebutuhan prediksi. Setelah model terbentuk, dilakukan *training* data dengan menggunakan *dataset* yang telah melalui tahap *re-processing*, guna melatih model dalam mengenali pola historis dari data. Selanjutnya, model yang telah terlatih digunakan untuk melakukan prediksi kebutuhan jarum suntik dalam periode waktu 30 hari kedepan. Tahap akhir adalah evaluasi hasil prediksi, yaitu dengan membandingkan keluaran model terhadap data aktual untuk menilai akurasi serta kinerja model dalam konteks peramalan deret waktu dengan menggunakan metode MAPE dan RMSE.

4.2.1 Proses Algoritma *Long Short-Term Memory*

Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi kebutuhan jarum suntik di Rumah Sakit Universitas Islam Indonesia (UII) dengan menggunakan data historis harian. Data diproses melalui interpolasi untuk melengkapi nilai yang hilang dan normalisasi agar lebih mudah dikenali oleh model. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa LSTM mampu menangkap pola jangka pendek maupun panjang, sehingga menghasilkan prediksi kebutuhan selama tujuh hari mendatang. Penerapan metode ini diharapkan dapat mendukung manajemen logistik rumah sakit dengan menjaga ketersediaan stok serta meningkatkan efisiensi pengadaan. terdapat beberapa tahapan yang dilakukan, sebagai berikut:

1. *Re-Processing* Data

   Re-processing data dalam penelitian ini digunakan untuk penyesuaian data agar sesuai dengan kebutuhan model. Tujuan utama tahap ini adalah memastikan data dalam kondisi bersih, terorganisir, dan siap digunakan untuk pelatihan LSTM pada analisis deret waktu.

Tabel 4.2. 1 Re-Processing Data

Pseudocode	**Fungsi**

`import pandas as pd`
`import numpy as np`
`import matplotlib.pyplot as plt`
`from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler`
`from keras.models import Sequential`
`from keras.layers import LSTM, Dense`
	Kode ini menyiapkan semua library utama untuk membangun model prediksi *time series*, termasuk pengolahan data, normalisasi, dan visualisasi hasil.

`df = pd.read_excel("/content/excel baru.xlsx")`	Kode tersebut digunakan untuk menetapkan lokasi *file Excel* bernama "excel baru.xlsx", lalu membacanya dengan bantuan *pandas* sehingga isi *file* tersebut tersimpan dalam bentuk *DataFrame*
`df` NO NAMA BARANG TANGGAL LOKASI SALDO AWAL (QTY) PEMBELIAN PENJUALAN SISA STOK (QTY) 0 1 SPUIT 10CC BD (F) 2024-01-01 IFGI 1030 0 10 1020 1 2 SPUIT 10CC BD (F) 2024-01-02 IFGI 1020 0 100 920 2 3 SPUIT 10CC BD (F) 2024-01-03 IFGI 920 0 220 700 3 4 SPUIT 10CC BD (F) 2024-01-04 IFGI 700 0 20 680 4 5 SPUIT 10CC BD (F) 2024-01-05 IFGI 680 0 200 480 ... ... 541 542 SPUIT 10CC BD (F) 2025-06-25 IFGI 1800 0 100 1700 542 543 SPUIT 10CC BD (F) 2025-06-26 IFGI 1700 0 200 1500 543 544 SPUIT 10CC BD (F) 2025-06-27 IFGI 1500 0 0 1500 544 545 SPUIT 10CC BD (F) 2025-06-28 IFGI 1500 0 0 1500 545 546 SPUIT 10CC BD (F) 2025-06-29 IFGI 1500 0 0 1500 546 rows × 8 columns	Tabel pada variabel *df* digunakan untuk menyimpan dan memanggil data stok jarum suntik harian dalam bentuk *DataFrame pandas*, yang berisi informasi seperti nomor, nama barang, tanggal, lokasi, saldo awal, jumlah pembelian, penjualan, hingga sisa stok.

Pseudocode	Fungsi

`df.columns = df.columns.str.strip()`
`df['TANGGAL'] = pd.to_datetime(df['TANGGAL'])`
`df = df.sort_values('TANGGAL')`
	Kode ini digunakan untuk membersihkan, mengonversi, dan mengurutkan data berdasarkan tanggal - langkah awal penting sebelum analisis *time series* atau LSTM.

`data = df[['PENJUALAN']].values`	Kode ini menyiapkan data penjualan dalam bentuk *array* numerik untuk proses normalisasi, *training*, atau prediksi.
`scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))` `data_scaled = scaler.fit_transform(data)`	Kode ini digunakan untuk menormalkan data penjualan agar berada pada skala 0–1 sebelum digunakan untuk pelatihan model LSTM.

`def create_dataset(dataset, time_step=7):`
`  X, y = [], []`
`  for i in range(len(dataset)-time_step-1):`
`  X.append(dataset[i:(i+time_step), 0])`
`  y.append(dataset[i + time_step, 0])`
`  return np.array(X), np.array(y)`
 	
`time_step = 14`
`X, y = create_dataset(data_scaled, time_step)`
`X = X.reshape(X.shape[0], X.shape[1], 1)`
	Kode ini mengubah data time series menjadi bentuk input-output berurutan yang dapat dipelajari oleh model LSTM, dengan setiap prediksi didasarkan pada 14 hari data sebelumnya.

2. Membuat Model LSTM (*Long Short-Term Memory*)

   Tahap membuat model LSTM dalam dalam penelitian ini adalah untuk proses merancang arsitektur jaringan yang akan digunakan untuk mempelajari pola data deret waktu.

Tabel 4.2. 2 Model LSTM

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense, Dropout, BatchNormalization, Input

model = Sequential()
model.add(Input(shape=(time_step, 1)))
model.add(LSTM(128, return_sequences=True))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.2))
model.add(LSTM(64, return_sequences=True))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.2))
model.add(LSTM(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'])
```

Kode tersebut berfungsi untuk membangun dan mengonfigurasi model LSTM (*Long Short-Term Memory*) menggunakan Keras untuk memprediksi data deret waktu (*time series*) agar bisa melakukan prediksi dengan akurasi tinggi.

3. Training Model (DataSet)

Tahap *training model* dalam penelitian ini adalah proses melatih jaringan saraf dengan memasukkan data latih agar model dapat mengenali pola dan hubungan dalam deret waktu.

Tabel 4.2. 3 Training Model

Pseudocode	**Fungsi**

`model.fit(X, y, epochs=210, batch_size=32, verbose=1)`
`17/17 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 1s 49ms/step - loss: 3.8009e-04`
`Epoch 183/210`
`17/17 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 1s 57ms/step - loss: 3.6260e-04`
`Epoch 184/210`
`17/17 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 1s 59ms/step - loss: 3.1858e-04`
`Epoch 185/210`
`17/17 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 1s 38ms/step - loss: 3.9888e-04`
`Epoch 186/210`
`17/17 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 1s 34ms/step - loss: 3.8159e-04`
`Epoch 187/210`
`17/17 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 1s 34ms/step - loss: 5.2049e-04`
	Kode tersebut berfungsi untuk melatih (*training*) model LSTM menggunakan data input X dan target Y. kode ini menjalankan proses pembelajaran model LSTM selama 210 *epoch* untuk meminimalkan *error*

4. Melakukan Prediksi

Tahap prediksi dalam penelitian ini adalah proses menggunakan model yang telah dilatih untuk menghasilkan perkiraan nilai pada data baru atau data uji.

Tabel 4.2. 4 Prediksi

Pseudocode	**Fungsi**

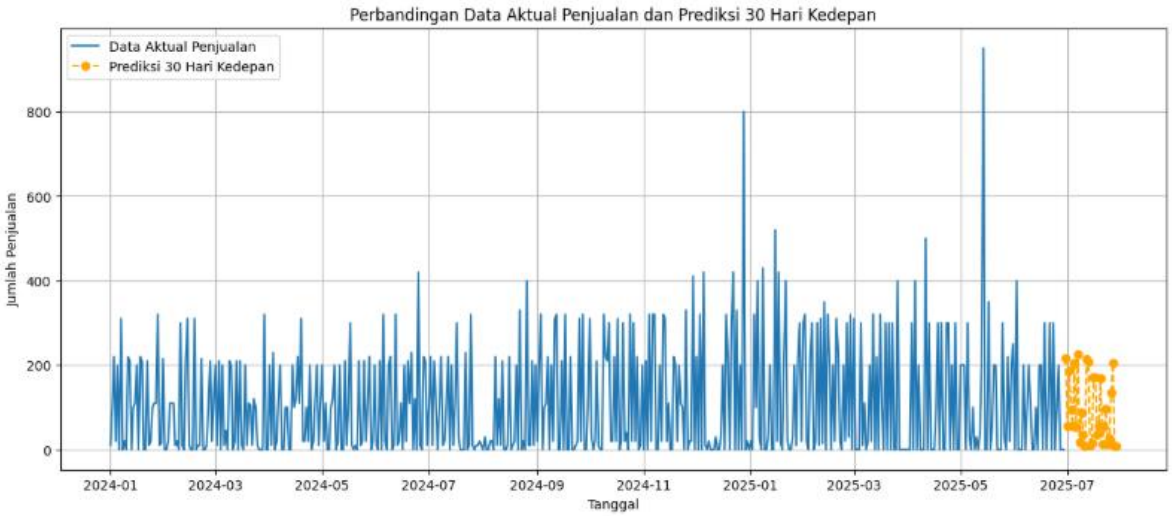
`last_days = data_scaled[-time_step:]`
`forecast = []`
 	
`current_input = last_days.reshape(1, time_step, 1)`
`for i in range(30):`
`  next_pred = model.predict(current_input)[0][0]`
`  forecast.append(next_pred)`
`  current_input = np.append(current_input[:, 1:, :], [[[next_pred]]], axis=1)`
 	
`forecast = scaler.inverse_transform(np.array(forecast).reshape(-1, 1))`
	Kode tersebut berfungsi untuk membuat prediksi beruntun (*forecasting*) selama 30 hari ke depan untuk memprediksi penjualan dengan menggunakan model LSTM yang sudah dilatih.

`last_date = df['TANGGAL'].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()`
`})`
	Kode tersebut berfungsi untuk membuat tabel hasil prediksi penjualan beserta tanggalnya selama 7 hari ke depan dengan kolom Tanggal dan Prediksi Penjualan.

`print(forecast_df)`
 	
`  Tanggal  Prediksi Penjualan`
`0 2025-06-30  215.888870`
`1 2025-07-01  56.040592`
`2 2025-07-02  186.417801`
`3 2025-07-03  93.567162`
`4 2025-07-04  55.155609`
`5 2025-07-05  206.229507`
`6 2025-07-06  53.960938`
`7 2025-07-07  225.541458`
`8 2025-07-08  18.249969`
`9 2025-07-09  88.666489`
`10 2025-07-10  36.036339`
	kode tersebut berfungsi untuk menampilkan tabel berisi data prediksi penjualan 30 hari ke depan berdasarkan pengolahan data sebelumnya.

4.2.2 Hasil Algoritma *Long Short-Term Memory*

Berikut merupakan grafik hasil prediksi dengan menggunakan metode LSTM:



Gambar 4.2. 1 Grafik Hasil Prediksi

Gambar 4.2. 1 Grafik Hasil Prediksi ini memperlihatkan dua hal utama dalam satu tampilan deretan garis biru merepresentasikan data aktual jumlah penjualan harian selama rentang waktu sekitar Januari 2024 sampai Juli 2025, dan serangkaian titik/orange di ujung kanan yang menunjukkan prediksi penjualan untuk 7 hari ke depan. Sumbu horizontal adalah tanggal (waktu) dan sumbu vertikal adalah jumlah penjualan skala vertikal mencapai nilai tinggi (terlihat lonjakan ekstrem mendekati 800–900 pada beberapa titik), sementara sebagian besar nilai aktual berfluktuasi di kisaran yang lebih rendah (banyak nilai di bawah 300) dengan variasi harian yang jelas dan beberapa puncak besar sesekali. Prediksi 30 hari (titik oranye) berada di bagian paling akhir sumbu waktu dan tampak lebih rendah serta jauh lebih halus dibandingkan fluktuasi garis biru, titik-titik ini terkelompok rapat pada rentang nilai kecil (sekitar 8–225), menunjukkan model menghasilkan ramalan yang relatif stabil dan tidak menangkap lonjakan tinggi yang muncul pada data aktual.

4.2.3 Evaluasi Model

Setelah melakukan pengolahan data, maka akan dilakukan evaluasi model dengan dua metode yaitu, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE), sebagai berikut:

1. MAPE

```
mape = np.mean(results_df['APE'])
print(f"\nMAPE Penjualan: {mape:.2f}%")
```

```
17/17 ━━━━━━━━━━━━━━━━━━━━ 0s 11ms/step

MAPE Penjualan: 10.37%
```

Gambar 4.2. 2 Evaluasi MAPE

Gambar 4.2. 2 Evaluasi MAPE tersebut menunjukkan hasil perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) antara data aktual (*y_actual*) dan hasil prediksi (*y_pred*). Nilai MAPE yang diperoleh adalah 10,37%, artinya rata-rata kesalahan prediksi model terhadap data aktual sebesar 10,37%.

2. RMSE

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

