

**STUDI PERBANDINGAN METODE ARIMA, DOUBLE EXPONENTIAL  
SMOOTHING, DAN SINGLE EXPONENTIAL SMOOTHING PADA  
PENJUALAN PUPUK**

Diajukan Kepada  
Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Ibrahimi  
Sukorejo Jawa Timur



**MUHAMMAD FEBRIA HAFID SYAHPUTRA**  
2021502036

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS IBRAHIMI  
SITUBONDO**

**2025**

**STUDI PERBANDINGAN METODE ARIMA, DOUBLE EXPONENTIAL  
SMOOTHING, DAN SINGLE EXPONENTIAL SMOOTHING PADA  
PENJUALAN PUPUK**

Diajukan Kepada  
Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Ibrahimi  
Sukorejo Jawa Timur



**MUHAMMAD FEBRIA HAFID SYAHPUTRA**  
2021502036

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS IBRAHIMI  
SITUBONDO**

**2025**

## PERYATAAN KEASLIAN TULISAN

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Muhammad Febria Hafid Syahputra

NPM : 2021502036

Program Studi : Sistem Informasi

Fakultas : Fakultas Sains dan Teknologi

Menyatakan dengan sebenarnya, bahwa tugas akhir/skripsi ini secara keseluruhan adalah hasil penelitian atau karya saya sendiri, kecuali pada bagian-bagian yang dirujuk sebagai sumber referensi dan disebutkan dalam daftar pustaka. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa tugas akhir/skripsi ini hasil plagiasi, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Situbondo, 24 Juni 2025  
Saya yang menyatakan

Muhammad Febria Hafid Syahputra

**PERSETUJUAN PEMBIMBING**

Nama : Muhammad Febria Hafid Syahputra  
NPM : 2021502036  
Judul : **Studi Perbandingan Metode Arima, Double Exponential Smoothing, dan Single Exponential Smoothing pada Penjualan Pupuk**



Telah di Setujui Oleh:

Pembimbing 1,

Pembimbing 2,

**Ahmad Lutfi, M.Kom**  
NIDN : 0714108803

**Akhli Munazilin, S.Kom., M.T**  
NIDN : 0712098601

**HALAMAN PENGESAHAN****SKRIPSI****STUDI PERBANDINGAN METODE ARIMA, DOUBLE EXPONENTIAL  
SMOOTHING, DAN SINGLE EXPONENTIAL SMOOTHING PADA  
PENJUALAN PUPUK****MUHAMMAD FEBRIA HAFID SYAHPUTRA****2021.50.20.36**

Telah dipertahankan di depan dewan penguji Sidang/Munaqasyah Skripsi pada hari Kamis, Tanggal 24 Juli 2025 sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana (S.Kom) pada Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Ibrahimi

Ketua Sidang, Tim Penguji, Sekretaris Sidang,

**Dr. Ach. Khumaidi, M.P**  
NIDN : 0722049001

**Miftahul Arifin, Amd.Pi**  
NIDN : -

Penguji I,

Penguji II,

**Achmad Baijuri, M.Kom**  
NIDN : 0715078902

**A. Hamdani, M.Kom**  
NIDN : 0730118806

Mengetahui  
Dekan,

**Abd. Ghofur, M.Kom**  
NIDN : 0711088303

### **MOTTO**

Ilmu itu bukan di hafal, tapi yang memberi manfaat

(Imam Syafi'i)



## PERSEMBAHAN

Bismillahirrohmanirrohim...

Dengan segenap rasa syukur yang tiada terkira kepada Allah yang maha segalanya, Laporan ini aku persembahkan kepada:

1. Tuhan Yang Maha Esa, sang Kholiq atas Rahmat, Hidayah dan Karunia-Nya yang tiada henti mengiringi setiap langkah hidupku.
2. Pengasuh Pondok Pesantren Salafiyah Syafi'iyah Sukorejo Situbondo KHR. Ach. Azaim Ibrahimi, S.Sy, M.H, beserta sekeluarga yang sangat penulis ta'dzimi.
3. Kedua orang tuaku tercinta "Bapak Sugianto dan Ibu Triyani" yang selalu mencurahkan kasih sayang, perhatiannya dan telah berkorban segalanya tanpa mengenal lelah dan putus asa dan yang telah memberikan dorongan dalam doa, dukungan, motivasi serta kesabaran sehingga pengerjaan Skripsi ini berjalan dengan baik.
4. Keluarga saya semua yang selalu mendukung, membantu, mendoakan, dan memberikan semangat dan motivasi dalam setiap fase perjuangan ini.
5. Kepada semua yang telah hadir dan menjadi bagian dari perjalanan ini, yang telah memberi semangat, pelajaran, serta menyadarkan penulis akan pentingnya perjuangan dan ketulusan.
6. keluarga SI angkatan 2021 yang sudah saya anggap sebagai saudara saya sendiri yang tak pernah lelah menemani dan memberi arahan dalam proses penyelesaian Skripsi ini.

## KATA PENGANTAR

Segala puji syukur peneliti sampaikan kepada Allah SWT, karena atas Rahmat dan Hidayah-Nya, perencanaan, pelaksanaan dan penyelesaian tugas akhir/skripsi dengan judul “Studi Perbandingan Metode Arima, Double Exponential Smoothing, Dan Single Exponential Smoothing Pada Penjualan Pupuk” sebagai salah satu syarat penyelesaian program diploma/sarjana dapat terselesaikan dengan baik dan lancar.

Kesuksesan ini dapat peneliti peroleh karena dukungan beberapa pihak. Peneliti menyampaikan terima kasih kepada:

1. KHR. Ach. Azaim Ibrahimi selaku Pengasuh Pondok Pesantren Salafiyah Syafi'iyah
2. KH. Ahmad Fadlail, MH. Selaku Rektor Universitas Ibrahimi.
3. Bapak Abd. Ghofur, M.Kom. selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
4. Bapak Achmad Baijuri, M.Kom. selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi.
5. Bapak. Ahmad Lutfi, M. Kom. dan Bapak Akhlis Munazilin, S. Kom., M. T. selaku pembimbing I dan II.
6. CV. Sugi Baim Tani yang telah memberikan izin dan kesempatan kepada saya untuk melakukan penelitian di tempat tersebut.

Semoga semua amal baik yang telah diberikan oleh Bapak/Ibu kepada peneliti mendapat balasan yang sebaik mungkin dari Allah SWT, Amin.

Situbondo, 24 Juni 2025

**Peneliti**

## ABSTRAK

Muhammad Febria Hafid Syahputra. 2025. **STUDI PERBANDINGAN METODE ARIMA, DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING, DAN SINGLE EXPONENTIAL SMOOTHING PADA PENJUALAN PUPUK** Skripsi. Program Studi Sistem Informasi. Universitas Ibrahimi. Pembimbing: (I) Ahmad Lutfi, M.Kom., (II) Bapak. Akhli Munazilin, S. Kom., M. T.

Pupuk memiliki peran penting dalam sektor pertanian sebagai sumber utama nutrisi bagi tanaman. Namun, fluktuasi permintaan pupuk kerap menjadi tantangan dalam perencanaan produksi dan distribusi yang efisien. Oleh karena itu, dibutuhkan metode peramalan yang akurat guna mendukung pengambilan keputusan yang tepat sasaran. Penelitian ini membandingkan tiga metode peramalan deret waktu, yaitu Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Single Exponential Smoothing (SES), dan Double Exponential Smoothing (DES), untuk memprediksi penjualan pupuk berdasarkan data historis selama 33 bulan dari CV. Sugi Baim Tani. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan metrik MAE, MAPE, dan RMSE. Proses penelitian mengikuti tahapan CRISP-DM, mulai dari pemahaman bisnis hingga deployment sistem prediksi berbasis Python dan Streamlit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ARIMA memberikan akurasi terbaik dengan MAPE sebesar 8,92% dan RMSE sebesar 218,07. Sementara itu, metode DES mencatatkan RMSE terendah sebesar 186,82, dan SES menghasilkan MAPE sebesar 9,28% dengan RMSE sebesar 239,69. Temuan ini diharapkan dapat menjadi acuan praktis bagi perusahaan pupuk dalam meningkatkan efisiensi perencanaan produksi dan distribusi..

Kata Kunci: ARIMA, CRISP-DM, Exponential Smoothing, Penjualan Pupuk, Peramalan

## ABSTRACT

Muhammad Febria Hafid Syahputra. 2025. **A COMPARATIVE STUDY OF ARIMA, DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING, AND SINGLE EXPONENTIAL SMOOTHING METHODS IN FERTILIZER SALES FORECASTING.** Undergraduate Thesis. Information Systems Study Program, Universitas Ibrahimy. Supervisors: (I) Ahmad Lutfi, M.Kom., (II) Akhlis Munazilin, S.Kom., M.T.

*Fertilizer plays a crucial role in agriculture as a primary source of essential nutrients for plants. However, fluctuating fertilizer demand poses significant challenges in planning efficient production and distribution. To address this, accurate forecasting methods are needed to support effective decision-making. This study compares three time series forecasting methods—Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Single Exponential Smoothing (SES), and Double Exponential Smoothing (DES)—to predict fertilizer sales using 33 months of historical data from CV. Sugi Baim Tani. The performance of each method was evaluated using MAE, MAPE, and RMSE metrics. The forecasting process followed the CRISP-DM framework, encompassing business understanding, data preparation, modeling, evaluation, and deployment using Python and Streamlit. The results show that ARIMA achieved the highest accuracy with a MAPE of 8.92% and an RMSE of 218.07. DES recorded the lowest RMSE of 186.82, while SES produced a MAPE of 9.28% and an RMSE of 239.69. These findings offer practical insights for fertilizer companies to enhance the accuracy of sales forecasts and improve production and distribution planning..*

**Keywords:** *ARIMA, Exponential Smoothing, CRISP-DM, Fertilizer Sales, Forecasting*

**DAFTAR ISI**

HALAMAN JUDUL.....	I
PERYATAAN KEASLIAN TULISAN .....	II
PERSETUJUAN PEMBIMBING.....	III
HALAMAN PENGESAHAN.....	IV
MOTTO.....	V
PERSEMBAHAN .....	VI
KATA PENGANTAR.....	VII
ABSTRAK .....	VIII
ABSTRACT.....	IX
DAFTAR ISI .....	X
DAFTAR GAMBAR .....	XII
DAFTAR TABEL.....	XIII
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1    Latar Belakang .....	1
1.2    Identifikasi Masalah .....	2
1.3    Rumusan Masalah .....	2
1.4    Batasan Masalah.....	2
1.5    Tujuan Penelitian.....	3
1.6    Manfaat Penelitian .....	3
1.7    Metodologi Penelitian .....	4
1.7.1    Jenis Penelitian.....	4
1.7.2    Metode Pengumpulan Data .....	4
1.7.3    Metode Pengembangan Sistem .....	5
1.8    Sistematika Pembahasan .....	7
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....</b>	<b>9</b>
<b>BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM .....</b>	<b>24</b>
3.1    Gambaran Umum Object Penelitian .....	24
3.2    Alur Proses .....	26
3.3    Desain Sistem.....	31
3.3.1    Desain Output .....	31