```
RMSE: 13.78
```

Gambar 4.2. 3 Evaluasi RMSE

Gambar 4.2. 3 Evaluasi RMSE tersebut menunjukkan hasil perhitungan *Root Mean Squared Error* (RMSE) antara data aktual (*y_actual*) dan hasil prediksi (*y_pred*). Nilai RMSE yang diperoleh adalah 13,78, yang berarti rata-rata selisih prediksi terhadap data aktual sekitar 14 unit stok jarum suntik.

\

BAB V
PEMBAHASAN

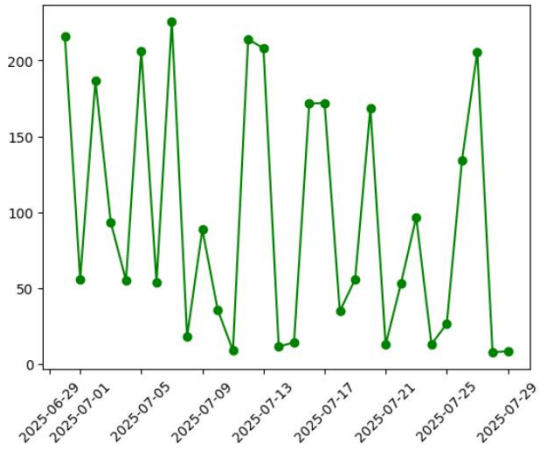
5.1 Analisis Prediksi Metode *Long Short-Term Memory* (LSTM)

Hasil pemodelan menunjukkan bahwa prediksi sisa stok jarum suntik untuk tujuh hari kedepan ditampilkan melalui tabel dan grafik.

Tabel 5. 1 Hasil Prediksi

No	Tanggal	Hasil Prediksi
1	30 Juni 2025	215
2	1 Juli 2025	56
3	2 Juli 2025	186
4	3 Juli 2025	93
5	4 Juli 2025	55
6	5 Juli 2025	206
7	6 Juli 2025	53
8	7 Juli 2025	225
9	8 Juli 2025	18
10	9 Juli 2025	88
11	10 Juli 2025	36
12	11 Juli 2025	8
13	12 Juli 2025	213
14	13 Juli 2025	208
15	14 Juli 2025	11
16	15 Juli 2025	14
17	16 Juli 2025	171
18	17 Juli 2025	171
19	18 Juli 2025	34
20	19 Juli 2025	55
21	20 Juli 2025	168
22	21 Juli 2025	12
23	22 Juli 2025	53
24	23 Juli 2025	96
25	24 Juli 2025	13
26	25 Juli 2025	26
27	26 Juli 2025	134
28	27 Juli 2025	205
29	28 Juli 2025	7
30	29 Juli 2025	8

Tabel 5. 1 Hasil Prediksi, dimulai dari 30 Juni 2025 hingga 29 Juli 2025. Nilai prediksi menunjukkan adanya fluktuasi yang cukup signifikan dari hari ke hari. Berdasarkan analisis statistik, rata-rata kebutuhan harian yang diprediksi adalah sekitar 95 unit per hari. Namun, nilai prediksinya sangat bervariasi, dengan angka terendah sebesar 7 unit dan angka tertinggi mencapai 225 unit. Hal ini menunjukkan bahwa model menangkap pola permintaan yang tidak stabil atau fluktuatif.



Gambar 5. 1 Grafik Hasil Prediksi

Gambar 5. 1 Grafik Hasil Prediksi, untuk periode 30 Juni 2025 hingga akhir Juli 2025 menampilkan pola pergerakan yang sangat berfluktuasi. Pada grafik tersebut, sumbu horizontal menggambarkan urutan tanggal, sedangkan sumbu vertikal menunjukkan jumlah unit yang diprediksi. Secara umum, terlihat bahwa nilai prediksi tidak menunjukkan kestabilan, melainkan mengalami perubahan tajam dalam waktu singkat. Pada akhir Juni hingga awal Juli, muncul beberapa lonjakan permintaan yang cukup tinggi, mencapai lebih dari 200 unit per hari. Namun, hanya beberapa hari kemudian, nilai prediksi menurun drastis hingga berada pada kisaran 50–60 unit, bahkan mendekati 20 unit. Kondisi ini mengindikasikan bahwa kebutuhan jarum suntik dapat mengalami perubahan signifikan hanya dalam hitungan minggu.

Pada periode sekitar 7 hingga 12 Juli, grafik menunjukkan penurunan yang sangat tajam, di mana nilai prediksi harian sempat mencapai tingkat yang sangat rendah, sekitar 10 unit kontras dengan lonjakan tinggi yang terjadi beberapa hari sebelumnya. Setelah fase penurunan tersebut, grafik kembali memperlihatkan kenaikan signifikan, dengan prediksi kebutuhan mencapai kisaran 170-200 unit pada pertengahan Juli, sebelum kembali turun ke rentang 40-90 unit. Pola fluktuasi ini terus berulang hingga mendekati akhir periode. Menjelang akhir Juli, muncul satu

lonjakan besar lainnya yang kembali melampaui 200 unit, namun peningkatan tersebut tidak bertahan lama karena segera diikuti oleh penurunan tajam hingga menyentuh kisaran 0-8 unit pada hari-hari terakhir prediksi.

Pola tersebut menunjukkan bahwa permintaan jarum suntik memiliki tingkat fluktuasi yang sangat tinggi, sehingga tidak bersifat stabil maupun mengikuti pola musiman yang teratur. Terdapat hari-hari dengan lonjakan kebutuhan yang signifikan, yang kemungkinan dipengaruhi oleh jadwal tindakan medis tertentu, meningkatnya jumlah pasien, atau periode pelayanan intensif. Sebaliknya, hari-hari dengan nilai prediksi rendah dapat mencerminkan menurunnya aktivitas medis atau berkurangnya jumlah pasien yang memerlukan penggunaan jarum suntik. Variasi yang ekstrem ini menegaskan pentingnya penerapan strategi manajemen stok yang fleksibel dan responsif, seperti penetapan *safety stock* untuk menghadapi lonjakan permintaan mendadak serta sistem pemesanan yang disesuaikan dengan hasil prediksi harian atau mingguan, bukan berdasarkan jumlah tetap. Dengan demikian, grafik ini menekankan bahwa rumah sakit perlu menerapkan pendekatan pengadaan yang dinamis dengan pemantauan dan penyesuaian berkala agar dapat mencegah risiko kekurangan stok saat permintaan meningkat maupun kelebihan stok ketika kebutuhan menurun. Dan juga membuktikan bahwa metode LSTM berhasil dalam memprediksi data secara harian dengan rentang waktu 30 hari kedepan.

5.2 Analisis Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Hasil dari evaluasi data dengan menggunakan MAPE didapatkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 10,37% memberikan gambaran kuantitatif mengenai tingkat ketepatan model dalam memprediksi data stok aktual. Angka ini berarti, secara rata-rata, hasil prediksi model memiliki nilai *error* sekitar 10,37% dari nilai sebenarnya. Menurut literatur Yolanda et al., (2025), evaluasi akurasi prediksi, MAPE dikategorikan sebagai berikut:

Tabel 5. 2 Kategori MAPE

Range	Kategori
<10%	Sangat Baik
10%-20%	Baik
20%-50%	Layak/Cukup
>50%	Buruk

Tabel 5. 2 Kategori MAPE, Nilai MAPE sebesar 10,37% menunjukkan bahwa secara rata-rata, hasil prediksi menyimpang sekitar 10,37% dari data aktual selama periode evaluasi. Dalam konteks kebutuhan harian rata-rata sekitar 95 unit, hal ini berarti kesalahan absolut rata-rata berkisar antara 9-10 unit per hari. Dengan kata lain, jika model memprediksi 95 unit, maka selisih terhadap nilai sebenarnya biasanya berada dalam rentang 10 unit. Dalam evaluasi model deret waktu, MAPE sekitar 10% tergolong baik, sehingga model ini dapat dikatakan memiliki reliabilitas yang memadai untuk tujuan operasional dasar, yang menandakan bahwa metode LSTM telah bekerja dengan baik dalam memprediksi penjualan jarum suntik. Dari sudut pandang manajerial, MAPE sekitar 10% menandakan bahwa hasil prediksi cukup dapat diandalkan untuk perencanaan stok.

5.3 Analisis Root Mean Squared Error (RMSE)

Hasil dari evaluasi data dengan menggunakan RMSE didapatkan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 13,78 menunjukkan bahwa rata-rata selisih antara hasil prediksi model LSTM dan data aktual berada pada kisaran 14 unit stok. Karena RMSE dinyatakan dalam satuan yang sama dengan data asli, angka ini merepresentasikan jarak antara nilai prediksi dengan kondisi riil. Dengan rata-rata penjualan aktual sebesar 106 unit, nilai RMSE 13,78 berarti bahwa rata-rata kesalahan prediksi model sekitar 14 unit dari nilai sebenarnya. Berikut merupakan perhitungan RMSE: $\frac{13,78}{106} X100\% = 0,13 = 13\%$

Secara keseluruhan, model memiliki tingkat kesalahan rata-rata sekitar 13% terhadap nilai penjualan aktual. Dalam konteks peramalan penjualan alat kesehatan seperti jarum suntik, tingkat *error* tersebut dapat dikategorikan cukup baik hingga akurat, mengingat data penjualan alat medis sering kali dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal yang sulit diprediksi, seperti perubahan jumlah pasien rawat inap, jadwal distribusi alat kesehatan, serta kebijakan pengadaan rumah sakit. Nilai RMSE yang rendah atau mendekati angka 0 menunjukkan bahwa hasil peramalan sangat sesuai dengan data aktual. Dengan nilai RMSE sebesar 13,78 (13%), model dapat dikategorikan cukup akurat, yang menandakan bahwa metode LSTM telah bekerja dengan baik dalam memprediksi penjualan jarum suntik. Namun demikian, tingkat akurasi ini masih dapat ditingkatkan dengan memperpanjang rentang data historis untuk pelatihan, menambahkan variabel *eksternal* seperti jumlah pasien atau jadwal pengadaan, serta melakukan penyesuaian

parameter model (misalnya jumlah *epoch*, *batch size*, maupun *learning rate*) agar performa prediksi menjadi lebih optimal.

5.4 Analisis Perbandingan LSTM dan ARIMA

Dari pengolahan data diatas menggunakan metode LSTM, akan di bandingkan dengn metode Arima. Perbandingan antara metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dilakukan untuk menilai sejauh mana tingkat akurasi serta kemampuan dari metode LSTM tersebut dalam melakukan prediksi data deret waktu (*time series*), khususnya pada kasus penjualan. Metode ARIMA berperan sebagai metode pembanding, yang unggul dalam menangani data dengan pola *linear* dan bersifat stasioner. Model ARIMA (5,1,0) dipilih karena data hanya memerlukan satu kali *differencing* untuk menjadi stasioner (d=1), kemudian pola PACF menunjukkan *lag* signifikan hingga lag ke-5 sehingga parameter p ditetapkan sebesar 5. Sementara itu, ACF tidak menampilkan pola yang membutuhkan komponen *moving average*, sehingga q ditetapkan 0. Angka yang digunakan pada parameter tersebut didapatkan melalui software secara otomotis, sehiingga nilai tersebut sudah optimal. Sedangkan LSTM merupakan model berbasis jaringan saraf tiruan (*neural network*) yang mampu mengenali pola *non-linear* serta hubungan jangka panjang antar data waktu. Melalui analisis hasil prediksi dan perhitungan tingkat kesalahan (*error*) menggunakan metrik seperti MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan RMSE (*Root Mean Square Error*).

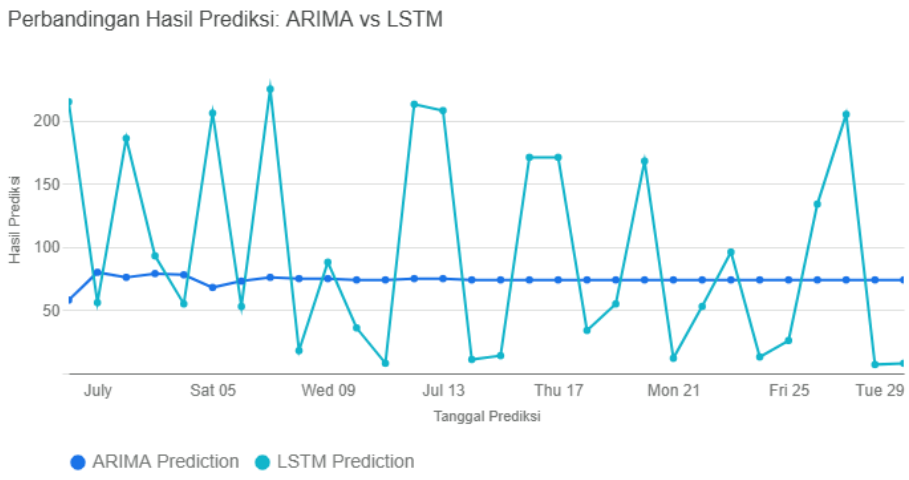
5.4.1 Perbandingan Hasil Prediksi

Berikut merupakan perbandingan tabel dan gambar grafik hasil predik jarum suntik untuk 7 hari ke depan:

Tabel 5.4. 1 Perbandingan LSTM & Arima

No	Tanggal	Arima	LSTM
1	30 Juni 2025	58	215
2	1 Juli 2025	80	56
3	2 Juli 2025	76	186
4	3 Juli 2025	79	93
5	4 Juli 2025	78	55
6	5 Juli 2025	68	206
7	6 Juli 2025	73	53
8	7 Juli 2025	76	225
9	8 Juli 2025	75	18
10	9 Juli 2025	75	88
11	10 Juli 2025	74	36

No	Tanggal	Arima	LSTM
12	11 Juli 2025	74	8
13	12 Juli 2025	75	213
14	13 Juli 2025	75	208
15	14 Juli 2025	74	11
16	15 Juli 2025	74	14
17	16 Juli 2025	74	171
18	17 Juli 2025	74	171
19	18 Juli 2025	74	34
20	19 Juli 2025	74	55
21	20 Juli 2025	74	168
22	21 Juli 2025	74	12
23	22 Juli 2025	74	53
24	23 Juli 2025	74	96
25	24 Juli 2025	74	13
26	25 Juli 2025	74	26
27	26 Juli 2025	74	134
28	27 Juli 2025	74	205
29	28 Juli 2025	74	7
30	29 Juli 2025	74	8



Gambar 5.4. 1 Grafik Perbandingan LSTM & Arima

Tabel 5.4. 1 Perbandingan LSTM & Arima dan Gambar 5.4. 1 Grafik Perbandingan LSTM & Arima, menampilkan perubahan nilai prediksi kebutuhan jarum suntik dari akhir bulan Juni hingga akhir bulan Juli. Pada sumbu horizontal ditampilkan rentang tanggal prediksi, sedangkan sumbu vertikal menunjukkan jumlah unit jarum suntik yang diperkirakan digunakan per hari. Grafik membandingkan dua model peramalan, yaitu ARIMA dan LSTM. Hal ini ditunjukkan

melalui grafik, di mana seri ARIMA digambarkan menggunakan titik berwarna biru, sementara hasil prediksi dari model LSTM ditampilkan dalam bentuk garis dengan penanda berwarna hijau kebiruan yang lebih terang. Secara tampilan, hasil prediksi ARIMA tampak jauh lebih stabil dan cenderung datar. Nilainya bergerak pada rentang sedang, yaitu sekitar 70 hingga 90 unit per hari, tanpa menunjukkan perubahan besar antar-hari. Variasi yang muncul relatif kecil, sehingga model ARIMA terlihat memberikan perkiraan yang lebih berhati-hati dan tidak terlalu responsif terhadap perubahan pola yang drastis. Sebaliknya, prediksi dari model LSTM memperlihatkan dinamika yang jauh lebih fluktuatif. Terlihat adanya serangkaian kenaikan yang sangat tinggi hingga melampaui 200 unit pada beberapa titik waktu, seperti pada awal, pertengahan, dan menjelang akhir bulan Juli. Setelah puncak tersebut, nilai prediksi kemudian turun tajam hingga berada di bawah 50 unit, bahkan mendekati nol pada beberapa hari terakhir. Pola ini berulang sepanjang periode, sehingga grafik LSTM membentuk rangkaian gelombang dengan amplitudo besar, kontras dengan garis ARIMA yang hampir datar.

Perbedaan pola tersebut menunjukkan bahwa kedua model memiliki cara yang sangat berbeda dalam membaca dinamika data. ARIMA cenderung menghasilkan prediksi yang stabil karena sifatnya yang *linier* dan cenderung meratakan fluktuasi sehingga "*noise*" atau perubahan mendadak menjadi kurang terlihat. Sebaliknya, LSTM lebih peka terhadap variasi pola jangka pendek dan hubungan *non-linier*, sehingga hasilnya menunjukkan perubahan yang jauh lebih tajam, baik berupa lonjakan tinggi maupun penurunan drastis.

5.4.2 Perbandingan Evaluasi Mape dan RMSE

Berikut merupakan tabel perbandingan evaluasi MAPE dan RMSE untuk metode LSTM dan ARIMA:

Tabel 5.4. 2 Perbandingan Hasil MAPE & RMSE

Model	MAPE	RMSE
LSTM	10,37%	13,78
ARIMA	70,79%	222,12

Tabel 5.4. 2 Perbandingan Hasil MAPE & RMSE, memperlihatkan perbandingan kinerja dua model peramalan berdasarkan metrik MAPE dan RMSE, yaitu LSTM dengan MAPE sebesar 10,37% dan RMSE 13,78, serta ARIMA dengan MAPE 70,79% dan RMSE 222,12. Secara detail, nilai MAPE menunjukkan tingkat kesalahan rata-rata dalam bentuk persentase terhadap

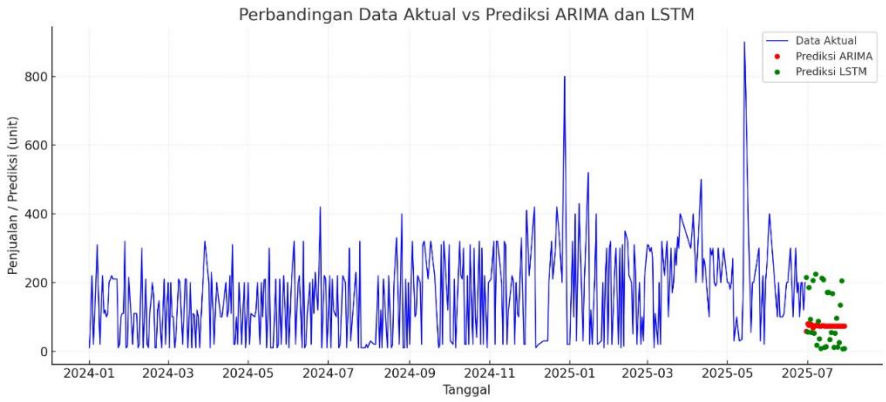
nilai aktual. Dengan demikian, model LSTM memiliki tingkat kesalahan sekitar 10%, yang termasuk kategori baik untuk kasus peramalan kebutuhan atau penjualan. Sebaliknya, model ARIMA menunjukkan tingkat kesalahan yang sangat besar, mencapai lebih dari 70%, menandakan hasil prediksinya sering jauh dari data sebenarnya.

Nilai RMSE menggambarkan besarnya kesalahan rata-rata dalam satuan yang sama dengan data aktual. Nilai RMSE LSTM sebesar 13,78 berarti kesalahan rata-rata sekitar 13-14 unit, sedangkan ARIMA memiliki RMSE 222,12, yang jauh lebih besar. Jika dibandingkan dengan rata-rata data aktual sekitar 106, kesalahan LSTM hanya sekitar 13%, sementara ARIMA mencapai 209,5%, menunjukkan bahwa ARIMA tidak mampu merepresentasikan pola data dengan baik.

Secara praktis, penggunaan ARIMA dengan performa tersebut dan data aktual yang berfluktuasi berisiko menimbulkan kesalahan besar dalam memprediksi penjualan jarum suntik, dimana dapat menyebabkakn kelebihan atau kekurangan stok. Sebaliknya, model LSTM memberikan hasil yang lebih akurat dan stabil karena mampu mempelajari pola *non-linier* serta fluktuasi data dengan lebih baik. Dengan demikian, model LSTM lebih layak digunakan untuk mendukung proses perencanaan operasional dan pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam melakukan prediksi jarum suntik.

5.4.3 Perbandingan Metode LSTM dan ARIMA dengan Data Aktual

Berikut merupakan gambar grafik perbandingan secara keseluruhan:



Gambar 5.4. 2 Grafik Perbandingan LSTM,Arima & Data Aktual

Gambar 5.4. 2 Grafik Perbandingan LSTM,Arima & Data Aktual, tersebut menunjukkan bahwa data aktual memiliki pola yang sangat fluktuatif sepanjang periode pengamatan, dengan banyak

perubahan nilai secara tiba-tiba serta beberapa lonjakan yang cukup tinggi. Sementara itu, hasil prediksi kedua model terlihat di bagian akhir grafik, yaitu pada periode peramalan. Titik hijau yang mewakili model LSTM yang tampak mengikuti pola naik-turun kecil yang mirip dengan data aktual, sedangkan titik merah dari model ARIMA terlihat lebih rapat dan cenderung lebih stabil. Jika dikaitkan dengan hasil evaluasi performa LSTM: MAPE (10,37%) RMSE (13,78), sedangkan ARIMA: MAPE (70,79%) RMSE (222,12), dapat disimpulkan bahwa metode LSTM, yang berperan sebagai metode utama, mampu menangkap perubahan lokal dan pola *non-linier* pada data dengan baik. Hal ini membuat hasil prediksi LSTM lebih dekat dengan nilai aktual serta menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi, sebagaimana tercermin dari nilai MAPE dan RMSE yang jauh lebih kecil. Sebaliknya, model ARIMA yang digunakan sebagai pembanding menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan kurang sensitif terhadap perubahan data. Nilai MAPE dan RMSE yang tinggi menunjukkan bahwa ARIMA kurang mampu merepresentasikan pola data yang kompleks, terutama yang bersifat *non-linier* atau bersifat fluktuasi ekstrem. Dengan demikian, model LSTM lebih layak digunakan untuk mendukung proses perencanaan operasional dan pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam melakukan prediksi jarum suntik.

5.5 *Managerial Impact*

Hasil prediksi kebutuhan jarum suntik menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) menunjukkan tingkat ketepatan yang lebih tinggi dalam menggambarkan pola permintaan harian di Rumah Sakit UII. Dengan nilai MAPE sebesar 10,37% dan RMSE sebesar 13,78, model ini terbukti memiliki akurasi yang baik sehingga dapat dijadikan dasar yang andal dalam pengambilan keputusan terkait pengelolaan persediaan. Adapun *managerial impact* dari hasil prediksi ini adalah sebagai berikut:

1. **Perencanaan Pengadaan yang Lebih Tepat**

   Peramalan kebutuhan harian jarum suntik membantu pihak manajemen dalam menetapkan jumlah pembelian yang sejalan dengan kebutuhan aktual. Dengan demikian, risiko kekurangan stok yang dapat menghambat pelayanan kepada pasien dapat diminimalkan, sekaligus menghindari kelebihan persediaan yang berpotensi menimbulkan pemborosan dan risiko kedaluwarsa barang.

2. **Optimalisasi Biaya Persediaan**

Dengan memperoleh estimasi kebutuhan yang lebih tepat, rumah sakit dapat menyesuaikan jumlah serta frekuensi pemesanan secara optimal. Kondisi ini berkontribusi pada penurunan biaya penyimpanan dan pemesanan yang berlebihan, sekaligus meningkatkan efisiensi dalam pengelolaan anggaran logistik.

3. **Pengendalian Risiko Operasional**

   Model prediksi memungkinkan bagian logistik untuk secara proaktif memantau kapan persediaan jarum suntik mendekati batas minimum (*reorder point*), sehingga proses pengadaan dapat dilakukan lebih awal sebelum stok mencapai kondisi kritis. Dengan demikian, kontinuitas pelayanan medis dapat terjaga tanpa hambatan.

Secara keseluruhan, penerapan model LSTM dalam memprediksi kebutuhan jarum suntik memberikan kontribusi penting terhadap peningkatan efisiensi manajemen rantai pasok rumah sakit, terutama dalam aspek pengendalian persediaan. Rumah Sakit UII dapat memanfaatkan hasil prediksi ini sebagai dasar pengambilan keputusan guna menjaga keseimbangan antara ketersediaan stok dan efisiensi biaya operasional.