3.3.2	Desain Input .....	33
3.3.3	Desain Proses .....	34
3.3.4	Identifikasi dan Desain Database .....	38
3.3.5	Identifikasi dan Desain User Interface .....	40
BAB IV IMPLEMENTASI SISTEM.....		43
4.1	Konstruksi Sistem .....	43
4.1.1	Kebutuhan Sistem .....	43
4.1.2	Instalasi Sistem .....	43
4.1.3	Segmen Program .....	46
4.2	Skenario Pengujian.....	59
4.3	Pengujian.....	61
4.3.1	Visualisasi Data Historis Penjualan .....	61
4.3.2	Analisis Komponen Data .....	61
4.3.3	Identifikasi Parameter ARIMA (ACF & PACF) .....	62
4.3.4	Uji Stasioneritas dan <i>Differencing</i> .....	63
4.3.5	Evaluasi Model Peramalan.....	64
4.3.6	Perbandingan Model .....	65
4.3.7	Output Hasil Prediksi .....	66
4.3.8	Pembahasan.....	66
4.4	Maintenance .....	67
BAB V PENUTUP.....		69
5.1	Kesimpulan .....	69
5.2	Saran.....	70
DAFTAR PUSTAKA .....		71
CURRICULUM VITAE .....		73
LAMPIRAN LAMPIRAN .....		74

**DAFTAR GAMBAR**

Gambar 1. 1CRISP-DM .....	7
Gambar 3. 1 Desain Output.....	33
Gambar 3. 2 Desain Input .....	33
Gambar 3. 3 Arsitektur Aplikasi .....	35
Gambar 3. 4 Perancangan Use Case .....	36
Gambar 3. 5 Activity Diagram .....	38
Gambar 3. 6 Grafik Deret Waktu .....	39
Gambar 3. 7 Desain Interface.....	42
Gambar 4. 1 Plot Grafik.....	61
Gambar 4. 2 Grafik Hasil Decompose <i>Time series</i> .....	62
Gambar 4. 3 Grafik Autocorrelation (ACF).....	62
Gambar 4. 4 Grafik Partial Autocorrelation (PACF).....	63
Gambar 4. 5 Grafik Data Setelah <i>Differencing</i> .....	64

**DAFTAR TABEL**

Tabel 2. 1 Tabel Use Case Diagram .....	18
Tabel 3. 1 Analisis Kebutuhan Fungsional.....	27
Tabel 3. 2 Tabel Asli.....	39
Tabel 3. 3 Tabel Simulasi .....	40
Tabel 4. 1 Skenario Pengujian.....	59
Tabel 4. 2 Perbandingan Model .....	65



## BAB I PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Pupuk merupakan komponen penting dalam sektor pertanian dan perkebunan karena menyediakan nutrisi esensial bagi tanaman. Nutrisi ini mendukung pertumbuhan tanaman dan meningkatkan produktivitas hasil panen. Namun, perusahaan pupuk menghadapi tantangan dalam mengelola produksi dan distribusi akibat permintaan pasar yang fluktuatif.

Untuk menjawab tantangan tersebut, perusahaan perlu melakukan peramalan penjualan berdasarkan data historis. Metode yang sering digunakan antara lain *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing*, dan ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), yang termasuk dalam analisis deret waktu (*time series*). Ketiga metode ini memiliki karakteristik dan tingkat kompleksitas yang berbeda sesuai dengan pola data yang dihadapi.

Metode *Single Exponential Smoothing* cocok untuk data tanpa tren dan musiman serta memberikan hasil sederhana untuk jangka pendek[1]. *Double Exponential Smoothing* digunakan jika data memiliki pola tren linier yang meningkat atau menurun secara konsisten [2], Sementara itu, ARIMA dapat menangani pola data yang lebih kompleks, termasuk tren dan musiman, dengan pendekatan integratif.[3].

Pemilihan metode *forecasting* harus disesuaikan dengan karakteristik data penjualan historis yang tersedia. Faktor seperti tren, musiman, dan fluktuasi memengaruhi tingkat akurasi setiap metode. Oleh karena itu, studi ini bertujuan

untuk membandingkan ketiga metode tersebut dalam meningkatkan akurasi peramalan penjualan pupuk.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi metode yang paling efektif berdasarkan karakteristik data. Dengan demikian, perusahaan dapat mengoptimalkan produksi, distribusi, dan pengelolaan stok secara lebih efisien. Studi ini juga menjadi kontribusi penting dalam mendukung pengambilan keputusan strategis berbasis data dalam industri pupuk.

## 1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah di atas maka dapat diidentifikasi beberapa masalah yaitu:

- a. Permintaan pupuk bersifat fluktuatif, sehingga perusahaan sulit memprediksi jumlah produksi dan distribusi secara akurat.
- b. Sebagian besar orang tidak tahu tentang pentingnya pemilihan metode *forecasting* yang tepat dalam memperkirakan penjualan pupuk.
- c. Tidak terpenuhinya kebutuhan penjualan pupuk kelapa sawit atau tidak dapat dipenuhinya kebutuhan penjualan pupuk kelapa.

## 1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan identifikasi masalah, dirumuskan bagaimana penerapan metode Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing, dan ARIMA dalam memprediksi kebutuhan pupuk?

## 1.4 Batasan Masalah

Agar penelitian lebih terfokus, penelitian ini dibatasi pada:

- a. Studi kasus pengelolaan pupuk dalam sektor kelapa sawit.

- b. Penelitian ini membandingkan tiga metode peramalan, yaitu *Single Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (DES), dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), yang merupakan metode *time series* berbasis data historis.
- c. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data historis penjualan pupuk dalam periode 2 Tahun.

### 1.5 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

- a. Membandingkan keakuratan metode *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing*, dan ARIMA dalam memprediksi kebutuhan pupuk.
- b. Memberikan rekomendasi metode peramalan yang paling akurat untuk mendukung pengambilan keputusan perusahaan dalam perencanaan produksi, strategi penjualan, dan pengelolaan stok pupuk secara efisien.

### 1.6 Manfaat Penelitian

Ada banyak manfaat dari penelitian disini, antara lain yaitu:

- a. Sebagai sarana untuk menerapkan dan mengembangkan ilmu yang telah penulis dapatkan selama masa perkuliahan.
- b. Memberikan solusi praktis bagi perusahaan pupuk dalam memprediksi kebutuhan dan penjualan pupuk secara lebih akurat, sehingga dapat membantu pengelolaan stok dan produksi.

- c. Sebagai tambahan referensi bagi pembaca atau peneliti lain yang ingin melakukan penelitian lebih lanjut di bidang peramalan (*forecasting*) penjualan pupuk.

## **1.7 Metodologi Penelitian**

### **1.7.1 Jenis Penelitian**

Penelitian kuantitatif adalah jenis penelitian yang menekankan pada pengumpulan dan analisis data numerik dengan menggunakan metode statistik dan matematis untuk menguji hipotesis, membangun fakta, mengidentifikasi pola, dan menggambarkan hubungan antar variabel. Penelitian ini bersifat terstruktur, objektif, dan menggunakan sampel yang representatif dari populasi yang diteliti. Hasilnya dapat digeneralisasikan kepada populasi yang lebih besar dan bertujuan untuk menyediakan penjelasan kuantitatif, prediksi, dan pengendalian atas suatu fenomena[4].

### **1.7.2 Metode Pengumpulan Data**

Pengumpulan data ini dilakukan untuk mendapatkan informasi yang dibutuhkan pada penelitian ini, Beberapa Teknik yang digunakan antara lain:

- a. Pengumpulan data

Data penjualan yang diperoleh langsung dari CV. Sugi Baim Tani, berupa data penjualan pupuk dalam satuan kg yang diambil dari bulan Januari 2023 sampai dengan bulan Januari 2025 selama 28 bulan dengan distribusi penjualan tertinggi pada tahun 2024 dan penjualan terendah tahun 2023.

b. *Study Literature*

Penulis melakukan pengumpulan, pengkajian, dan validasi data serta mencari referensi yang relevan dengan penelitian. Studi literatur ini bertujuan untuk menyusun referensi yang valid dan mendukung penelitian yang dilakukan. Literatur sendiri dapat didefinisikan sebagai sumber atau acuan yang digunakan dalam berbagai aktivitas, baik di bidang pendidikan maupun bidang lainnya. Selain itu, literatur juga berfungsi sebagai rujukan untuk memperoleh informasi tertentu yang dapat berasal dari berbagai sumber, seperti internet, jurnal, skripsi, buku, maupun tulisan ilmiah lainnya[5].

### 1.7.3 Metode Pengembangan Sistem

Penulis menggunakan metode CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining). CRISP-DM adalah metode standar yang di gunakan dalam proyek data mining dan analisi data, termasuk *forecasting*. Metode ini banyak di gunakan dalam industry karena flekibel dan dapat diterapkan di berbagai bidang.

Proses dimulai dengan Business Understanding, yang bertujuan untuk pemahaman tujuan dan persyaratan proyek dari perspektif bisnis, kemudian mengubah pengetahuan ini menjadi definisi masalah data mining dan rencana awal yang dirancang untuk mencapai tujuan.

Selanjutnya, pada Data Understanding, data historis penjualan pupuk dikumpulkan dari sumber yang relevan seperti laporan penjualan perusahaan atau database internal. Data ini dianalisis untuk mengidentifikasi pola penjualan, tren

musiman, dan fluktuasi permintaan, yang sangat penting agar model *forecasting* yang dibangun dapat berfungsi secara optimal.

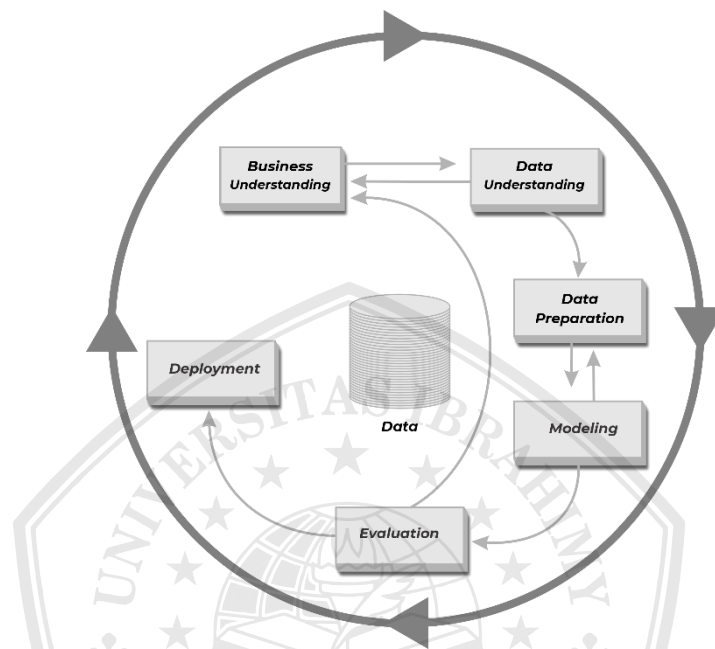
Setelah itu, dalam *Data Preparation/Data Preprocessing*, dilakukan pembersihan, transformasi, dan pemilihan data yang relevan. Data yang memiliki nilai hilang, outlier, atau inkonsistensi diproses agar lebih akurat, dengan pemilihan fitur yang paling relevan untuk meningkatkan performa model.