Rumah Sakit UII memiliki kebijakan tersendiri dalam mengelola persediaan jarum suntik guna menjamin kelancaran aktivitas pelayanan medis. Dalam situasi ketika terjadi kekurangan stok jarum suntik merek BD yang merupakan merek utama dan paling sering digunakan, rumah sakit diperbolehkan untuk menggunakan alternatif dari merek lain yang tersedia, seperti merek Telson yang juga termasuk dalam daftar suplai resmi rumah sakit. Meskipun demikian, proses penggantian tidak dapat dilakukan secara langsung tanpa melalui prosedur uji kelayakan. Setiap produk pengganti wajib diuji terlebih dahulu untuk memastikan mutu, keamanan, dan kinerjanya sesuai dengan standar medis yang berlaku di Rumah Sakit UII. Kebijakan ini dirancang untuk mengurangi potensi risiko dalam pelayanan medis serta menjamin agar kegiatan pelayanan kepada pasien tetap berjalan secara aman, efisien, dan konsisten meskipun terjadi keterbatasan persediaan pada merek tertentu.

BAB VI
KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi kesimpulan yang dilengkapi dengan pembahasan mengenai keterbatasan penelitian serta rekomendasi untuk penelitian selanjutnya, sebagai bagian dari penutup penelitian yang telah dilaksanakan. Kesimpulan yang disampaikan dirumuskan berdasarkan hasil analisis data dan ditujukan untuk menjawab permasalahan yang telah dirancang sebelumnya sesuai dengan tujuan penelitian.

6.1 Kesimpulan

Merujuk pada analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, penelitian ini menghasilkan beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Berdasarkan hasil analisis terhadap data historis penjualan jarum suntik Spuit BD 10cc di Rumah Sakit Universitas Islam Indonesia pada periode Januari 2024 hingga Juni 2025, diketahui bahwa rata-rata kebutuhan harian jarum suntik mencapai 106 unit per hari. Angka tersebut menggambarkan tingkat penggunaan aktual di bagian rawat inap yang bersifat fluktuatif, dengan kisaran pemakaian antara 0 hingga 900 unit per hari. Variasi ini disebabkan oleh perubahan jumlah pasien rawat inap serta frekuensi tindakan medis yang dilakukan setiap harinya. Oleh karena itu, hasil analisis ini dapat menjadi dasar yang akurat dalam perencanaan dan pengendalian stok jarum suntik di Rumah Sakit UII.
2. Analisis akurasi dilakukan melalui beberapa tahapan untuk melihat perubahan, baik kenaikan maupun penurunan dari hasil prediksi. Hasil analisis prediksi tersebut ditunjukkan sebagai berikut:
    a. Analisis prediksi Model *Deep Learning* Menggunakan Metode *Long Short-Term Memory* dengan Mape & RMSE

    Hasil prediksi menggunakan model *deep learning* (LSTM) menunjukkan bahwa stok jarum suntik pada periode 30 Juni hingga 29 Juli 2025 mengalami fluktuasi. Pola perubahan ini sesuai dengan dinamika historis penggunaan dan pengadaan stok di rumah sakit. Berdasarkan evaluasi, nilai MAPE sebesar 10,37% dan RMSE sebesar 13,78 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang baik dan selisih prediksi dengan data aktual masih dalam batas yang dapat diterima. Dengan demikian, model LSTM dapat dijadikan acuan dalam perencanaan pemesanan ulang

stok untuk mencegah kekurangan persediaan. Namun, pemantauan stok tetap perlu dilakukan secara rutin.

b. Analisis Perbandingan LSTM & Arima

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik MAPE dan RMSE, model LSTM terbukti memiliki kinerja prediksi yang lebih baik dibandingkan ARIMA dalam memperkirakan kebutuhan jarum suntik di Rumah Sakit UII. Model LSTM menghasilkan nilai MAPE sebesar 10,37% dengan RMSE sebesar 13,78, yang menunjukkan bahwa kesalahan prediksi relatif kecil dan tergolong baik. Sebaliknya, model ARIMA menghasilkan nilai MAPE yang jauh lebih tinggi sekitar 70,79% serta nilai RMSE yang lebih besar, sehingga kurang mampu mengikuti pola perubahan stok harian. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa LSTM lebih mampu menangkap pola deret waktu jangka panjang dan dinamika penggunaan stok yang bervariasi, sehingga lebih sesuai digunakan dalam proses perencanaan kebutuhan persediaan.

3. Berdasarkan hasil prediksi, Rumah Sakit UII direkomendasikan untuk menggunakan model LSTM sebagai dasar dalam perencanaan pengadaan agar terhindar dari overstock dan stockout. Model ini membantu menentukan jumlah pemesanan sesuai kebutuhan aktual serta mengantisipasi perubahan permintaan. Rumah sakit disarankan untuk menetapkan *reorder point* dan batas stok minimum, serta tetap melakukan pemantauan stok secara berkala agar ketersediaan alat kesehatan tetap terjaga.

6.2 Saran

Berdasarkan temuan dari penelitian tugas akhir ini, peneliti memberikan saran sebagai berikut:

1. Bagi Peneliti

Model LSTM yang digunakan dalam penelitian ini masih berfokus pada data historis stok harian. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar model diperluas dengan mempertimbangkan variabel eksternal seperti jumlah pasien harian, jadwal operasi, pola distribusi pemasok, serta penambahan lokasi gudang farmasi rawat jalan. Hal ini akan meningkatkan ketepatan prediksi dan membuat sistem lebih adaptif terhadap kondisi lapangan.

2. Bagi penelitian selanjutnya

Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penggunaan algoritma lain sebagai pembanding, seperti *ARIMA*, *GRU,* maupun model hibrida (misalnya *CNN-LSTM*), untuk

memperoleh hasil prediksi yang lebih optimal. Selain itu, proses evaluasi sebaiknya dilengkapi dengan berbagai jenis *metrik error* tambahan, sehingga tingkat akurasi model dapat dianalisis secara lebih komprehensif dari beragam perspektif.

DAFTAR PUSTAKA

Ahmad, F. (2020). Determine the actual and actual production plan is the main thing for the organization to avoid large losses in calculating the amount of production , PT . This research is to de (PENENTUAN METODE PERAMALAN PADA PRODUKSI PART NEW GRANADA BOWL ST Di PT . *Jurnal Integrasi Sistem Industri*, *7*(1), 31–39.

Akbar, R., Santoso, R., & Warsito, B. (2023). Prediksi Tingkat Temperatur Kota Semarang Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (Lstm). *Jurnal Gaussian*, *11*(4), 572–579. https://doi.org/10.14710/j.gauss.11.4.572-579

Alfarizi, M. R. S., Al-farish, M. Z., Taufiqurrahman, M., Ardiansah, G., & Elgar, M. (2023). Penggunaan Python Sebagai Bahasa Pemrograman untuk Machine Learning dan Deep Learning. *Karya Ilmiah Mahasiswa Bertauhid (KARIMAH TAUHID)*, *2*(1), 1–6.

Chowdary, P. B. K., & Kumar, R. U. (2021). An Effective Approach for Detecting Diabetes using Deep Learning Techniques based on Convolutional LSTM Networks. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *12*(4), 519–525. https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120466

Clement, Luhur, S., Cozia, M., & Septian, M. A. (2020). Perancangan Syringe Pen dengan Metode Brainstorming. *TALENTA Conference Series: Energy & Engineering*, *3*(2), 852–858. https://doi.org/10.32734/ee.v3i2.1085

Darsyah, M. Y., & Semarang, U. M. (2018). *Perbandingan Prediksi Harga Saham PT . BRI , Tbk dengan METODE ARIMA dan MOVING AVERAGE*. *1*(1), 351–360.

Delivery, O. drug. (2022). *BD Advancing The World Health*. https://www.ondrugdelivery.com/companies/bd-becton-dickinson-company/?utm_source=chatgpt.com

Ejiba, P., Nwaga, P., Awuoki, U., & Ohazurike, O. (2024). *Investigating the Use of LSTM and Time-Series Analysis in Medical Equipment Failure Prediction*. *8*(5), 1–9.

Elbagoury, B. M., Vladareanu, L., Vlădăreanu, V., Salem, A. B., Travediu, A. M., & Roushdy, M. I. (2023). A Hybrid Stacked CNN and Residual Feedback GMDH-LSTM Deep Learning Model for Stroke Prediction Applied on Mobile AI Smart Hospital Platform. *Sensors*, *23*(7). https://doi.org/10.3390/s23073500

Engineering, P. (2022). *贾倩文1， 柴春雷2， 蔡蕊屹2 （1*. *20*(2), 77–86.

Farlinda, S., Nurul, R., & Rahmadani, S. A. (2017). Pembuatan Aplikasi Filling Rekam Medis Rumah Sakit ISSN : 2354-5852. *Kesehatan*, *5*(1), 8–13.

Hamdi Bahar, F., Indah Sari, N., & Armin Lawi. (2021). Konferensi Nasional Ilmu Komputer (KONIK) 2021 Klasifikasi Suara Kucing dan Anjing Menggunakan LSTM-GRU dan ANN-BP. *Konferensi Nasional Ilmu Komputer (KONIK)*, *5*(1), 321–327. https://www.kaggle.com/mmoreaux/audio-cats-and-dogs.

Hendrawan, B. (2012). *Article History Received 20 August 2012 Penerapan Model ARIMA Dalam Memprediksi IHSG*. *4*(2), 205–211.

Jozuka, E. (2015). *WHO urges global use of "smart syringes."* WIRED. https://www.wired.com/story/who-smart-syringe/?utm_source=chatgpt.com

Kartawijaya, E., Firmansyah, G., Tjahjono, B., & Unggul, E. (2025). *Comparative Analysis of Time Series Methods LSTM and ARIMA for Predicting Inventory Availability (Case Study : PT XYZ)*. *18*(1), 9–19.

Koç, E., & Türkoğlu, M. (2022). Forecasting of medical equipment demand and outbreak spreading based on deep long short-term memory network: the COVID-19 pandemic in Turkey. *Signal, Image and Video Processing*, *16*(3), 613–621. https://doi.org/10.1007/s11760-020-01847-5

Krisdiyanto, Bin Raja Ghazilla, R. A., Azuddin, M., Bin Ahmad Hairuddin, M. K. F., Muflikhun, M. A., Risdiana, N., & Afifuddin, E. (2022). The hypodermic syringe performance based on the ISO 7886-1:2017: A narrative review. *Medicine (United States)*, *101*(49), E31812. https://doi.org/10.1097/MD.0000000000031812

Kurniawati, A., & Arima, A. (2021). *Pendahuluan Autoregressive Integrated Mov-*. *20*(September), 417–423.