Pada tahap *Modeling*, model prediksi dibangun menggunakan metode seperti *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing*, atau ARIMA, yang dipilih sesuai dengan karakteristik data yang telah dianalisis. *Single Exponential Smoothing* digunakan untuk data tanpa tren, *Double Exponential Smoothing* diterapkan pada data dengan pola tren, dan ARIMA digunakan untuk data dengan pola yang lebih kompleks.

Selanjutnya, dalam *Evaluation*, model yang telah dibangun dievaluasi untuk mengukur akurasi prediksi menggunakan metrik seperti *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Root Mean Squared Error* (RMSE). Metrik ini digunakan untuk menilai seberapa jauh hasil prediksi dari nilai aktual, dan jika diperlukan, model akan diperbaiki atau disesuaikan.

Pada fase *Deployment*, jika model menunjukkan hasil yang memadai, model tersebut akan diterapkan dalam sistem perusahaan untuk membantu pengelolaan stok dan penjualan pupuk, dengan tujuan untuk meningkatkan efisiensi operasional dan mengoptimalkan keuntungan perusahaan. Meskipun tujuan utama dari model ini adalah untuk meningkatkan pemahaman tentang data, pengetahuan yang diperoleh harus diorganisir dan disajikan dengan cara yang

mudah digunakan oleh pelanggan. Bergantung pada kebutuhan, fase deployment ini bisa sederhana menghasilkan laporan atau bahkan sekompleks penerapan proses pengumpulan data yang berkelanjutan di seluruh perusahaan[6].



Gambar 1. 1CRISP-DM

## 1.8 Sistematika Pembahasan

### BAB I PENDAHULUAN

Bab ini membahas latar belakang masalah terkait pentingnya mengetahui data penjualan pupuk serta metode peramalan yang digunakan, khususnya algoritma *time series forecasting*. Selain itu, bab ini juga menguraikan rumusan masalah, tujuan penelitian, serta keuntungan dan kelemahan dari penelitian yang dilakukan.

### BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan dasar teori yang digunakan dalam penelitian. Pembahasan mencakup konsep penjualan pupuk dan faktor-faktor yang

mempengaruhinya, pengolahan data, algoritma *time series forecasting*, serta penjelasan mengenai *framework* Python dan Streamlit yang digunakan dalam pengembangan aplikasi web.

### **BAB III METODOLOGI PENELITIAN**

Bab ini menjelaskan langkah-langkah penelitian yang dilakukan, mulai dari pengumpulan data historis penjualan pupuk, penerapan metode peramalan, hingga implementasi hasilnya dalam aplikasi berbasis web. Metode peramalan yang digunakan dalam penelitian ini mencakup ARIMA, *Single Exponential Smoothing* (SES), dan *Double Exponential Smoothing* (DES), yang masing-masing akan dievaluasi untuk menentukan hasil terbaik. Dan hasil peramalan akan diterapkan dalam aplikasi berbasis Streamlit.

### **BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN**

Bab ini menyajikan hasil penelitian dan analisis terhadap metode peramalan penjualan pupuk menggunakan ARIMA, *Single Exponential Smoothing* (SES), dan *Double Exponential Smoothing* (DES). Pembahasan dilakukan dengan membandingkan hasil peramalan dari masing-masing metode serta mengaitkannya dengan teori yang relevan. Selain itu, bab ini membahas analisis dan interpretasi hasil dalam penjualan pupuk.

### **BAB V PENUTUP**

Hasil penelitian disajikan di bab ini. Hasil mencakup jawaban atas masalah yang dirumuskan, pencapaian tujuan penelitian, dan ringkasan hasil utama. Selain itu, bab ini mencakup rekomendasi untuk penelitian tambahan, perbaikan model, atau aplikasi praktis dari hasil penelitian.

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Penelitian Terdahulu

Pada bab ini dibahas landasan teori dan penelitian-penelitian terdahulu yang relevan dengan topik penelitian. Tinjauan pustaka bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai konsep, teori, dan hasil penelitian sebelumnya yang menjadi acuan dalam menyusun penelitian ini. Melalui kajian pustaka, peneliti dapat memahami perkembangan penelitian di bidang yang sama, mengidentifikasi kesenjangan penelitian (*research gap*), serta menentukan posisi penelitian yang dilakukan. Penelitian terdahulu yang dibahas meliputi sistem prediksi penjualan, metode peramalan (*forecasting*), serta penerapannya pada penjualan pupuk.

##### a. **Sistem Prediksi Penjualan Pupuk Kelapa Sawit PT. Agro Subur Anugrah Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing**

Sistem Prediksi Penjualan Pupuk Ultra Agrotan di PT. Agro Subur Anugrah telah dikembangkan menggunakan metode Single Exponential Smoothing untuk mengatasi tantangan dalam perencanaan produksi dan pengelolaan stok. Proses penjualan pupuk yang sebelumnya dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal, seperti kondisi cuaca dan praktik budidaya, kini dapat diprediksi dengan lebih akurat. Dengan memanfaatkan data penjualan historis dari tahun 2017 hingga 2022, sistem ini berhasil memberikan estimasi yang tepat mengenai kebutuhan produksi pupuk, sehingga mengurangi risiko penumpukan stok yang dapat merugikan perusahaan. Hasil analisis menunjukkan bahwa nilai MAPE yang

diperoleh sebesar 14.94% menandakan bahwa prediksi yang dihasilkan berada dalam kategori baik dan dapat diandalkan untuk pengambilan keputusan.

Implementasi sistem ini tidak hanya meningkatkan efisiensi dalam perencanaan produksi, tetapi juga memberikan transparansi dalam proses pengambilan keputusan. Dengan adanya sistem prediksi yang terintegrasi, PT. Agro Subur Anugrah dapat lebih responsif terhadap perubahan permintaan pasar dan mengoptimalkan strategi pemasaran. Penelitian ini merekomendasikan agar perusahaan terus mengembangkan sistem dengan menambahkan variabel-variabel lain yang dapat mempengaruhi penjualan, serta melakukan perbandingan dengan metode prediksi lainnya untuk meningkatkan akurasi dan efektivitas sistem. Dengan demikian, sistem ini diharapkan dapat menjadi model bagi perusahaan lain dalam industri pupuk untuk meningkatkan kinerja operasional dan memaksimalkan potensi keuntungan[7].

#### **b. Perbandingan Peramalan Metode Single Exponential Smoothing dan Double Exponential Smoothing pada Karakteristik Penduduk Bekerja di Indonesia Tahun 2017**

Seiring dengan meningkatnya permintaan produksi klip di PT. Indoprima Gemilang Engineering, perusahaan berupaya untuk menyelaraskan proses produksi dengan permintaan yang ada. Namun, seringkali terdapat perbedaan antara hasil peramalan dan realitas di lapangan. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan akurasi antara metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan Exponential Smoothing dalam meramalkan penjualan klip, sehingga perusahaan dapat memilih metode yang lebih tepat untuk prediksi

di masa mendatang. Penelitian ini menggunakan data bulanan dari tahun 2008 hingga 2015 untuk meramalkan 12 periode ke depan di tahun 2016, dengan pengujian akurasi menggunakan nilai MSE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ARIMA lebih unggul dibandingkan Exponential Smoothing, dengan nilai MSE yang lebih kecil, yaitu 50983, dibandingkan dengan 58476,8 untuk metode Exponential Smoothing. Oleh karena itu, ARIMA direkomendasikan sebagai metode peramalan yang lebih akurat.

Mobil kini menjadi pilihan utama untuk berkendara, baik untuk jarak jauh maupun dekat. Penggunaan mobil oleh lebih dari dua orang mempengaruhi daya angkutnya, terutama pada bagian leaf spring (pegas daun) yang memerlukan pemeriksaan berkala, terutama pada bagian klip yang harus memiliki struktur yang kuat. PT. Indoprima Gemilang Engineering adalah perusahaan yang bergerak di bidang otomotif, khususnya dalam produksi klip penumpu leaf spring. Perusahaan ini menerapkan sistem produksi "Make to order" untuk memenuhi kebutuhan konsumen secara tepat waktu. Penelitian ini bertujuan untuk menyusun jadwal produksi klip untuk tahun 2016 dengan membandingkan metode ARIMA dan Exponential Smoothing dalam meramalkan penjualan, berdasarkan data penjualan dari Januari 2008 hingga Desember 2015.

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa peramalan permintaan produksi menggunakan model ARIMA (1,0,0) memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan dengan metode Single Exponential Smoothing. Hasil peramalan ARIMA menunjukkan nilai MSE yang lebih kecil, yaitu 50983, sedangkan metode Exponential Smoothing memiliki nilai

MSE yang lebih tinggi, yaitu 58476,8. Rata-rata permintaan aktual di PT. Indoprima Gemilang Engineering adalah 1.576 pcs, sementara ARIMA memprediksi 1.532 pcs dan Exponential Smoothing 1.471 pcs. Selisih rata-rata antara metode ARIMA dan permintaan aktual adalah 44 pcs, sedangkan untuk metode Exponential Smoothing adalah 105 pcs. Dengan demikian, metode ARIMA lebih mendekati angka permintaan aktual dan lebih direkomendasikan untuk digunakan dalam peramalan di perusahaan tersebut[8].

**c. Perbandingan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan Exponential Smoothing pada Peramalan Penjualan Klip (Studi Kasus PT. Indoprima Gemilang Engineering).**

Penelitian ini berfokus pada perbandingan keakuratan dua metode peramalan, yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan Exponential Smoothing, dalam konteks penjualan klip di PT. Indoprima Gemilang Engineering. Dengan meningkatnya permintaan produksi klip, perusahaan berupaya untuk memastikan bahwa proses produksi berjalan seiring dengan permintaan pasar. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan solusi yang lebih akurat dalam memprediksi kebutuhan produksi di masa depan. Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup 96 data bulanan dari tahun 2008 hingga 2015, dan peramalan dilakukan untuk 12 periode ke depan di tahun 2016. Hasil analisis menunjukkan bahwa metode ARIMA lebih unggul dibandingkan dengan Exponential Smoothing, dengan nilai Mean Square Error (MSE) yang lebih kecil, yaitu 50983 untuk ARIMA dan 58476,8 untuk Exponential Smoothing.

Mobil merupakan pilihan umum untuk berkendara, dan penggunaan mobil dengan lebih banyak penumpang mempengaruhi daya angkutnya. PT. Indoprima Gemilang Engineering berperan sebagai perusahaan manufaktur yang memproduksi klip penumpu leaf spring, menerapkan sistem produksi "Make to order" untuk memenuhi kebutuhan konsumen secara tepat waktu. Penelitian ini bertujuan untuk menyusun jadwal produksi klip untuk tahun 2016 dengan menggunakan metode peramalan yang tepat, berdasarkan data penjualan yang diperoleh dari Januari 2008 hingga Desember 2015. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berfokus pada aspek teknis peramalan, tetapi juga pada relevansi praktisnya dalam konteks industri.

Kesimpulan dari penelitian ini menegaskan bahwa metode ARIMA (1,0,0) memberikan hasil peramalan yang lebih akurat dibandingkan dengan *Single Exponential Smoothing*. Nilai MSE yang lebih kecil pada metode ARIMA menunjukkan keandalannya dalam memprediksi permintaan produksi. Rata-rata permintaan aktual di PT. Indoprima Gemilang Engineering tercatat sebesar 1.576 pcs, sementara metode ARIMA memprediksi 1.532 pcs dan Exponential Smoothing 1.471 pcs. Selisih rata-rata permintaan antara metode ARIMA dan permintaan aktual adalah 44 pcs, sedangkan untuk metode Exponential Smoothing adalah 105 pcs. Temuan ini menunjukkan bahwa metode ARIMA lebih mendekati data aktual, sehingga dapat dijadikan acuan dalam perencanaan produksi di perusahaan tersebut[9].

## 2.2 Landasan Teori

### 2.2.1 *Forecasting* (Peramalan)

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), *forecasting* diartikan sebagai peramalan. *Forecasting* adalah suatu usaha untuk mengestimasi keadaan di masa mendatang melalui pengujian keadaan di masa lalu[10]. Selain itu, *forecasting* juga merupakan suatu situasi atau kondisi yang diperkirakan akan terjadi pada masa yang akan datang[11].

*Forecasting* atau peramalan adalah salah satu upaya perusahaan dalam mengambil keputusan strategis demi keberlangsungan usaha. Selain memantau perubahan lingkungan bisnis, perusahaan juga perlu mengembangkan pemahaman khusus tentang pasar mereka. Peramalan dilakukan dengan menguji data masa lalu untuk memprediksi kondisi di masa mendatang. Secara umum, peramalan dapat dipahami sebagai seni dan ilmu dalam memprediksi kejadian yang akan datang. Dalam dunia bisnis, aktivitas peramalan berfungsi untuk memperkirakan penjualan dan penggunaan suatu produk agar dapat diproduksi dalam jumlah yang tepat[12].

### 2.2.2 Metode ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average)

Metode peramalan yang sering digunakan adalah Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) atau dikenal juga dengan nama Box-Jenkins. Metode ARIMA ini pertama kali dipelajari secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1976. Nama mereka sering dikaitkan dengan penerapan proses ARIMA untuk analisis deret waktu, peramalan, dan pengendalian. Sementara itu, metode Auto Regressive (AR) pertama kali diperkenalkan oleh Yule pada tahun 1927, dan metode Moving Average (MA) digunakan oleh Slutsky pada tahun 1937. Pada tahun 1938, Wold

mengembangkan dasar teori untuk proses kombinasi ARMA. Wold menyusun metode ARMA yang berkembang dalam tiga arah: identifikasi yang efisien, prosedur penaksiran (untuk proses AR, MA, dan campuran ARMA), serta perluasan hasil tersebut untuk mencakup deret waktu musiman dan pengembangan sederhana yang mencakup proses non-stasioner (ARIMA). Menurut Makridakis, Wheelwright, dan McGee (2002), metode ARIMA telah berhasil diterima secara luas dan dapat digunakan untuk menganalisis dan meramalkan deret waktu univariat. ARIMA merupakan metode statistik yang efektif untuk meramalkan variabel dengan cepat, sederhana, murah, dan akurat, karena hanya memerlukan data dari variabel yang akan diramalkan. Proses peramalan dengan ARIMA menggunakan pendekatan iteratif dalam mengidentifikasi model yang tepat. Model yang terpilih kemudian diuji menggunakan data historis untuk memverifikasi apakah model tersebut menggambarkan data dengan akurat[13].

a. **ARIMA** (Autoregressive Integrated Moving Average)

Digunakan untuk data dengan pola tren dan musiman. Notasi umumnya adalah ARIMA(p,d,q), di mana:

p: orde autoregressive (AR)

d: derajat diferensiasi (I)

q: orde moving average (MA)

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (1)$$

Dimana,

$Z_t$ : Nilai time series pada waktu ke-t

$\mu$ : Konstanta

$\phi$ : Parameter AR

$\theta$ : Parameter MA

$e_t$ : Nilai error (white noise)

### 2.2.3 Metode Exponential Smoothing

Exponential smoothing adalah salah satu metode peramalan deret waktu yang digunakan untuk meramalkan data masa depan dengan memberikan bobot lebih besar pada data terbaru dan bobot lebih kecil pada data lama. Metode ini sangat efektif dalam menangani data dengan fluktuasi kecil dan tren yang tidak terlalu kompleks.

#### a. Metode *Single Exponential Smoothing*

Metode SES digunakan untuk data tanpa tren atau musiman. Rumusnya:

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)S_{t-1} \quad (2)$$

Di mana:

$S_t$ : Nilai smoothing pada periode ke-t

$X_t$ : Nilai riil periode t

$\alpha$ : Smoothing factor, dengan nilai ( $0 < \alpha < 1$ )

#### b. Metode *Double Exponential Smoothing*

Metode DES menangani data dengan tren. Rumusnya terdiri dari dua

komponen:

$$\text{Level: } L_t = \alpha X_t (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (3)$$

$$\text{Trend: } T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (4)$$

$$\text{Prediksi: } (F_{\{t+m\}} = L_t + mT_t) \quad (5)$$

Dimana

$L_t$ : Komponen level pada waktu ke-t

$T_t$ : Komponen tren pada waktu ke-t

$\alpha$  : Smoothing factor untuk level

$\beta$  : Smoothing factor untuk tren


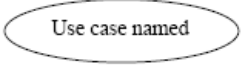

$F_{t+m}$  :Prediksi nilai pada periode ke-(t+m)

## 2.3 Pemodelan

### 2.3.1 Use Case Diagram

*Use Case Diagram* merupakan salah satu diagram utama dalam UML yang digunakan untuk menggambarkan interaksi antara pengguna (aktor) dengan sistem yang sedang dikembangkan. Diagram ini sangat penting dalam analisis dan perancangan sistem karena membantu memahami kebutuhan pengguna serta bagaimana sistem akan beroperasi. Fungsi utama dari *Use Case Diagram* adalah memberikan gambaran proses bisnis, memudahkan komunikasi antara pembuat dan pengguna, serta menjadi dasar dalam analisis kebutuhan sistem[14]. Simbol-simbol dari *Use Case Diagram* akan di jelaskan pada Tabel 2. 1.

Tabel 2. 1 Tabel Use Case Diagram

SIMBOL	NAMA	KETERANGAN
	Actor	Actor adalah pengguna sistem. Actor tidak terbatas hanya manusia saja, jika sebuah sistem berkomunikasi dengan aplikasi lain dan membutuhkan input atau memberikan output.
	Use Case	Use case digambarkan sebagai lingkaran elips.
	Association	Asosiasi digambarkan dengan sebuah garis yang menghubungkan antara Actor dengan Use Case.

### 2.3.2 Activity Diagram

Perancangan Activity Diagram bertujuan untuk memodelkan alur kerja atau proses dalam suatu sistem secara visual. Diagram ini menggambarkan langkah-langkah atau aktivitas yang terjadi dalam suatu proses, termasuk keputusan, percabangan, dan aliran data. Dengan menggunakan Activity Diagram, pengembang dan stakeholder dapat memahami bagaimana suatu proses berlangsung dari awal hingga akhir, termasuk interaksi antara pengguna dan sistem. Selain itu, diagram ini membantu dalam mengidentifikasi potensi efisiensi, memperjelas logika bisnis, serta menjadi panduan dalam pengembangan dan implementasi sistem secara lebih terstruktur.

Activity diagram menggambarkan aliran fungsionalitas dalam suatu sistem informasi. Secara lengkap, activity diagram mendefinisikan di mana workflow dimulai, di mana berhenti, aktivitas apa yang terjadi selama workflow, dan bagaimana urutan kejadian aktivitas tersebut. Activity diagram juga menyediakan pendekatan untuk proses pemodelan paralel. Bagi mereka yang akrab dengan

analisis dan desain struktur tradisional, diagram ini menggabungkan ide-ide yang mendasari diagram alir data dan diagram alur sistem.

## 2.4 Perangkat Lunak yang Digunakan

### a. Streamlit *Framework*

Streamlit adalah sebuah *framework* open-source yang dibuat dengan bahasa pemrograman Python dan dimaksudkan untuk membuat aplikasi web interaktif di bidang ilmu data dan pembelajaran mesin. Pengembang dan ilmuwan data dapat dengan mudah membuat antarmuka pengguna yang menarik dan interaktif dengan *Streamlit* tanpa harus belajar bahasa pemrograman web seperti HTML, CSS, atau JavaScript. Dengan menyediakan API yang mudah digunakan dan mudah dipahami, Streamlit memudahkan pengembangan aplikasi web dan memungkinkan pengguna untuk berkonsentrasi pada pengembangan model dan analisis data. Salah satu keunggulan utama Streamlit adalah kemampuan untuk membuat antarmuka pengguna interaktif hanya dengan menggunakan *Python*, yang memungkinkan pengguna untuk menambahkan elemen interaktif seperti slider, dropdown, checkbox, dan tombol. Salah satu fitur bawaan Streamlit adalah layout responsif, tema yang dapat dikustomisasi, dan dukungan untuk berbagai jenis visualisasi data.

Streamlit berfungsi dengan baik dengan berbagai pustaka dan alat populer dalam ekosistem data science Python, seperti NumPy, Pandas, Matplotlib, dan Scikit-learn. Ini memungkinkan pengguna memanfaatkan kekuatan dan fleksibilitas pustaka ini saat membangun aplikasi web yang

kaya fitur. Selain itu, Streamlit mendukung integrasi dengan platform pembelajaran mesin seperti TensorFlow dan PyTorch, yang membantu pengguna menerapkan dan menunjukkan model model kompleks[15].