Marhaendra Kusuma, A., Alexandro Harianto, R., & Pramana, E. (2023). Prediksi Stok Produk Sari Roti Untuk Penjualan Online Melalui Whatsapp Menggunakan Metode LightGBM dan LSTM. *Joutica*, *8*(2), 45–50. https://doi.org/10.30736/informatika.v8i2.1083

Mbonyinshuti, F., Nkurunziza, J., Niyobuhungiro, J., & Kayitare, E. (2024). Health supply chain forecasting: a comparison of ARIMA and LSTM time series models for demand prediction of medicines. *Acta Logistica*, *11*(2), 269–280. https://doi.org/10.22306/AL.V11I2.510

Miri-Moghaddam, E., Bizhaem, S. K., Moezzifar, Z., & Salmani, F. (2024). Long-term prediction of Iranian blood product supply using LSTM: a 5-year forecast. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, *24*(1), 1–8. https://doi.org/10.1186/s12911-024-02614-z

Mou, H., & Yu, J. (2021). Cnn-lstm prediction method for blood pressure based on pulse wave. *Electronics (Switzerland)*, *10*(14), 1–15. https://doi.org/10.3390/electronics10141664

Muhammad Ashyrofi, F. (2020). *Peramalan Harga Saham PT. Aneka Tambang Tbk Menggunakan Trend Model Rorim Panday*. *January*. https://www.researchgate.net/publication/348281253

Mulyana, D. I., & Marjuki. (2022). Optimasi Prediksi Harga Udang Vaname Dengan Metode Rmse Dan Mae Dalam Algoritma Regresi Linier. *Jurnal Ilmiah Betrik*, *13*(1), 50–58. https://doi.org/10.36050/betrik.v13i1.439

Munawar, M., Mulsandi, A., & Hidayat, A. M. (2020). Model Estimasi Data Intensitas Radiasi Matahari Untuk Wilayah Banten. *Jurnal Sains & Teknologi Modifikasi Cuaca*, *21*(2), 53–61. https://doi.org/10.29122/jstmc.v21i2.4171

Nathaniel, J., Jeremias, V., & Engel, L. (2022). *Penerapan Nonpooling CNN-LSTM Untuk Prediksi Pemakaian Obat Rumah Sakit*.

Ningrum, A. A., Syarif, I., Gunawan, A. I., Satriyanto, E., & Muchtar, R. (2021). Algoritma Deep Learning-LSTM untuk Memprediksi Umur Transformator. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, *8*(3), 539–548. https://doi.org/10.25126/jtiik.2021834587

Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia. *Algor*, *2*(1), 12–21.

Pabutungan, R. (2023). Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Fuzzy Time Series. *Indonesian Journal of Computer Science*, *12*(5), 1258–1264. https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i5.3429

Pratiwi, S. D., Statistika, P. S., & Maret, U. S. (2019). *Peramalan Tingkat Penghunian Tempat Tidur Hotel Bintang Tiga di Kota Surakarta dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*. *2*(1), 53–66.

Ramadhan, F. (2020). Manajemen Logistik Alat Kesehatan di Puskesmas. *Higeia Journal of Public Health Research and Development*, *4*(2), 212–222.

Raup, A., Ridwan, W., Khoeriyah, Y., Supiana, S., & Zaqiah, Q. Y. (2022). Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran. *JIIP - Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, *5*(9), 3258–3267. https://doi.org/10.54371/jiip.v5i9.805

Risqiati, R. (2021). Penerapan Metode Single Exponential Smoothing dalam Peramalan Penjualan Benang. *Smart Comp: Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, *10*(3), 154–159. https://doi.org/10.30591/smartcomp.v10i3.2887

SAGITA, P. B., TASTRAWATI, N. K. T., & SARI, K. (2019). Model Economic Order Quantity (Eoq) Dan Model Optimisasi Robust Dalam Penentuan Persediaan Alat Suntik (Spuit). *E-Jurnal Matematika*, *8*(3), 164. https://doi.org/10.24843/mtk.2019.v08.i03.p248

Saragih, R. (2021). Jaringan Syaraf Tiruan Memprediksi Kebutuhan Alat Suntik Medis Dirumah Sakit Menggunakan Backpropagation (Studi Kasus : RSU BAHESDA). *Jikstra*, *03*(01).

Sibagariang, M. M., Nurhasanah, S., Abie, N., Nelwan, R., & Dermawan, A. A. (2024). *Peramalan Penjualan Suku Cadang Menggunakan Metode Regresi Linier*. *5*(2), 166–175.

Supartiningsih, S. (2017). Kualitas Pelayanan an Kepuasan Pasien Rumah Sakit: Kasus Pada Pasien Rawat Jalan. *Jurnal Medicoeticolegal Dan Manajemen Rumah Sakit 10.18196/Jmmr.2016*, *6*(1), 9–15. https://doi.org/10.18196/jmmr.6122

Wang, W., Tong, M., & Yu, M. (2020). Blood Glucose Prediction with VMD and LSTM Optimized by Improved Particle Swarm Optimization. *IEEE Access*, *8*, 217908–217916. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3041355

Wardah, S., & I. (2016). "menurut Tjiptono Darmadji (2006: 73), dalam Penawaran Umum

(Public Issue) Penawaran umum atau sering pula disebut go public." *Jurnal Teknik Industri*, *11*(3), 135.

Yanti, F., Nurina Sari, B., & Defiyanti, S. (2024). Implementasi Algoritma Lstm Pada Peramalan Stok Obat (Studi Kasus: Puskesmas Beber). *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, *8*(4), 6082–6089.

Yolanda, R. N., Rahmi, D., Kurniati, A., & Yuniati, S. (2025). *Penerapan Metode Triple Exponential Smoothing dalam Peramalan Produksi Buah Nenas di Provinsi Riau*. *3*(1), 1–10.

LAMPIRAN

A. Pengumpulan Data, Interpolasi linear

- Data Awal

NO	NAMA BARANG	TANGGAL	LOKASI	SALDO AWAL (QTY)	PEMBELIAN	PENJUALAN	SISA STOK (QTY)
1	SPUIT 10CC BD (F)	01 January 2024	IFGI	1030	0	10	1020
2	SPUIT 10CC BD (F)	02 January 2024	IFGI	1020	0	100	920
3	SPUIT 10CC BD (F)	03 January 2024	IFGI	920	0	220	700
4	SPUIT 10CC BD (F)	04 January 2024	IFGI	700	0	20	680
5	SPUIT 10CC BD (F)	05 January 2024	IFGI	680	0	100	580
6	SPUIT 10CC BD (F)	06 January 2024	IFGI	580	0	205	375
7	SPUIT 10CC BD (F)	07 January 2024	IFGI	375	0	310	65
8	SPUIT 10CC BD (F)	08 January 2024	IFGI	65	1200	165	1100
9	SPUIT 10CC BD (F)	09 January 2024	IFGI	1100	0	20	1080
10	SPUIT 10CC BD (F)	10 January 2024	IFGI	1080	0	120	960
11	SPUIT 10CC BD (F)	11 January 2024	IFGI	960	0	220	740
12	SPUIT 10CC BD (F)	12 January 2024	IFGI	740	0	110	630
13	SPUIT 10CC BD (F)	13 January 2024	IFGI	630	0	120	510
14	SPUIT 10CC BD (F)	14 January 2024	IFGI	510	0	100	410
15	SPUIT 10CC BD (F)	15 January 2024	IFGI	410	0	110	300
16	SPUIT 10CC BD (F)	16 January 2024	IFGI	300	0	200	100
17	SPUIT 10CC BD (F)	17 January 2024	IFGI	100	790	210	680
18	SPUIT 10CC BD (F)	18 January 2024	IFGI	680	0	220	460
19	SPUIT 10CC BD (F)	19 January 2024	IFGI	460	0	210	250
20	SPUIT 10CC BD (F)	20 January 2024	IFGI	250	1200	210	1240
21	SPUIT 10CC BD (F)	21 January 2024	IFGI	1240	0	210	1030
22	SPUIT 10CC BD (F)	22 January 2024	IFGI	1030	0	210	820
23	SPUIT 10CC BD (F)	23 January 2024	IFGI	820	0	10	810
24	SPUIT 10CC BD (F)	24 January 2024	IFGI	810	0	20	790
25	SPUIT 10CC BD (F)	25 January 2024	IFGI	780	0	100	680
26	SPUIT 10CC BD (F)	26 January 2024	IFGI	680	0	110	570
27	SPUIT 10CC BD (F)	27 January 2024	IFGI	570	0	110	460
28	SPUIT 10CC BD (F)	28 January 2024	IFGI	460	0	320	140
29	SPUIT 10CC BD (F)	29 January 2024	IFGI	140	1000	10	1130
30	SPUIT 10CC BD (F)	30 January 2024	IFGI	1130	0	15	1115
31	SPUIT 10CC BD (F)	31 January 2024	IFGI	1115	0	215	900
32	SPUIT 10CC BD (F)	01 February 2024	IFGI	900	0	150	750
33	SPUIT 10CC BD (F)	02 February 2024	IFGI	750	0	85	665
34	SPUIT 10CC BD (F)	03 February 2024	IFGI	665	0	20	645

35	SPUIT 10CC BD (F)	04 February 2024	IFGI	645	0	110	535
36	SPUIT 10CC BD (F)	05 February 2024	IFGI	535	0	110	425
37	SPUIT 10CC BD (F)	06 February 2024	IFGI	425	0	110	315
38	SPUIT 10CC BD (F)	07 February 2024	IFGI	315	0	10	305
39	SPUIT 10CC BD (F)	08 February 2024	IFGI	305	0	20	285
40	SPUIT 10CC BD (F)	09 February 2024	IFGI	285	590	160	715
41	SPUIT 10CC BD (F)	10 February 2024	IFGI	715	0	300	415
42	SPUIT 10CC BD (F)	11 February 2024	IFGI	415	0	10	405
43	SPUIT 10CC BD (F)	12 February 2024	IFGI	405	0	110	295
44	SPUIT 10CC BD (F)	13 February 2024	IFGI	295	0	210	85
45	SPUIT 10CC BD (F)	14 February 2024	IFGI	85	0	20	65
46	SPUIT 10CC BD (F)	15 February 2024	IFGI	65	0	10	55
47	SPUIT 10CC BD (F)	16 February 2024	IFGI	55	780	110	725
48	SPUIT 10CC BD (F)	17 February 2024	IFGI	725	0	150	575
49	SPUIT 10CC BD (F)	18 February 2024	IFGI	575	0	200	375
50	SPUIT 10CC BD (F)	19 February 2024	IFGI	375	0	160	215
51	SPUIT 10CC BD (F)	20 February 2024	IFGI	215	0	10	205
52	SPUIT 10CC BD (F)	21 February 2024	IFGI	205	0	10	195
53	SPUIT 10CC BD (F)	22 February 2024	IFGI	195	0	120	75
54	SPUIT 10CC BD (F)	23 February 2024	IFGI	75	1200	147	1128
55	SPUIT 10CC BD (F)	24 February 2024	IFGI	1128	0	78	1050
56	SPUIT 10CC BD (F)	25 February 2024	IFGI	1050	0	10	1040
57	SPUIT 10CC BD (F)	26 February 2024	IFGI	1040	0	110	930
58	SPUIT 10CC BD (F)	27 February 2024	IFGI	930	0	210	720
59	SPUIT 10CC BD (F)	28 February 2024	IFGI	720	0	20	700
60	SPUIT 10CC BD (F)	29 February 2024	IFGI	700	0	120	580
61	SPUIT 10CC BD (F)	01 March 2024	IFGI	580	0	200	380
62	SPUIT 10CC BD (F)	02 March 2024	IFGI	380	0	10	370
63	SPUIT 10CC BD (F)	03 March 2024	IFGI	465	0	200	265
64	SPUIT 10CC BD (F)	04 March 2024	IFGI	255	0	100	155
65	SPUIT 10CC BD (F)	05 March 2024	IFGI	155	0	100	55
66	SPUIT 10CC BD (F)	06 March 2024	IFGI	55	0	10	45
67	SPUIT 10CC BD (F)	07 March 2024	IFGI	45	0	45	0
68	SPUIT 10CC BD (F)	08 March 2024	IFGI	0	1000	128	872
69	SPUIT 10CC BD (F)	09 March 2024	IFGI	872	0	210	662
70	SPUIT 10CC BD (F)	10 March 2024	IFGI	662	0	200	462
71	SPUIT 10CC BD (F)	11 March 2024	IFGI	462	0	110	352
72	SPUIT 10CC BD (F)	12 March 2024	IFGI	352	0	20	332
73	SPUIT 10CC BD (F)	13 March 2024	IFGI	332	0	100	232