#### b. Python

Merupakan bahasa pemrograman yang terbaik untuk bidang *Machine learning* dan Deep Learning karena Python memiliki beberapa keunggulan yaitu: kemudahan penulisan sintaksis, dukungan komunitas yang besar, memiliki *library* yang lengkap dan juga populer. Dengan menggunakan python dan penggunaan library-nya akan meningkatkan produktivitas dari para pengembang *machine learning* dan Deep Learning. Dan bagi para pemula yang ingin terjun ke dalam dunia *Machine learning* maupun Deep Learning jangan khawatir karena banyak sekali sumber pembelajaran yang disediakan khususnya di internet[16].

Python dianggap sebagai bahasa yang paling banyak digunakan di dalam bidang *Machine learning* dan Deep Learning hal ini dikarenakan selain penulisan sintaksis yang mudah Python juga didorong oleh komunitas yang besar selain itu python juga memiliki banyak *library* yang sangat mendukung *Machine learning* dan Deep Learning berikut beberapa *library* python yang cukup populer yang dapat digunakan untuk *Machine learning* dan Deep Learning:

##### 1. Numpy

*Library* ini berisikan fungsi matematika dengan kompleksitas tinggi dapat digunakan untuk memproses array dan matriks

multidimensi yang besar. NumPy juga sangat berguna untuk menangani aljabar linier, transformasi Fourier, dan bilangan acak.

## 2. SciPy

*Library* ini menawarkan modul untuk aljabar linier, pengoptimalan gambar, interpolasi integrasi, fungsi khusus, transformasi Fast Fourier, pemrosesan sinyal gambar, penyelesaian dan tugas komputasi lainnya dalam sains dan analitik.

## 3. Scikit Learn

*Library* ini menyediakan banyak algoritma pembelajaran tanpa pengawasan dan pengawasan. Itu dibangun di atas beberapa teknologi yang mungkin sudah Anda kenal, seperti NumPy, panda, dan Matplotlib.

## 4. Theano

*Library* yang memungkinkan Anda untuk mendefinisikan, mengoptimalkan, dan mengevaluasi ekspresi matematika yang melibatkan array multidimensi secara efisien.

## 5. TensorFlow

*Library* yang populer untuk membuat model *machine learning*. TensorFlow mendukung berbagai toolkit yang berbeda untuk membangun model pada berbagai tingkat abstraksi.

## 6. Keras

Keras adalah *library* yang bekerja dengan blok bangunan jaringan saraf seperti lapisan, tujuan, fungsi aktivasi, dan pengoptimal. Keras

juga memiliki banyak fitur untuk mengerjakan gambar dan gambar teks yang berguna saat menulis kode Deep Neural Network. Selain jaringan saraf standar, Keras mendukung jaringan saraf konvolusional dan berulang.

#### 7. PyTorch

*Library* untuk *Deep Learning* ini dibuat untuk menyaingi *TensorFlow*, akan tetapi *library* ini dibuat agar lebih mudah dipahami dan dioperasikan. *Library* ini memungkinkan ilmuwan, pengembang, dan debugger jaringan saraf untuk menjalankan dan menguji bagian kode secara real time.

#### 8. Pandas

*Library Python* paling populer yang digunakan untuk analisis data dengan dukungan untuk struktur data yang cepat, fleksibel, dan ekspresif yang dirancang untuk bekerja pada data "relasional" atau "berlabel". *Pandas* hari ini adalah *library* yang tak terelakkan untuk menyelesaikan analisis data dunia nyata yang praktis dengan Python.

#### 9. Matplotlib

*Library* yang digunakan untuk visualisasi data. Visualisasi data memiliki peranan penting untuk memahami data secara lebih mendalam sebelum melakukan *dataprocessing* dan melatihnya dalam program *machine learning*[16].

c. *Time series Forecasting*

Merupakan suatu ilmu yang dipergunakan dalam dunia statistik dan pemrosesan sinyal. Deret Waktu adalah rangkaian data yang berupa nilai pengamatan (pengamatan) yang diukur selama kurun waktu tertentu, berdasarkan waktu dengan interval yang uniform sama. Tujuan dari model peramalan ini adalah menemukan suatu patem (pola) dalam deretan data historis dan memanfaatkannya untuk peramalan masa depan. Data-data yang dikumpulkan harus memenuhi syarat dikumpulkan secara periodik berdasarkan urutan waktu dalam jam, dalam hari, minggu, bulan, kuartal dan tahun[17].

d. Visual studio code

Istilah *code* editor mungkin terdengar tidak asing bagi kamu yang bergelut di bidang IT khususnya application developer. Sayangnya, kebanyakan code editor minim fitur sehingga membutuhkan beberapa aplikasi tambahan.

Visual Studio Code dibekali segudang fitur mumpuni yang tidak dimiliki software editor sejenis lainnya. Software ini sangat populer dan digunakan secara luas oleh para developer untuk membuat aplikasi, baik android, iOS, website, maupun *machine learning*[18].

## BAB III

### ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

#### 3.1 Gambaran Umum Object Penelitian

CV. Sugi Baim Pupuk merupakan sebuah usaha di bidang distribusi dan penjualan pupuk yang dirintis secara mandiri dari skala rumahan. Pada awalnya, kegiatan operasional bisnis ini dilakukan secara sederhana dari rumah, melayani pelanggan di sekitar lingkungan tempat tinggal. Seiring dengan meningkatnya permintaan dan kepercayaan pelanggan, usaha ini mengalami perkembangan signifikan dalam waktu relatif singkat.

Sebagai bentuk legalitas dan keseriusan dalam mengembangkan usaha, pendiri kemudian secara resmi mendirikan badan usaha berbentuk CV (Commanditaire Vennootschap) pada bulan Januari tahun 2023. Setelah berbadan hukum, CV. Sugi Baim Pupuk mulai menempati lokasi usaha yang lebih strategis, yaitu di sebuah kios yang terletak di depan pasar. Lokasi ini dipilih dengan tujuan memperluas jangkauan pasar serta memberikan akses yang lebih mudah bagi konsumen untuk mendapatkan produk pupuk secara langsung.

Struktur organisasi CV. Sugi Baim Pupuk masih tergolong sederhana, terdiri dari dua orang pekerja lapangan yang bertugas membantu proses bongkar muat dan pengiriman pupuk ke berbagai lokasi, serta satu orang admin merangkap pemilik usaha yang bertanggung jawab penuh terhadap pengelolaan data, keuangan, dan operasional harian perusahaan. Meskipun jumlah personel terbatas, kerja sama yang solid dan sistem distribusi yang efisien menjadi kunci keberhasilan usaha ini dalam menjangkau konsumen secara luas dan tepat waktu.

### 3.1.1 Keadaan Sistem yang Berjalan

Saat ini, proses pencatatan penjualan pupuk pada CV. Sugi Baim Pupuk dilakukan secara manual melalui pencatatan di buku tulis atau lembar Excel. Belum terdapat sistem peramalan atau aplikasi khusus yang dapat membantu dalam memprediksi jumlah penjualan pupuk ke depan secara otomatis dan akurat. Hal ini menyulitkan perusahaan dalam menyusun perencanaan produksi dan distribusi pupuk.

### 3.1.2 Kelebihan Sistem

Sistem penjualan yang berjalan saat ini memiliki keunggulan karena data penjualan bulanan sudah tersedia dan terdokumentasi dengan baik. Selain itu, pola pengelolaan bisnis yang masih sederhana memungkinkan proses digitalisasi dilakukan secara lebih mudah dan terarah. Lingkup usaha yang hanya berfokus pada satu jenis produk, yaitu pupuk, turut mempermudah dalam penerapan sistem peramalan karena target dan pola penjualannya lebih spesifik dan tidak terlalu kompleks.

### 3.1.3 Kelemahan Sistem

Meskipun data penjualan telah tersedia, sistem yang berjalan saat ini masih dilakukan secara manual tanpa dukungan aplikasi digital untuk analisis atau peramalan. Hal ini menyebabkan proses pengambilan keputusan terkait produksi dan distribusi pupuk masih bersifat subjektif dan kurang berbasis data. Selain itu, belum tersedianya visualisasi data yang informatif membuat pihak pengelola kesulitan dalam membaca pola penjualan dari waktu ke waktu, sehingga peluang

untuk mengoptimalkan stok dan strategi pemasaran belum dapat dimanfaatkan secara maksimal.

### **3.2 Alur Proses**

#### **3.2.1 Identifikasi dan Proses Bisnis**

Proses bisnis yang berjalan meliputi pencatatan penjualan pupuk, perencanaan pembelian ulang, dan distribusi kepada pelanggan. Dalam pengambilan keputusan, belum digunakan metode analisis prediktif untuk memperkirakan kebutuhan pupuk di masa depan.

#### **3.2.2 Identifikasi dan Analisis Kebutuhan**

##### **a. Identifikasi Kebutuhan Fungsional**

Sistem mampu menerima input data penjualan historis.

1. Sistem dapat menerima input data penjualan pupuk historis dari pengguna.
2. Sistem dapat membaca file Excel yang memuat data historis penjualan pupuk secara otomatis.
3. Sistem dapat melakukan proses peramalan penjualan pupuk menggunakan metode ARIMA, Single Exponential Smoothing (SES), dan Double Exponential Smoothing (DES).
4. Sistem dapat menampilkan hasil prediksi penjualan dalam bentuk tabel dan grafik interaktif.

Fitur-fitur tersebut dirancang untuk mempermudah pengguna dalam melakukan prediksi penjualan pupuk secara akurat, efisien, dan berbasis

data historis, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan terkait perencanaan produksi dan distribusi pupuk.

#### b. Analisis Kebutuhan Fungsional

Tabel 3. 1 Analisis Kebutuhan Fungsional

No	Nama	Keterangan
1	Nama Kegiatan	Prediksi Penjualan Pupuk di CV. Sugi Baim Pupuk.
2	Aktor yang terlibat	Pemilik CV (sebagai admin dan pengguna tunggal sistem).
3	Tempat kegiatan	Kios CV. Sugi Baim Pupuk, depan Pasar.
4	Prosedur kegiatan	Pengguna (admin) membuka aplikasi Streamlit, mengunggah atau mengakses data penjualan dari file Excel. Selanjutnya, sistem akan menampilkan antarmuka berisi slider untuk memilih jumlah bulan prediksi. Setelah tombol "Prediksi Sekarang" ditekan, sistem akan menampilkan hasil <i>forecasting</i> dalam bentuk tabel dan grafik berdasarkan model yang telah ditentukan sebelumnya.

#### c. Analisis non Fungsional

Sistem harus mudah diakses dan ringan dijalankan

##### 1. Perangkat Keras (*Hardware*)

Perangkat keras yang digunakan dalam pengembangan sistem ini berupa laptop atau komputer pribadi dengan spesifikasi minimum sebagai berikut:

- Prosesor minimal Intel Core i3-7020U atau setara
- RAM minimal 4 GB
- Penyimpanan SSD minimal 240 GB
- Spesifikasi ini cukup untuk menjalankan aplikasi berbasis Python dan memproses model *time series forecasting* secara lokal.

## 2. Perangkat Lunak (*Software*)

Beberapa perangkat lunak yang dibutuhkan untuk membangun dan menjalankan sistem antara lain:

- Sistem Operasi: Windows 10 atau setara
- Bahasa Pemrograman: Python (versi 3.9 ke atas)
- Pustaka/Libraries Python: pandas, matplotlib, statsmodels, scikit-learn, pickle, dan streamlit
- Jupyter Notebook untuk proses analisis dan pengembangan awal model
- Visual Studio Code sebagai code editor

## 3. WEB Interface (Streamlit)

Sistem dijalankan menggunakan Streamlit, yaitu *framework* Python untuk membuat antarmuka web lokal secara interaktif. Streamlit tidak memerlukan pengaturan server kompleks dan cukup dijalankan dengan perintah terminal:

```
streamlit run prediksi_pupuk.py
```

#### 4. Browser

Untuk mengakses tampilan antarmuka sistem, pengguna cukup menggunakan browser modern seperti Google Chrome, Mozilla Firefox, atau Microsoft Edge. Setelah menjalankan perintah di atas, antarmuka akan otomatis terbuka di browser default melalui alamat localhost.

### 3.2.3 Identifikasi dan Analisis Alternatif Solusi

Bagian identifikasi dan analisis alternatif solusi akan disajikan dalam bentuk tabel-tabel yang memberikan gambaran mengenai analisis solusi alternatif. Secara umum, terdapat dua aspek utama dalam proses ini, yaitu mengidentifikasi serta menganalisis kelayakan dari setiap alternatif solusi yang diajukan.

#### a. Identifikasi Alternatif Solusi

Alternatif solusi dirancang untuk menentukan pendekatan terbaik dalam pembangunan sistem prediksi penjualan pupuk. Tabel berikut membandingkan dua alternatif berdasarkan karakteristik fungsional, alat, dan teknologi yang digunakan.

Tabel 3. 2 Identifikasi Alternatif Solusi

Karakteristik	Alternatif 1	Alternatif 2
Bagian sistem yang terkomputerisasi	Memenuhi semua kebutuhan fungsional sistem	Sama dengan alternatif 1
Alat perangkat lunak yang dibutuhkan	- Sistem Operasi Windows 10 - Python (versi 3.9 ke atas)	- Sistem Operasi Windows 11 - Python (versi 3.9 ke atas)

	atas) - Google Chrome - Visual Studio Code	- Mozilla Firefox - Notepad++
Perangkat lunak aplikasi	Dapat dikustomisasi	Sama dengan alternatif 1
Metode pemrosesan data	<i>Client / Server</i>	Sistem informasi berbasis online
Alat Output	- Printer - Monitor	Sama dengan alternatif 1
Alat Input	- Keyboard - Mouse	Sama dengan alternatif 1
Data penyimpanan	File Excel sebagai basis penyimpanan data	Sama dengan alternatif 1

Tabel di atas menunjukkan perbandingan dua alternatif solusi dalam pembangunan sistem prediksi penjualan pupuk menggunakan Python dan Streamlit. Sistem tidak menggunakan database MySQL, melainkan memanfaatkan file Excel sebagai media penyimpanan data historis yang kemudian diproses untuk peramalan penjualan pupuk.

**b. Analisi Kelayakan Alternatif Solusi**

Analisis ini dilakukan untuk menilai sejauh mana masing-masing alternatif layak untuk diimplementasikan berdasarkan aspek operasional, teknis, ekonomis, dan jadwal pengembangan.

Tabel 3. 3 Analisis Kelayakan Alternatif Solusi

Kriteria Kelayakan	Bobot	Alternatif 1	Alternatif 2
Kelayakan operasional fungsional	40 %	Mendukung kebutuhan	Mendukung kebutuhan fungsional secara online

		fungsional secara lokal	
Skor		20	30
Kelayakan teknis teknologi keahlian.	30 %	Keahlian dalam perawatan hardware dan software	Keahlian dalam mengoperasikan dan merawat hardware/software
Skor		15	25
Kelayakan ekonomis (biaya pengembangan)	20%	Biaya kebutuhan sekunder (kertas, printer)	Biaya hosting sistem berbasis open source
Skor		10	25
Kelayakan jadwal	10%	Sedikit terlambat	Sesuai jadwal
Skor		5	10

### 3.3 Desain Sistem

#### 3.3.1 Desain Output

Antarmuka sistem prediksi penjualan pupuk dirancang secara sederhana dan interaktif menggunakan *framework* Streamlit. Tampilan aplikasi menampilkan judul utama "*Forecasting* Penjualan Pupuk" beserta ikon grafik sebagai simbol visual yang merepresentasikan tujuan dari sistem ini, yaitu melakukan prediksi penjualan pupuk berdasarkan data historis.

Di bawah judul, terdapat slider interaktif yang memungkinkan pengguna memilih jumlah bulan ke depan yang ingin diprediksi, dengan rentang nilai antara 1 hingga 30 bulan. Slider ini memberikan fleksibilitas bagi pengguna untuk menentukan cakupan waktu prediksi sesuai kebutuhan perencanaan.

Setelah pengguna menentukan periode prediksi, tersedia tombol “Prediksi Sekarang” berwarna merah yang berfungsi untuk mengeksekusi proses *forecasting* berdasarkan model yang telah dilatih sebelumnya.

Hasil prediksi disajikan dalam dua bentuk visual yang diletakkan berdampingan secara horizontal:

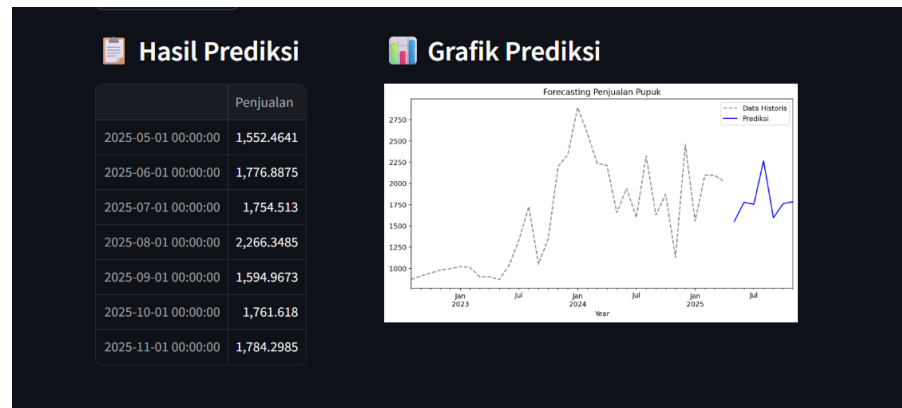
a. Tabel Hasil Prediksi

Menampilkan daftar tanggal hasil prediksi mulai dari bulan setelah data historis terakhir hingga bulan ke-n sesuai pilihan slider. Kolom yang ditampilkan berisi tanggal dan nilai prediksi penjualan (dalam satuan sak).

b. Grafik Prediksi

Menampilkan visualisasi garis dari data historis dan hasil prediksi. Garis putus-putus menunjukkan data historis, sedangkan garis berwarna biru menunjukkan hasil prediksi. Grafik ini membantu pengguna dalam memahami tren dan perubahan yang diproyeksikan dalam beberapa bulan ke depan.

Desain antarmuka menggunakan tema gelap (dark mode) yang memberikan kesan modern dan nyaman dilihat, terutama saat digunakan dalam jangka waktu lama. Komposisi elemen yang rapi dan terstruktur memudahkan pengguna dalam mengoperasikan sistem meskipun tanpa latar belakang teknis.



Gambar 3. 1 Desain Output

### 3.3.2 Desain Input

Tampilan input pada sistem dirancang sesederhana mungkin untuk memudahkan pengguna dalam melakukan prediksi penjualan pupuk. Pada antarmuka awal aplikasi, pengguna akan disuguhkan dengan slider interaktif yang memungkinkan untuk memilih jumlah bulan ke depan yang ingin diprediksi, mulai dari 1 hingga 30 bulan.

Setelah pengguna memilih jumlah bulan, dapat langsung menekan tombol “Prediksi Sekarang” untuk menjalankan proses *forecasting*. Sistem secara otomatis akan memproses data dan menampilkan hasil prediksi dalam bentuk tabel dan grafik.

Gambar 3.2 menunjukkan tampilan antarmuka bagian input sistem:

**Forecasting Penjualan Pupuk**

Pilih jumlah bulan ke depan untuk diprediksi

1 7 30

Prediksi Sekarang

Gambar 3. 2 Desain Input

### 3.3.3 Desain Proses

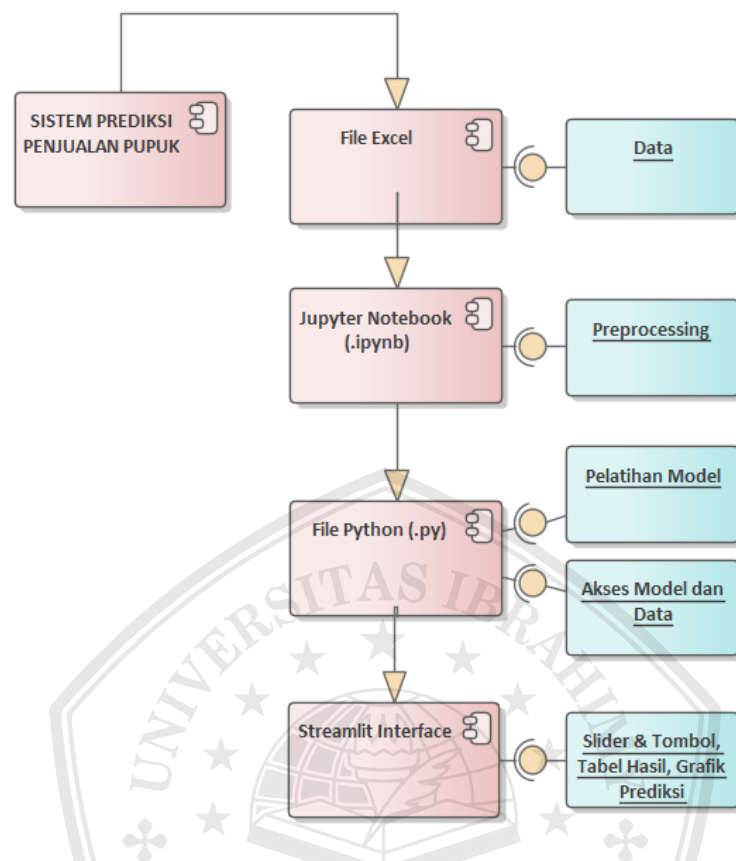
#### a. Identifikasi Desain Proses

Proses dalam sistem ini dimulai dari pembacaan data penjualan pupuk yang tersimpan dalam file Excel. Setelah itu, data diproses oleh program Python yang telah terhubung dengan model peramalan yang sebelumnya sudah dilatih dan sudah di bandingkan.