74	SPUIT 10CC BD (F)	14 March 2024	IFGI	232	790	210	812
75	SPUIT 10CC BD (F)	15 March 2024	IFGI	812	0	210	602
76	SPUIT 10CC BD (F)	16 March 2024	IFGI	602	0	10	592

77	SPUIT 10CC BD (F)	17 March 2024	IFGI	592	790	105	1277
78	SPUIT 10CC BD (F)	18 March 2024	IFGI	1277	0	200	1077
79	SPUIT 10CC BD (F)	19 March 2024	IFGI	1077	0	10	1067
80	SPUIT 10CC BD (F)	20 March 2024	IFGI	1067	0	110	957
81	SPUIT 10CC BD (F)	21 March 2024	IFGI	957	0	105	852
82	SPUIT 10CC BD (F)	22 March 2024	IFGI	852	0	10	842
83	SPUIT 10CC BD (F)	23 March 2024	IFGI	842	0	120	722
84	SPUIT 10CC BD (F)	24 March 2024	IFGI	722	0	100	622
85	SPUIT 10CC BD (F)	25 March 2024	IFGI	622	0	10	612
86	SPUIT 10CC BD (F)	26 March 2024	IFGI	612	580	88	1104
87	SPUIT 10CC BD (F)	27 March 2024	IFGI	1104	1470	165	2409
88	SPUIT 10CC BD (F)	28 March 2024	IFGI	2409	0	242	2167
89	SPUIT 10CC BD (F)	29 March 2024	IFGI	2167	0	320	1847
90	SPUIT 10CC BD (F)	30 March 2024	IFGI	1847	0	280	1567
91	SPUIT 10CC BD (F)	31 March 2024	IFGI	1567	0	240	1327
92	SPUIT 10CC BD (F)	01 April 2024	IFGI	1327	0	200	1127
93	SPUIT 10CC BD (F)	02 April 2024	IFGI	1127	0	10	1117
94	SPUIT 10CC BD (F)	03 April 2024	IFGI	1117	0	230	887
95	SPUIT 10CC BD (F)	04 April 2024	IFGI	887	0	125	762
96	SPUIT 10CC BD (F)	05 April 2024	IFGI	762	0	20	742
97	SPUIT 10CC BD (F)	06 April 2024	IFGI	742	0	120	622
98	SPUIT 10CC BD (F)	07 April 2024	IFGI	622	0	200	422
99	SPUIT 10CC BD (F)	08 April 2024	IFGI	422	0	167	255
100	SPUIT 10CC BD (F)	09 April 2024	IFGI	255	2000	133	2122
101	SPUIT 10CC BD (F)	10 April 2024	IFGI	2122	0	100	2022
102	SPUIT 10CC BD (F)	11 April 2024	IFGI	2022	0	100	1922
103	SPUIT 10CC BD (F)	12 April 2024	IFGI	1922	0	133	1789
104	SPUIT 10CC BD (F)	13 April 2024	IFGI	1789	0	167	1622
105	SPUIT 10CC BD (F)	14 April 2024	IFGI	1622	0	200	1422
106	SPUIT 10CC BD (F)	15 April 2024	IFGI	1422	0	100	1322
107	SPUIT 10CC BD (F)	16 April 2024	IFGI	1322	0	120	1202
108	SPUIT 10CC BD (F)	17 April 2024	IFGI	1202	0	220	982
109	SPUIT 10CC BD (F)	18 April 2024	IFGI	982	0	110	872
110	SPUIT 10CC BD (F)	19 April 2024	IFGI	872	0	310	562
111	SPUIT 10CC BD (F)	20 April 2024	IFGI	562	0	20	542
112	SPUIT 10CC BD (F)	21 April 2024	IFGI	542	0	20	522
113	SPUIT 10CC BD (F)	22 April 2024	IFGI	522	0	100	422
114	SPUIT 10CC BD (F)	23 April 2024	IFGI	422	0	20	402
115	SPUIT 10CC BD (F)	24 April 2024	IFGI	402	0	200	202
116	SPUIT 10CC BD (F)	25 April 2024	IFGI	202	790	110	882
117	SPUIT 10CC BD (F)	26 April 2024	IFGI	882	0	20	862
118	SPUIT 10CC BD (F)	27 April 2024	IFGI	862	0	120	742

119	SPUIT 10CC BD (F)	28 April 2024	IFGI	742	0	200	542
120	SPUIT 10CC BD (F)	29 April 2024	IFGI	542	0	10	532
121	SPUIT 10CC BD (F)	30 April 2024	IFGI	532	0	110	422
122	SPUIT 10CC BD (F)	01 May 2024	IFGI	422	0	200	222
123	SPUIT 10CC BD (F)	02 May 2024	IFGI	222	0	20	202
124	SPUIT 10CC BD (F)	03 May 2024	IFGI	202	0	110	92
125	SPUIT 10CC BD (F)	04 May 2024	IFGI	92	1000	107	985
126	SPUIT 10CC BD (F)	05 May 2024	IFGI	985	0	103	882
127	SPUIT 10CC BD (F)	06 May 2024	IFGI	882	0	100	782
128	SPUIT 10CC BD (F)	07 May 2024	IFGI	782	0	120	662
129	SPUIT 10CC BD (F)	08 May 2024	IFGI	662	0	200	462
130	SPUIT 10CC BD (F)	09 May 2024	IFGI	462	0	110	352
131	SPUIT 10CC BD (F)	10 May 2024	IFGI	352	0	20	332
132	SPUIT 10CC BD (F)	11 May 2024	IFGI	332	0	200	132
133	SPUIT 10CC BD (F)	12 May 2024	IFGI	132	0	100	32
134	SPUIT 10CC BD (F)	13 May 2024	IFGI	32	1100	207	925
135	SPUIT 10CC BD (F)	14 May 2024	IFGI	925	0	210	715
136	SPUIT 10CC BD (F)	15 May 2024	IFGI	715	0	10	705
137	SPUIT 10CC BD (F)	16 May 2024	IFGI	705	0	110	595
138	SPUIT 10CC BD (F)	17 May 2024	IFGI	595	0	300	295
139	SPUIT 10CC BD (F)	18 May 2024	IFGI	295	0	10	285
140	SPUIT 10CC BD (F)	19 May 2024	IFGI	285	0	10	275
141	SPUIT 10CC BD (F)	20 May 2024	IFGI	275	0	10	265
142	SPUIT 10CC BD (F)	21 May 2024	IFGI	265	2100	110	2255
143	SPUIT 10CC BD (F)	22 May 2024	IFGI	2255	0	210	2045
144	SPUIT 10CC BD (F)	23 May 2024	IFGI	2045	0	10	2035
145	SPUIT 10CC BD (F)	24 May 2024	IFGI	2035	0	20	2015
146	SPUIT 10CC BD (F)	25 May 2024	IFGI	2015	0	210	1805
147	SPUIT 10CC BD (F)	26 May 2024	IFGI	1805	0	20	1785
148	SPUIT 10CC BD (F)	27 May 2024	IFGI	1785	0	110	1675
149	SPUIT 10CC BD (F)	28 May 2024	IFGI	1675	0	220	1455
150	SPUIT 10CC BD (F)	29 May 2024	IFGI	1455	0	120	1335
151	SPUIT 10CC BD (F)	30 May 2024	IFGI	1335	0	20	1315
152	SPUIT 10CC BD (F)	31 May 2024	IFGI	1315	0	200	1115
153	SPUIT 10CC BD (F)	01 June 2024	IFGI	1115	0	10	1105
154	SPUIT 10CC BD (F)	02 June 2024	IFGI	1105	0	110	995
155	SPUIT 10CC BD (F)	03 June 2024	IFGI	995	0	210	785
156	SPUIT 10CC BD (F)	04 June 2024	IFGI	785	0	265	520
157	SPUIT 10CC BD (F)	05 June 2024	IFGI	520	0	320	200
158	SPUIT 10CC BD (F)	06 June 2024	IFGI	200	0	20	180
159	SPUIT 10CC BD (F)	07 June 2024	IFGI	180	2400	110	2470
160	SPUIT 10CC BD (F)	08 June 2024	IFGI	2470	0	200	2270

161	SPUIT 10CC BD (F)	09 June 2024	IFGI	2270	0	220	2050
162	SPUIT 10CC BD (F)	10 June 2024	IFGI	2050	0	115	1935
163	SPUIT 10CC BD (F)	11 June 2024	IFGI	1935	0	10	1925
164	SPUIT 10CC BD (F)	12 June 2024	IFGI	1925	0	320	1605
165	SPUIT 10CC BD (F)	13 June 2024	IFGI	1605	0	10	1595
166	SPUIT 10CC BD (F)	14 June 2024	IFGI	1595	0	20	1575
167	SPUIT 10CC BD (F)	15 June 2024	IFGI	1575	0	110	1465
168	SPUIT 10CC BD (F)	16 June 2024	IFGI	1465	0	155	1310
169	SPUIT 10CC BD (F)	17 June 2024	IFGI	1310	0	200	1110
170	SPUIT 10CC BD (F)	18 June 2024	IFGI	1110	0	20	1090
171	SPUIT 10CC BD (F)	19 June 2024	IFGI	1090	0	210	880
172	SPUIT 10CC BD (F)	20 June 2024	IFGI	880	0	110	770
173	SPUIT 10CC BD (F)	21 June 2024	IFGI	770	0	230	540
174	SPUIT 10CC BD (F)	22 June 2024	IFGI	540	0	175	365
175	SPUIT 10CC BD (F)	23 June 2024	IFGI	365	0	120	245
176	SPUIT 10CC BD (F)	24 June 2024	IFGI	245	1145	270	1120
177	SPUIT 10CC BD (F)	25 June 2024	IFGI	1120	0	420	700
178	SPUIT 10CC BD (F)	26 June 2024	IFGI	700	0	10	690
179	SPUIT 10CC BD (F)	27 June 2024	IFGI	690	1620	115	2195
180	SPUIT 10CC BD (F)	28 June 2024	IFGI	2195	0	220	1975
181	SPUIT 10CC BD (F)	29 June 2024	IFGI	1975	0	210	1765
182	SPUIT 10CC BD (F)	30 June 2024	IFGI	1765	0	10	1755
183	SPUIT 10CC BD (F)	01 July 2024	IFGI	1755	0	100	1655
184	SPUIT 10CC BD (F)	02 July 2024	IFGI	1655	0	220	1435
185	SPUIT 10CC BD (F)	03 July 2024	IFGI	1435	0	10	1425
186	SPUIT 10CC BD (F)	04 July 2024	IFGI	1425	0	210	1215
187	SPUIT 10CC BD (F)	05 July 2024	IFGI	1215	0	120	1095
188	SPUIT 10CC BD (F)	06 July 2024	IFGI	1095	0	110	985
189	SPUIT 10CC BD (F)	07 July 2024	IFGI	985	0	100	885
190	SPUIT 10CC BD (F)	08 July 2024	IFGI	885	0	220	665
191	SPUIT 10CC BD (F)	09 July 2024	IFGI	665	0	10	655
192	SPUIT 10CC BD (F)	10 July 2024	IFGI	655	0	20	635
193	SPUIT 10CC BD (F)	11 July 2024	IFGI	635	0	110	525
194	SPUIT 10CC BD (F)	12 July 2024	IFGI	525	0	220	305
195	SPUIT 10CC BD (F)	13 July 2024	IFGI	305	1190	210	1285
196	SPUIT 10CC BD (F)	14 July 2024	IFGI	1285	0	200	1085
197	SPUIT 10CC BD (F)	15 July 2024	IFGI	1085	0	10	1075
198	SPUIT 10CC BD (F)	16 July 2024	IFGI	1075	0	110	965
199	SPUIT 10CC BD (F)	17 July 2024	IFGI	965	0	300	665
200	SPUIT 10CC BD (F)	18 July 2024	IFGI	665	0	30	635
201	SPUIT 10CC BD (F)	19 July 2024	IFGI	635	3200	80	3755
202	SPUIT 10CC BD (F)	20 July 2024	IFGI	3755	0	130	3625

203	SPUIT 10CC BD (F)	21 July 2024	IFGI	3625	0	180	3445
204	SPUIT 10CC BD (F)	22 July 2024	IFGI	3445	0	230	3215
205	SPUIT 10CC BD (F)	23 July 2024	IFGI	3215	0	120	3095
206	SPUIT 10CC BD (F)	24 July 2024	IFGI	3095	0	10	3085
207	SPUIT 10CC BD (F)	25 July 2024	IFGI	3085	0	320	2765
208	SPUIT 10CC BD (F)	26 July 2024	IFGI	2765	0	10	2755
209	SPUIT 10CC BD (F)	27 July 2024	IFGI	2755	0	10	2745
210	SPUIT 10CC BD (F)	28 July 2024	IFGI	2745	0	10	2735
211	SPUIT 10CC BD (F)	29 July 2024	IFGI	2735	0	10	2725
212	SPUIT 10CC BD (F)	30 July 2024	IFGI	2725	0	20	2705
213	SPUIT 10CC BD (F)	31 July 2024	IFGI	2705	0	10	2695
214	SPUIT 10CC BD (F)	01 August 2024	IFGI	2695	0	20	2675
215	SPUIT 10CC BD (F)	02 August 2024	IFGI	2675	0	30	2645
216	SPUIT 10CC BD (F)	03 August 2024	IFGI	2645	0	27	2618
217	SPUIT 10CC BD (F)	04 August 2024	IFGI	2618	0	23	2595
218	SPUIT 10CC BD (F)	05 August 2024	IFGI	2595	0	20	2575
219	SPUIT 10CC BD (F)	06 August 2024	IFGI	2575	0	20	2555
220	SPUIT 10CC BD (F)	07 August 2024	IFGI	2555	0	120	2435
221	SPUIT 10CC BD (F)	08 August 2024	IFGI	2435	0	220	2215
222	SPUIT 10CC BD (F)	09 August 2024	IFGI	2215	0	10	2205
223	SPUIT 10CC BD (F)	10 August 2024	IFGI	2205	0	120	2085
224	SPUIT 10CC BD (F)	11 August 2024	IFGI	2085	0	10	2075
225	SPUIT 10CC BD (F)	12 August 2024	IFGI	2075	0	210	1865
226	SPUIT 10CC BD (F)	13 August 2024	IFGI	1865	0	143	1722
227	SPUIT 10CC BD (F)	14 August 2024	IFGI	1722	1090	77	2735
228	SPUIT 10CC BD (F)	15 August 2024	IFGI	2735	0	10	2725
229	SPUIT 10CC BD (F)	16 August 2024	IFGI	2725	0	220	2505
230	SPUIT 10CC BD (F)	17 August 2024	IFGI	2505	0	115	2390
231	SPUIT 10CC BD (F)	18 August 2024	IFGI	2390	0	10	2380
232	SPUIT 10CC BD (F)	19 August 2024	IFGI	2380	0	20	2360
233	SPUIT 10CC BD (F)	20 August 2024	IFGI	2360	0	200	2160
234	SPUIT 10CC BD (F)	21 August 2024	IFGI	2160	0	265	1895
235	SPUIT 10CC BD (F)	22 August 2024	IFGI	1895	0	330	1565
236	SPUIT 10CC BD (F)	23 August 2024	IFGI	1565	1190	175	2580
237	SPUIT 10CC BD (F)	24 August 2024	IFGI	2580	0	20	2560