Pengguna menentukan jumlah bulan prediksi melalui antarmuka Streamlit, lalu menekan tombol untuk memulai prediksi. Sistem akan menampilkan hasil prediksi dalam bentuk tabel dan grafik.

#### b. Arsitektur Aplikasi

Arsitektur sistem yang dibangun ditampilkan pada Gambar 3.3 di bawah ini. Gambar tersebut menggambarkan alur kerja sistem prediksi penjualan pupuk mulai dari pemrosesan data di Excel, pelatihan model di Jupyter Notebook, implementasi di file Python, hingga penyajian hasil melalui antarmuka Streamlit. Setiap komponen saling terhubung secara sistematis untuk menghasilkan prediksi penjualan secara interaktif.



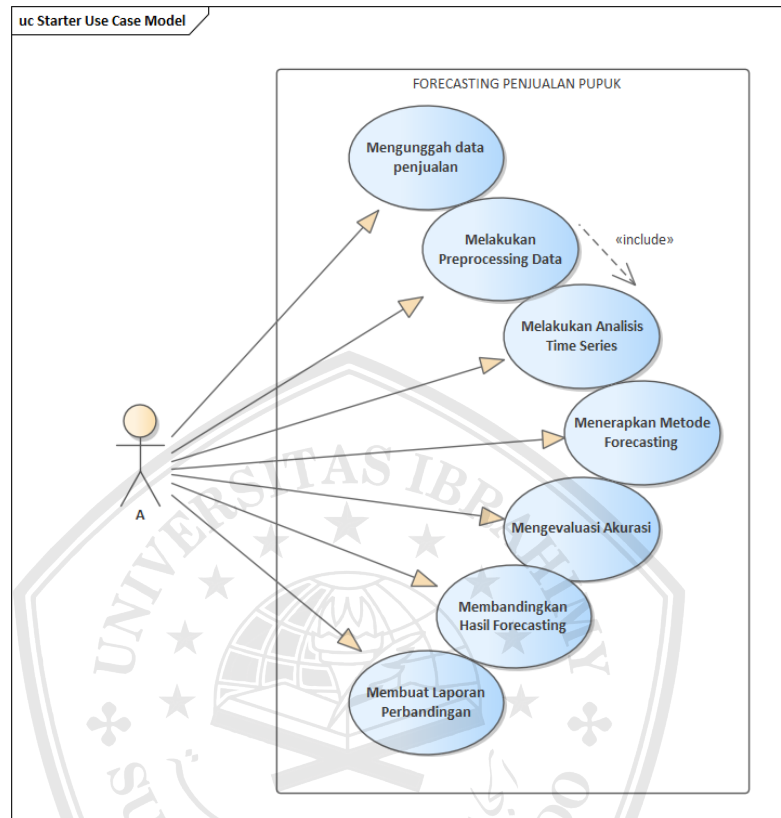
Gambar 3. 3 Arsitektur Aplikasi

### c. Pemodelan Sistem

#### 1. Use Case Diagram

Perancangan Use Case Diagram bertujuan untuk menggambarkan bagaimana suatu sistem berinteraksi dengan aktor-aktor yang terlibat. Gambar 3. 4 menunjukkan diagram yang memvisualisasikan hubungan antara sistem dan pengguna, seperti admin atau lembaga, dalam menjalankan berbagai fungsi untuk mencapai tujuan tertentu. Selain itu, Use Case Diagram membantu menentukan lingkup sistem, memfasilitasi komunikasi antara stakeholder, serta mendukung analisis dan desain sebelum sistem dikembangkan lebih lanjut.

Dengan demikian, diagram ini menjadi alat yang efektif dalam memahami kebutuhan dan alur kerja sistem secara jelas.



Gambar 3. 4 Perancangan Use Case

## 2. Activity Diagram

Activity Diagram pada Gambar 3.5 menggambarkan alur aktivitas utama dalam penelitian yang membandingkan metode peramalan penjualan pupuk menggunakan ARIMA, Single Exponential Smoothing (SES), dan Double Exponential Smoothing (DES). Diagram ini terdiri atas lima tahapan utama, yaitu: Data Preparation, Data Exploration & Time-Series Analysis, Model Selection, Forecasting & Evaluation, serta Reporting. Setiap tahapan

saling berkaitan secara berurutan hingga menghasilkan interpretasi dan rekomendasi metode peramalan yang paling akurat.

Pada tahap Data Preparation, proses diawali dengan memasukkan dataset penjualan pupuk, dilanjutkan dengan preprocessing untuk memvalidasi kelengkapan data, serta membersihkan data dari outlier dan nilai yang hilang. Tahap ini bertujuan memastikan kualitas data yang akan digunakan dalam analisis.

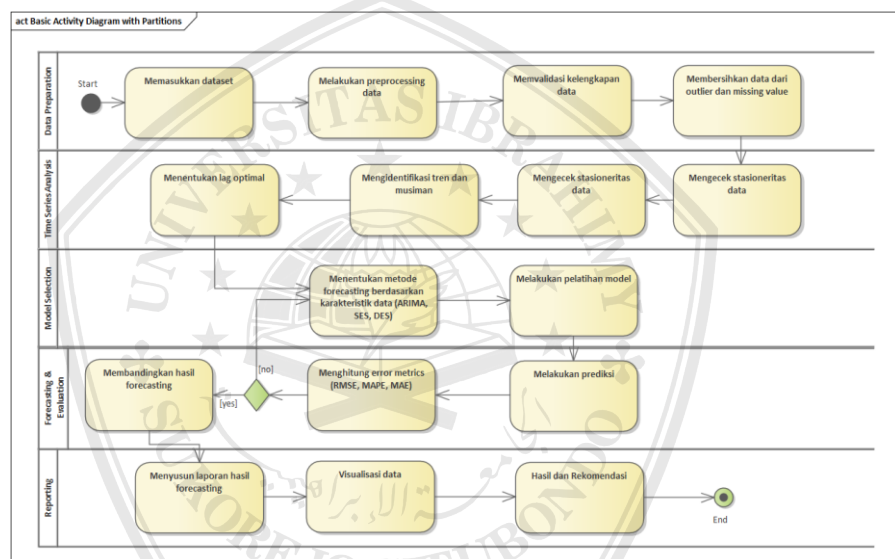
Tahap Data Exploration & Time-Series Analysis mencakup visualisasi awal data, pemeriksaan stasioneritas, identifikasi tren dan pola musiman, serta penentuan lag optimal. Hasil analisis ini menjadi dasar dalam pemilihan metode peramalan yang sesuai dengan karakteristik data.

Pada tahap Model Selection, metode peramalan dipilih berdasarkan hasil analisis sebelumnya, kemudian dilakukan pelatihan model untuk masing-masing metode (ARIMA, SES, dan DES).

Tahap Forecasting & Evaluation meliputi proses prediksi menggunakan model yang telah dilatih serta evaluasi hasil prediksi melalui perhitungan error metrics seperti RMSE (Root Mean Squared Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error), dan MAE (Mean

Absolute Error). Jika hasil prediksi belum optimal, proses pelatihan model dapat diulang.

Tahap terakhir, Reporting, mencakup penyusunan laporan hasil peramalan, visualisasi hasil prediksi, interpretasi, dan pemberian rekomendasi berdasarkan hasil evaluasi akurasi metode. Proses ini diakhiri dengan penarikan kesimpulan untuk menentukan metode peramalan yang paling sesuai dengan data penjualan pupuk.

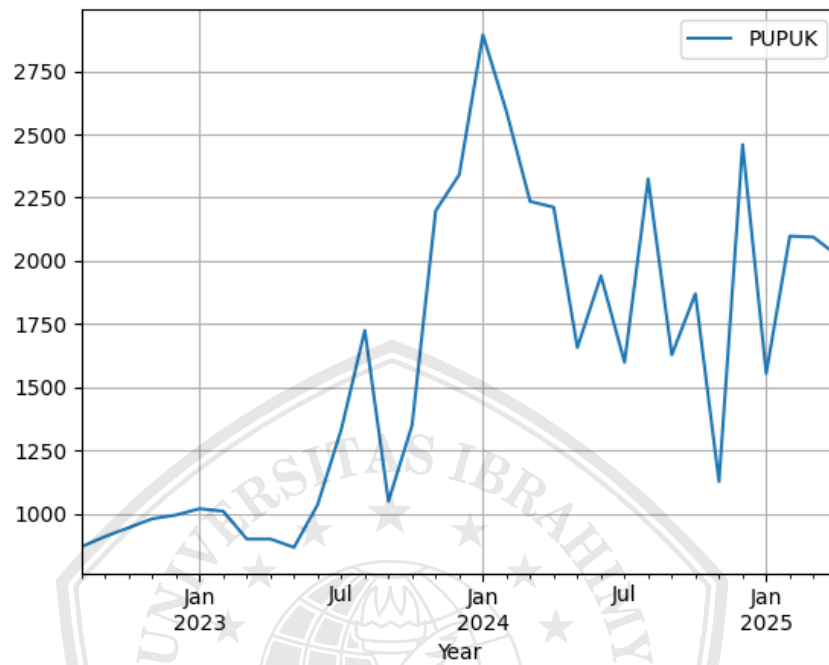


Gambar 3. 5 Activity Diagram

### 3.3.4 Identifikasi dan Desain Database

Dalam penelitian ini, terdapat dua jenis data yang digunakan, yaitu data asli hasil pencatatan penjualan aktual dari CV. Sugi Baim Tani, dan data simulasi yang ditambahkan untuk mengisi periode sebelum data asli tersedia secara lengkap. Data simulasi dimulai dari Agustus 2022 hingga Desember 2022, sedangkan data asli dimulai sejak Januari 2023 hingga April 2025. Kedua jenis data ini digabungkan dan diproses untuk membentuk deret waktu yang kontinu

agar dapat digunakan dalam proses analisis dan peramalan. Gambar 3. 6 menampilkan grafik deret waktu dari data gabungan tersebut:



Gambar 3. 6 Grafik Deret Waktu

a. Tabel Asli

Merupakan data penjualan pupuk yang diperoleh langsung dari CV. Sugi Baim Pupuk. Data ini mencatat jumlah penjualan pupuk bulanan secara aktual, dimulai dari bulan Januari 2023 hingga April 2025. Data ini menjadi dasar utama dalam proses pembelajaran model peramalan.