238	SPUIT 10CC BD (F)	25 August 2024	IFGI	2560	0	210	2350
239	SPUIT 10CC BD (F)	26 August 2024	IFGI	2350	0	400	1950
240	SPUIT 10CC BD (F)	27 August 2024	IFGI	1950	0	10	1940
241	SPUIT 10CC BD (F)	28 August 2024	IFGI	1940	0	10	1930
242	SPUIT 10CC BD (F)	29 August 2024	IFGI	1930	0	210	1720
243	SPUIT 10CC BD (F)	30 August 2024	IFGI	1720	0	10	1710
244	SPUIT 10CC BD (F)	31 August 2024	IFGI	1710	0	200	1510

245	SPUIT 10CC BD (F)	01 September 2024	IFGI	1510	0	20	1490
246	SPUIT 10CC BD (F)	02 September 2024	IFGI	1490	0	200	1290
247	SPUIT 10CC BD (F)	03 September 2024	IFGI	1290	0	320	970
248	SPUIT 10CC BD (F)	04 September 2024	IFGI	970	890	210	1650
249	SPUIT 10CC BD (F)	05 September 2024	IFGI	1650	0	100	1550
250	SPUIT 10CC BD (F)	06 September 2024	IFGI	1550	0	110	1440
251	SPUIT 10CC BD (F)	07 September 2024	IFGI	1440	0	220	1220
252	SPUIT 10CC BD (F)	08 September 2024	IFGI	1220	0	210	1010
253	SPUIT 10CC BD (F)	09 September 2024	IFGI	1010	0	200	810
254	SPUIT 10CC BD (F)	10 September 2024	IFGI	810	0	20	790
255	SPUIT 10CC BD (F)	11 September 2024	IFGI	790	0	310	480
256	SPUIT 10CC BD (F)	12 September 2024	IFGI	480	0	320	160
257	SPUIT 10CC BD (F)	13 September 2024	IFGI	160	2100	283	1977
258	SPUIT 10CC BD (F)	14 September 2024	IFGI	1977	0	247	1730
259	SPUIT 10CC BD (F)	15 September 2024	IFGI	1730	0	210	1520
260	SPUIT 10CC BD (F)	16 September 2024	IFGI	1520	0	265	1255
261	SPUIT 10CC BD (F)	17 September 2024	IFGI	1255	0	320	935
262	SPUIT 10CC BD (F)	18 September 2024	IFGI	935	0	287	648
263	SPUIT 10CC BD (F)	19 September 2024	IFGI	648	280	253	675
264	SPUIT 10CC BD (F)	20 September 2024	IFGI	675	0	220	455
265	SPUIT 10CC BD (F)	21 September 2024	IFGI	455	1900	150	2205
266	SPUIT 10CC BD (F)	22 September 2024	IFGI	2205	0	80	2125
267	SPUIT 10CC BD (F)	23 September 2024	IFGI	2125	0	10	2115
268	SPUIT 10CC BD (F)	24 September 2024	IFGI	2115	0	20	2095
269	SPUIT 10CC BD (F)	25 September 2024	IFGI	2095	0	310	1785
270	SPUIT 10CC BD (F)	26 September 2024	IFGI	1785	0	20	1765
271	SPUIT 10CC BD (F)	27 September 2024	IFGI	1765	0	320	1445
272	SPUIT 10CC BD (F)	28 September 2024	IFGI	1445	0	253	1192
273	SPUIT 10CC BD (F)	29 September 2024	IFGI	1192	0	187	1005
274	SPUIT 10CC BD (F)	30 September 2024	IFGI	1005	0	120	885
275	SPUIT 10CC BD (F)	01 October 2024	IFGI	885	0	310	575
276	SPUIT 10CC BD (F)	02 October 2024	IFGI	575	0	30	545
277	SPUIT 10CC BD (F)	03 October 2024	IFGI	545	900	25	1420
278	SPUIT 10CC BD (F)	04 October 2024	IFGI	1420	0	20	1400
279	SPUIT 10CC BD (F)	05 October 2024	IFGI	1400	0	210	1190
280	SPUIT 10CC BD (F)	06 October 2024	IFGI	1190	0	10	1180
281	SPUIT 10CC BD (F)	07 October 2024	IFGI	1180	980	113	2047
282	SPUIT 10CC BD (F)	08 October 2024	IFGI	2047	0	217	1830
283	SPUIT 10CC BD (F)	09 October 2024	IFGI	1830	0	320	1510
284	SPUIT 10CC BD (F)	10 October 2024	IFGI	1510	0	220	1290
285	SPUIT 10CC BD (F)	11 October 2024	IFGI	1290	0	210	1080
286	SPUIT 10CC BD (F)	12 October 2024	IFGI	1080	0	300	780

287	SPUIT 10CC BD (F)	13 October 2024	IFGI	780	0	20	760
288	SPUIT 10CC BD (F)	14 October 2024	IFGI	760	0	20	740
289	SPUIT 10CC BD (F)	15 October 2024	IFGI	740	0	220	520
290	SPUIT 10CC BD (F)	16 October 2024	IFGI	520	0	20	500
291	SPUIT 10CC BD (F)	17 October 2024	IFGI	500	0	310	190
292	SPUIT 10CC BD (F)	18 October 2024	IFGI	190	3500	165	3525
293	SPUIT 10CC BD (F)	19 October 2024	IFGI	3525	0	20	3505
294	SPUIT 10CC BD (F)	20 October 2024	IFGI	3505	0	300	3205
295	SPUIT 10CC BD (F)	21 October 2024	IFGI	3205	0	100	3105
296	SPUIT 10CC BD (F)	22 October 2024	IFGI	3105	0	40	3065
297	SPUIT 10CC BD (F)	23 October 2024	IFGI	3065	0	180	2885
298	SPUIT 10CC BD (F)	24 October 2024	IFGI	2885	0	320	2565
299	SPUIT 10CC BD (F)	25 October 2024	IFGI	2565	0	20	2545
300	SPUIT 10CC BD (F)	26 October 2024	IFGI	2545	0	300	2245
301	SPUIT 10CC BD (F)	27 October 2024	IFGI	2245	0	20	2225
302	SPUIT 10CC BD (F)	28 October 2024	IFGI	2225	0	220	2005
303	SPUIT 10CC BD (F)	29 October 2024	IFGI	2005	0	115	1890
304	SPUIT 10CC BD (F)	30 October 2024	IFGI	1890	0	10	1880
305	SPUIT 10CC BD (F)	31 October 2024	IFGI	1880	0	200	1680
306	SPUIT 10CC BD (F)	01 November 2024	IFGI	1680	1180	205	2655
307	SPUIT 10CC BD (F)	02 November 2024	IFGI	2655	0	210	2445
308	SPUIT 10CC BD (F)	03 November 2024	IFGI	2445	0	265	2180
309	SPUIT 10CC BD (F)	04 November 2024	IFGI	2180	0	320	1860
310	SPUIT 10CC BD (F)	05 November 2024	IFGI	1860	0	20	1840
311	SPUIT 10CC BD (F)	06 November 2024	IFGI	1840	0	320	1520
312	SPUIT 10CC BD (F)	07 November 2024	IFGI	1520	0	320	1200
313	SPUIT 10CC BD (F)	08 November 2024	IFGI	1200	0	280	920
314	SPUIT 10CC BD (F)	09 November 2024	IFGI	920	1090	240	1770
315	SPUIT 10CC BD (F)	10 November 2024	IFGI	1770	0	200	1570
316	SPUIT 10CC BD (F)	11 November 2024	IFGI	1570	0	20	1550
317	SPUIT 10CC BD (F)	12 November 2024	IFGI	1550	0	320	1230
318	SPUIT 10CC BD (F)	13 November 2024	IFGI	1230	0	310	920
319	SPUIT 10CC BD (F)	14 November 2024	IFGI	920	0	20	900
320	SPUIT 10CC BD (F)	15 November 2024	IFGI	900	0	110	790
321	SPUIT 10CC BD (F)	16 November 2024	IFGI	790	990	147	1633
322	SPUIT 10CC BD (F)	17 November 2024	IFGI	1633	0	183	1450
323	SPUIT 10CC BD (F)	18 November 2024	IFGI	1450	0	220	1230
324	SPUIT 10CC BD (F)	19 November 2024	IFGI	1230	0	200	1030
325	SPUIT 10CC BD (F)	20 November 2024	IFGI	1030	0	20	1010
326	SPUIT 10CC BD (F)	21 November 2024	IFGI	1010	0	200	810
327	SPUIT 10CC BD (F)	22 November 2024	IFGI	810	0	110	700
328	SPUIT 10CC BD (F)	23 November 2024	IFGI	700	0	100	600

329	SPUIT 10CC BD (F)	24 November 2024	IFGI	600	0	215	385
330	SPUIT 10CC BD (F)	25 November 2024	IFGI	385	0	330	55
331	SPUIT 10CC BD (F)	26 November 2024	IFGI	55	2700	175	2580
332	SPUIT 10CC BD (F)	27 November 2024	IFGI	2580	0	20	2560
333	SPUIT 10CC BD (F)	28 November 2024	IFGI	2560	0	20	2540
334	SPUIT 10CC BD (F)	29 November 2024	IFGI	2540	0	410	2130
335	SPUIT 10CC BD (F)	30 November 2024	IFGI	2130	0	315	1815
336	SPUIT 10CC BD (F)	01 December 2024	IFGI	1815	0	220	1595
337	SPUIT 10CC BD (F)	02 December 2024	IFGI	1595	0	270	1325
338	SPUIT 10CC BD (F)	03 December 2024	IFGI	1325	0	320	1005
339	SPUIT 10CC BD (F)	04 December 2024	IFGI	1005	0	370	635
340	SPUIT 10CC BD (F)	05 December 2024	IFGI	635	0	420	215
341	SPUIT 10CC BD (F)	06 December 2024	IFGI	215	0	10	205
342	SPUIT 10CC BD (F)	07 December 2024	IFGI	205	1000	15	1190
343	SPUIT 10CC BD (F)	08 December 2024	IFGI	1190	0	20	1170
344	SPUIT 10CC BD (F)	09 December 2024	IFGI	1170	0	22	1148
345	SPUIT 10CC BD (F)	10 December 2024	IFGI	1148	0	25	1123
346	SPUIT 10CC BD (F)	11 December 2024	IFGI	1123	1000	28	2095
347	SPUIT 10CC BD (F)	12 December 2024	IFGI	2095	0	30	2065
348	SPUIT 10CC BD (F)	13 December 2024	IFGI	2065	0	30	2035
349	SPUIT 10CC BD (F)	14 December 2024	IFGI	2035	0	30	2005
350	SPUIT 10CC BD (F)	15 December 2024	IFGI	2005	0	30	1975
351	SPUIT 10CC BD (F)	16 December 2024	IFGI	1975	0	200	1775
352	SPUIT 10CC BD (F)	17 December 2024	IFGI	1775	0	260	1515
353	SPUIT 10CC BD (F)	18 December 2024	IFGI	1515	0	320	1195
354	SPUIT 10CC BD (F)	19 December 2024	IFGI	1195	0	210	985
355	SPUIT 10CC BD (F)	20 December 2024	IFGI	985	2560	255	3290
356	SPUIT 10CC BD (F)	21 December 2024	IFGI	3290	0	300	2990
357	SPUIT 10CC BD (F)	22 December 2024	IFGI	2990	0	420	2570
358	SPUIT 10CC BD (F)	23 December 2024	IFGI	2570	0	375	2195
359	SPUIT 10CC BD (F)	24 December 2024	IFGI	2195	0	330	1865
360	SPUIT 10CC BD (F)	25 December 2024	IFGI	1865	0	265	1600
361	SPUIT 10CC BD (F)	26 December 2024	IFGI	1600	0	200	1400
362	SPUIT 10CC BD (F)	27 December 2024	IFGI	1400	2915	500	3815
363	SPUIT 10CC BD (F)	28 December 2024	IFGI	3815	0	800	3015
364	SPUIT 10CC BD (F)	29 December 2024	IFGI	3015	0	410	2605
365	SPUIT 10CC BD (F)	30 December 2024	IFGI	2605	0	20	2585
366	SPUIT 10CC BD (F)	31 December 2024	IFGI	2585	0	20	2565
367	SPUIT 10CC BD (F)	01 January 2025	IFGI	2565	0	20	2545
368	SPUIT 10CC BD (F)	02 January 2025	IFGI	2545	0	170	2375
369	SPUIT 10CC BD (F)	03 January 2025	IFGI	2375	0	320	2055
370	SPUIT 10CC BD (F)	04 January 2025	IFGI	2055	0	100	1955

371	SPUIT 10CC BD (F)	05 January 2025	IFGI	1955	0	400	1555
372	SPUIT 10CC BD (F)	06 January 2025	IFGI	1555	0	30	1525
373	SPUIT 10CC BD (F)	07 January 2025	IFGI	1525	0	230	1295
374	SPUIT 10CC BD (F)	08 January 2025	IFGI	1295	0	430	865
375	SPUIT 10CC BD (F)	09 January 2025	IFGI	865	0	297	568
376	SPUIT 10CC BD (F)	10 January 2025	IFGI	568	1980	163	2385
377	SPUIT 10CC BD (F)	11 January 2025	IFGI	2385	0	30	2355
378	SPUIT 10CC BD (F)	12 January 2025	IFGI	2355	0	200	2155
379	SPUIT 10CC BD (F)	13 January 2025	IFGI	2155	480	307	2328
380	SPUIT 10CC BD (F)	14 January 2025	IFGI	2328	0	413	1915
381	SPUIT 10CC BD (F)	15 January 2025	IFGI	1915	0	520	1395
382	SPUIT 10CC BD (F)	16 January 2025	IFGI	1395	0	20	1375
383	SPUIT 10CC BD (F)	17 January 2025	IFGI	1375	0	120	1255
384	SPUIT 10CC BD (F)	18 January 2025	IFGI	1255	0	20	1235
385	SPUIT 10CC BD (F)	19 January 2025	IFGI	1235	0	120	1115
386	SPUIT 10CC BD (F)	20 January 2025	IFGI	1115	0	220	895
387	SPUIT 10CC BD (F)	21 January 2025	IFGI	895	0	400	495
388	SPUIT 10CC BD (F)	22 January 2025	IFGI	495	0	20	475
389	SPUIT 10CC BD (F)	23 January 2025	IFGI	475	0	23	452
390	SPUIT 10CC BD (F)	24 January 2025	IFGI	452	2390	27	2815
391	SPUIT 10CC BD (F)	25 January 2025	IFGI	2815	0	30	2785
392	SPUIT 10CC BD (F)	26 January 2025	IFGI	2785	0	200	2585
393	SPUIT 10CC BD (F)	27 January 2025	IFGI	2585	0	10	2575
394	SPUIT 10CC BD (F)	28 January 2025	IFGI	2575	0	220	2355
395	SPUIT 10CC BD (F)	29 January 2025	IFGI	2355	0	300	2055
396	SPUIT 10CC BD (F)	30 January 2025	IFGI	2055	0	20	2035
397	SPUIT 10CC BD (F)	31 January 2025	IFGI	2035	0	300	1735
398	SPUIT 10CC BD (F)	01 February 2025	IFGI	1735	0	320	1415
399	SPUIT 10CC BD (F)	02 February 2025	IFGI	1415	0	20	1395
400	SPUIT 10CC BD (F)	03 February 2025	IFGI	1395	0	120	1275
401	SPUIT 10CC BD (F)	04 February 2025	IFGI	1275	0	220	1055
402	SPUIT 10CC BD (F)	05 February 2025	IFGI	1055	0	300	755
403	SPUIT 10CC BD (F)	06 February 2025	IFGI	755	1680	160	2275
404	SPUIT 10CC BD (F)	07 February 2025	IFGI	2275	0	20	2255
405	SPUIT 10CC BD (F)	08 February 2025	IFGI	2255	0	300	1955
406	SPUIT 10CC BD (F)	09 February 2025	IFGI	1955	0	10	1945
407	SPUIT 10CC BD (F)	10 February 2025	IFGI	1945	0	310	1635
408	SPUIT 10CC BD (F)	11 February 2025	IFGI	1635	0	15	1620
409	SPUIT 10CC BD (F)	12 February 2025	IFGI	1620	0	350	1270
410	SPUIT 10CC BD (F)	13 February 2025	IFGI	1270	0	335	935
411	SPUIT 10CC BD (F)	14 February 2025	IFGI	935	0	320	615
412	SPUIT 10CC BD (F)	15 February 2025	IFGI	615	0	220	395

413	SPUIT 10CC BD (F)	16 February 2025	IFGI	395	3500	210	3685
414	SPUIT 10CC BD (F)	17 February 2025	IFGI	3685	0	200	3485
415	SPUIT 10CC BD (F)	18 February 2025	IFGI	3485	0	50	3435
416	SPUIT 10CC BD (F)	19 February 2025	IFGI	3435	0	310	3125
417	SPUIT 10CC BD (F)	20 February 2025	IFGI	3125	0	230	2895
418	SPUIT 10CC BD (F)	21 February 2025	IFGI	2895	0	20	2875
419	SPUIT 10CC BD (F)	22 February 2025	IFGI	2875	0	110	2765
420	SPUIT 10CC BD (F)	23 February 2025	IFGI	2765	0	200	2565
421	SPUIT 10CC BD (F)	24 February 2025	IFGI	2565	0	20	2545
422	SPUIT 10CC BD (F)	25 February 2025	IFGI	2545	0	100	2445
423	SPUIT 10CC BD (F)	26 February 2025	IFGI	2445	0	30	2415
424	SPUIT 10CC BD (F)	27 February 2025	IFGI	2415	0	220	2195
425	SPUIT 10CC BD (F)	28 February 2025	IFGI	2195	0	265	1930
426	SPUIT 10CC BD (F)	01 March 2025	IFGI	1930	0	310	1620
427	SPUIT 10CC BD (F)	02 March 2025	IFGI	1620	0	308	1312
428	SPUIT 10CC BD (F)	03 March 2025	IFGI	1312	0	290	1022
429	SPUIT 10CC BD (F)	04 March 2025	IFGI	1022	2465	302	3185
430	SPUIT 10CC BD (F)	05 March 2025	IFGI	3185	0	275	2910
431	SPUIT 10CC BD (F)	06 March 2025	IFGI	2910	0	10	2900
432	SPUIT 10CC BD (F)	07 March 2025	IFGI	2900	0	110	2790
433	SPUIT 10CC BD (F)	08 March 2025	IFGI	2790	0	65	2725
434	SPUIT 10CC BD (F)	09 March 2025	IFGI	2725	0	20	2705
435	SPUIT 10CC BD (F)	10 March 2025	IFGI	2705	0	200	2505
436	SPUIT 10CC BD (F)	11 March 2025	IFGI	2505	0	20	2485
437	SPUIT 10CC BD (F)	12 March 2025	IFGI	2485	0	320	2165
438	SPUIT 10CC BD (F)	13 March 2025	IFGI	2165	0	270	1895
439	SPUIT 10CC BD (F)	14 March 2025	IFGI	1895	0	220	1675
440	SPUIT 10CC BD (F)	15 March 2025	IFGI	1675	0	270	1405
441	SPUIT 10CC BD (F)	16 March 2025	IFGI	1405	0	320	1085
442	SPUIT 10CC BD (F)	17 March 2025	IFGI	1085	0	100	985
443	SPUIT 10CC BD (F)	18 March 2025	IFGI	985	0	200	785
444	SPUIT 10CC BD (F)	19 March 2025	IFGI	785	0	300	485
445	SPUIT 10CC BD (F)	20 March 2025	IFGI	485	2100	170	2415
446	SPUIT 10CC BD (F)	21 March 2025	IFGI	2415	0	200	2215
447	SPUIT 10CC BD (F)	22 March 2025	IFGI	2215	0	300	1915
448	SPUIT 10CC BD (F)	23 March 2025	IFGI	1915	0	250	1665
449	SPUIT 10CC BD (F)	24 March 2025	IFGI	1665	500	333	1832
450	SPUIT 10CC BD (F)	25 March 2025	IFGI	1832	0	300	1532
451	SPUIT 10CC BD (F)	26 March 2025	IFGI	1532	0	400	1132
452	SPUIT 10CC BD (F)	27 March 2025	IFGI	1132	0	388	744
453	SPUIT 10CC BD (F)	28 March 2025	IFGI	744	3200	375	3569
454	SPUIT 10CC BD (F)	29 March 2025	IFGI	3569	0	362	3207

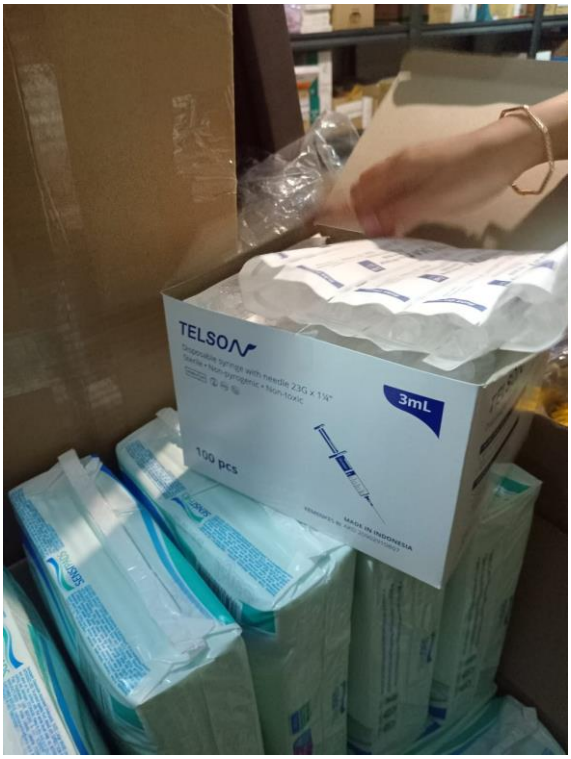
455	SPUIT 10CC BD (F)	30 March 2025	IFGI	3207	0	350	2857
456	SPUIT 10CC BD (F)	31 March 2025	IFGI	2857	0	338	2519
457	SPUIT 10CC BD (F)	01 April 2025	IFGI	2519	0	325	2194
458	SPUIT 10CC BD (F)	02 April 2025	IFGI	2194	0	312	1882
459	SPUIT 10CC BD (F)	03 April 2025	IFGI	1882	0	300	1582
460	SPUIT 10CC BD (F)	04 April 2025	IFGI	1582	0	350	1232
461	SPUIT 10CC BD (F)	05 April 2025	IFGI	1232	0	400	832
462	SPUIT 10CC BD (F)	06 April 2025	IFGI	832	0	300	532
463	SPUIT 10CC BD (F)	07 April 2025	IFGI	532	0	200	332
464	SPUIT 10CC BD (F)	08 April 2025	IFGI	332	2045	275	2102
465	SPUIT 10CC BD (F)	09 April 2025	IFGI	2102	0	350	1752
466	SPUIT 10CC BD (F)	10 April 2025	IFGI	1752	0	425	1327
467	SPUIT 10CC BD (F)	11 April 2025	IFGI	1327	0	500	827
468	SPUIT 10CC BD (F)	12 April 2025	IFGI	827	0	200	627
469	SPUIT 10CC BD (F)	13 April 2025	IFGI	627	0	270	357
470	SPUIT 10CC BD (F)	14 April 2025	IFGI	357	0	250	107
471	SPUIT 10CC BD (F)	15 April 2025	IFGI	107	3000	200	2907
472	SPUIT 10CC BD (F)	16 April 2025	IFGI	2907	0	150	2757
473	SPUIT 10CC BD (F)	17 April 2025	IFGI	2757	0	100	2657
474	SPUIT 10CC BD (F)	18 April 2025	IFGI	2657	0	300	2357
475	SPUIT 10CC BD (F)	19 April 2025	IFGI	2357	0	280	2077
476	SPUIT 10CC BD (F)	20 April 2025	IFGI	2077	0	300	1777
477	SPUIT 10CC BD (F)	21 April 2025	IFGI	1777	0	200	1577
478	SPUIT 10CC BD (F)	22 April 2025	IFGI	1577	0	190	1387
479	SPUIT 10CC BD (F)	23 April 2025	IFGI	1387	0	200	1187
480	SPUIT 10CC BD (F)	24 April 2025	IFGI	1187	0	300	887
481	SPUIT 10CC BD (F)	25 April 2025	IFGI	887	1100	250	1737
482	SPUIT 10CC BD (F)	26 April 2025	IFGI	1737	0	200	1537
483	SPUIT 10CC BD (F)	27 April 2025	IFGI	1537	0	250	1287
484	SPUIT 10CC BD (F)	28 April 2025	IFGI	1287	0	300	987
485	SPUIT 10CC BD (F)	29 April 2025	IFGI	987	0	267	720
486	SPUIT 10CC BD (F)	30 April 2025	IFGI	720	900	233	1387
487	SPUIT 10CC BD (F)	01 May 2025	IFGI	1387	0	200	1187
488	SPUIT 10CC BD (F)	02 May 2025	IFGI	1187	0	200	987
489	SPUIT 10CC BD (F)	03 May 2025	IFGI	987	0	180	807
490	SPUIT 10CC BD (F)	04 May 2025	IFGI	807	0	200	607
491	SPUIT 10CC BD (F)	05 May 2025	IFGI	607	0	270	337
492	SPUIT 10CC BD (F)	06 May 2025	IFGI	337	0	30	307
493	SPUIT 10CC BD (F)	07 May 2025	IFGI	307	2870	65	3112
494	SPUIT 10CC BD (F)	08 May 2025	IFGI	3112	0	100	3012
495	SPUIT 10CC BD (F)	09 May 2025	IFGI	3012	0	65	2947
496	SPUIT 10CC BD (F)	10 May 2025	IFGI	2947	0	30	2917

497	SPUIT 10CC BD (F)	11 May 2025	IFGI	2917	0	32	2885
498	SPUIT 10CC BD (F)	12 May 2025	IFGI	2885	0	35	2850
499	SPUIT 10CC BD (F)	13 May 2025	IFGI	2850	0	200	2650
500	SPUIT 10CC BD (F)	14 May 2025	IFGI	2650	0	900	1750
501	SPUIT 10CC BD (F)	15 May 2025	IFGI	1750	900	750	1900
502	SPUIT 10CC BD (F)	16 May 2025	IFGI	1900	0	550	1350
503	SPUIT 10CC BD (F)	17 May 2025	IFGI	1350	0	350	1000
504	SPUIT 10CC BD (F)	18 May 2025	IFGI	1000	0	202	798
505	SPUIT 10CC BD (F)	19 May 2025	IFGI	798	0	55	743
506	SPUIT 10CC BD (F)	20 May 2025	IFGI	743	0	200	543
507	SPUIT 10CC BD (F)	21 May 2025	IFGI	543	0	200	343
508	SPUIT 10CC BD (F)	22 May 2025	IFGI	343	0	225	118
509	SPUIT 10CC BD (F)	23 May 2025	IFGI	118	1890	250	1758
510	SPUIT 10CC BD (F)	24 May 2025	IFGI	1758	0	275	1483
511	SPUIT 10CC BD (F)	25 May 2025	IFGI	1483	0	300	1183
512	SPUIT 10CC BD (F)	26 May 2025	IFGI	1183	0	30	1153
513	SPUIT 10CC BD (F)	27 May 2025	IFGI	1153	0	125	1028
514	SPUIT 10CC BD (F)	28 May 2025	IFGI	1028	0	220	808
515	SPUIT 10CC BD (F)	29 May 2025	IFGI	808	0	20	788
516	SPUIT 10CC BD (F)	30 May 2025	IFGI	788	0	200	588
517	SPUIT 10CC BD (F)	31 May 2025	IFGI	588	0	250	338
518	SPUIT 10CC BD (F)	01 June 2025	IFGI	338	800	325	813
519	SPUIT 10CC BD (F)	02 June 2025	IFGI	813	0	400	413
520	SPUIT 10CC BD (F)	03 June 2025	IFGI	413	2000	350	2063
521	SPUIT 10CC BD (F)	04 June 2025	IFGI	2063	0	300	1763
522	SPUIT 10CC BD (F)	05 June 2025	IFGI	1763	0	250	1513
523	SPUIT 10CC BD (F)	06 June 2025	IFGI	1513	0	200	1313
524	SPUIT 10CC BD (F)	07 June 2025	IFGI	1313	0	150	1163
525	SPUIT 10CC BD (F)	08 June 2025	IFGI	1163	0	100	1063
526	SPUIT 10CC BD (F)	09 June 2025	IFGI	1063	0	200	863
527	SPUIT 10CC BD (F)	10 June 2025	IFGI	863	0	100	763
528	SPUIT 10CC BD (F)	11 June 2025	IFGI	763	0	100	663
529	SPUIT 10CC BD (F)	12 June 2025	IFGI	663	2400	100	2963
530	SPUIT 10CC BD (F)	13 June 2025	IFGI	2963	0	110	2853
531	SPUIT 10CC BD (F)	14 June 2025	IFGI	2853	900	150	3603
532	SPUIT 10CC BD (F)	15 June 2025	IFGI	3603	0	200	3403
533	SPUIT 10CC BD (F)	16 June 2025	IFGI	3403	0	200	3203
534	SPUIT 10CC BD (F)	17 June 2025	IFGI	3203	0	250	2953
535	SPUIT 10CC BD (F)	18 June 2025	IFGI	2953	0	300	2653
536	SPUIT 10CC BD (F)	19 June 2025	IFGI	2653	0	200	2453
537	SPUIT 10CC BD (F)	20 June 2025	IFGI	2453	0	100	2353
538	SPUIT 10CC BD (F)	21 June 2025	IFGI	2353	0	200	2153

539	SPUIT 10CC BD (F)	22 June 2025	IFGI	2153	0	300	1853
540	SPUIT 10CC BD (F)	23 June 2025	IFGI	1853	0	170	1683
541	SPUIT 10CC BD (F)	24 June 2025	IFGI	1683	0	200	1483
542	SPUIT 10CC BD (F)	25 June 2025	IFGI	1483	0	100	1383
543	SPUIT 10CC BD (F)	26 June 2025	IFGI	1383	0	200	1183
544	SPUIT 10CC BD (F)	27 June 2025	IFGI	1183	0	200	983
545	SPUIT 10CC BD (F)	28 June 2025	IFGI	983	0	120	863
546	SPUIT 10CC BD (F)	29 June 2025	IFGI	863	0	200	663

B. Observasi




TELSON
3mL
100 pcs


3mL
BD Syringe
BD 3ml Syringe
REF 302118
100
2029-08
2024-09
4249145
3mL
BD Syringe
BD 3ml Syringe
REF 302118
100
2029-09
2024-10
4263800
3mL