Tabel 3. 4 Tabel Asli

No	Bulan	Total Penjualan (Sak)		
		2023	2024	2025
1	Januari	1020	2894	1555
2	Februari	825	2590	2039
3	Maret	870	1976	2044
4	April	900	1864	2022

Tabel 3. 5 Tabel Asli

5	Mei	695	1165	
6	Juni	823	1781	
7	Juli	1293	1399	
8	Agustus	1565	2304	
9	September	1010	1500	
10	Oktober	980	1800	
11	November	1605	930	
12	Desember	2248	2460	

## b. Tabel Simulasi

Untuk melengkapi dataset agar mencakup periode yang lebih panjang, dilakukan penambahan data simulasi. Data ini mencakup periode dari bulan Agustus 2022 hingga Desember 2022. Meskipun bersifat buatan, data simulasi ini dirancang sedemikian rupa agar mencerminkan pola realistis dan membantu dalam pelatihan model *time series*.

Tabel 3. 6 Tabel Simulasi

No	Bulan	Tahun	Pupuk /sak
1	Agustus	2023	870
2	September	2023	910
3	Oktober	2023	945
4	November	2023	980
5	Desember	2023	995
6	Agustus	2023	870

### 3.3.5 Identifikasi dan Desain User Interface

Antarmuka pengguna (user interface) pada sistem prediksi penjualan pupuk dirancang dengan tampilan yang sederhana, interaktif, dan mudah digunakan. Sistem dibangun menggunakan Streamlit yang memungkinkan

penyajian komponen-komponen interaktif secara langsung di dalam browser lokal tanpa perlu pengaturan kompleks.

Adapun komponen utama dari antarmuka ini meliputi:

a. Judul Aplikasi

Terletak di bagian atas halaman, judul “*Forecasting* Penjualan Pupuk” disertai ikon yang mencerminkan fungsi sistem sebagai alat prediksi berbasis data historis.

b. Slider Pemilihan Jumlah Bulan

Komponen ini memungkinkan pengguna memilih berapa bulan ke depan yang ingin diprediksi. Rentang nilai tersedia dari 1 hingga 30 bulan, memberikan fleksibilitas dalam merencanakan kebutuhan jangka pendek maupun jangka panjang.

c. Tombol Prediksi

Tombol ini berfungsi untuk mengeksekusi proses peramalan setelah jumlah bulan ditentukan. Saat ditekan, sistem akan menjalankan model *forecasting* dan menampilkan hasil secara otomatis.

d. Tabel Output (Hasil Prediksi)

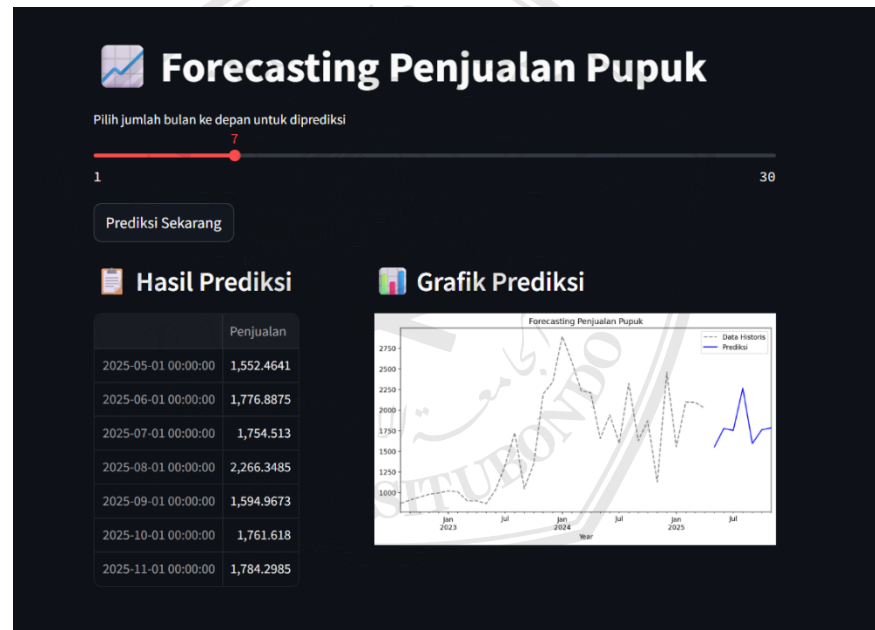
Menampilkan hasil peramalan dalam bentuk tabel dengan dua kolom: tanggal hasil prediksi dan nilai penjualan yang diproyeksikan dalam satuan sak.

e. Grafik Prediksi

Grafik visual yang memperlihatkan perbandingan antara data historis (dengan garis putus-putus) dan hasil prediksi (dengan garis biru). Grafik ini

membantu pengguna dalam memahami tren dan pola yang dihasilkan oleh model.

Gambar 3. 7 menampilkan desain antarmuka pengguna (*User Interface*) dengan tema gelap (*dark mode*) yang modern, memberikan kenyamanan visual sekaligus meningkatkan fokus pada konten utama. Penempatan elemen yang sejajar dan tertata rapi memudahkan pengguna dalam membaca informasi serta mendukung pengambilan keputusan secara efektif.



Gambar 3. 7 Desain Interface

## BAB IV

### IMPLEMENTASI SISTEM

#### 4.1 Konstruksi Sistem

Sistem prediksi penjualan pupuk ini dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dengan *framework* Streamlit untuk antarmuka web. Model yang digunakan telah dilatih sebelumnya menggunakan metode ARIMA, SES, dan DES melalui proses pengolahan data pada Jupyter Notebook. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk tabel dan grafik interaktif.

##### 4.1.1 Kebutuhan Sistem

- a. Perangkat keras
  - Laptop dengan Intel Core i3 atau lebih tinggi
  - RAM minimal 4 GB
  - SSD 240 GB
- b. Perangkat Lunak
  - Python 3.9+
  - Library: pandas, statsmodels, matplotlib, pickle, streamlit
  - Jupyter Notebook
  - Visual Studio Code
  - Browser: Google Chrome

##### 4.1.2 Instalasi Sistem

Untuk menjalankan sistem prediksi penjualan pupuk, diperlukan beberapa langkah instalasi dan persiapan lingkungan kerja. Sistem ini dibangun

menggunakan bahasa pemrograman Python dan dijalankan melalui *framework* Streamlit. Berikut adalah langkah-langkah instalasi sistem secara lengkap:

a. Instalasi Python

Langkah pertama dalam pembangunan sistem ini adalah menginstal bahasa pemrograman Python sebagai lingkungan utama pengembangan. Python digunakan karena bersifat *open source*, fleksibel, serta memiliki banyak pustaka yang mendukung analisis data dan pemodelan *time series*. Versi yang digunakan dalam sistem ini adalah Python 3.9. Proses instalasi dilakukan dengan mengunduh installer dari situs resmi <https://www.python.org>, kemudian menjalankan file instalasi dan mencentang opsi “*Add Python to PATH*” sebelum melanjutkan pemasangan. Setelah Python terinstal, pengguna dapat menjalankan perintah-perintah Python melalui terminal atau command prompt.

b. Instalasi Editor Kode

Editor kode yang digunakan dalam proyek ini adalah Visual Studio Code (VS Code), sebuah editor yang ringan namun sangat powerful untuk pemrograman Python. Pengguna perlu menambahkan ekstensi Python dan Jupyter Notebook melalui marketplace bawaan VS Code untuk mendukung proses pengkodean dan pelatihan model. Dengan VS Code, pengguna dapat dengan mudah mengakses file `.ipynb` untuk pelatihan model serta file `.py` yang digunakan untuk menjalankan antarmuka aplikasi menggunakan Streamlit.

c. Instalasi *Library* Pendukung

Setelah Python terpasang, buka Command Prompt (CMD) atau Terminal, lalu jalankan perintah berikut untuk menginstal semua pustaka yang dibutuhkan:

```
pip install pandas matplotlib statsmodels scikit-learn streamlit openpyxl
```

- pandas: untuk manipulasi data
- matplotlib: untuk visualisasi grafik
- statsmodels: untuk model ARIMA
- scikit-learn: untuk evaluasi model
- streamlit: untuk membuat antarmuka web
- openpyxl: untuk membaca file Excel .xlsx

d. Menyiapkan File Program

Pastikan file berikut sudah tersedia dalam satu folder:

- prediksi\_pupuk.py → file utama program Streamlit
- prediksi\_PUPUK.sav → model ARIMA yang telah disimpan
- PUPUK dataset.xlsx → file Excel berisi data penjualan pupuk

e. Menjalankan Aplikasi

Setelah semua file dan *library* siap, jalankan aplikasi dengan perintah berikut di terminal:

```
streamlit run prediksi_pupuk.py
```

Sistem akan otomatis membuka halaman antarmuka di browser melalui alamat:

```
http://localhost:8501
```

Pengguna dapat langsung melakukan proses prediksi melalui antarmuka tersebut.

#### 4.1.3 Segmen Program

##### a. Memanggil Data Set

```
df = pd.read_excel("PUPUK dataset.xlsx")
```

##### Segmen 1 Memanggil Data Set

Segmen 1 digunakan untuk membaca file dataset penjualan pupuk yang disimpan dalam format Excel. Baris pertama menggunakan fungsi `read_excel()` dari *library* pandas untuk membuka file dengan nama PUPUK dataset.xlsx dan menyimpannya ke dalam variabel `df`.

```
if 'Year' not in df.columns or 'PUPUK' not in
df.columns:
    raise ValueError("Dataset tidak memiliki kolom
'Year' atau 'PUPUK' yang diperlukan.")
```

##### Segmen 2 Pemeriksaan

Selanjutnya, pada segmen 2 dilakukan pemeriksaan apakah kolom yang bernama 'Year' dan 'PUPUK' terdapat dalam dataset. Jika salah satu kolom tersebut tidak ditemukan, maka sistem akan menghentikan proses dan menampilkan pesan kesalahan melalui `ValueError`. Pesan ini bertujuan untuk menginformasikan kepada pengguna bahwa struktur dataset tidak sesuai dengan format yang dibutuhkan oleh sistem.

##### b. Transform Data

```
try:
    df['Year'] = pd.to_datetime(df['Year'],
format='%Y')
except Exception as e:
    print(f"Error dalam konversi tanggal: {e}")
except Exception as e:
    print(f"Error dalam konversi tanggal: {e}")
```

### Segmen 3 Mengonversi

Pada segmen 3 mengonversi kolom 'Year' menjadi format waktu (datetime). Jika terjadi kesalahan dalam proses konversi, akan muncul pesan error agar memudahkan identifikasi masalah.

```
df.set_index(['Year'], inplace=True)
```

### Segmen 4 Menjadikan Dataframe

Segmen 4 menjadikan kolom 'Year' sebagai indeks utama dalam dataframe, sehingga data dikenali sebagai deret waktu.

```
df.head()
```

### Segmen 5 Menampilkan Data

Segmen 5 menampilkan lima baris pertama dari data untuk memastikan bahwa data telah berhasil dibaca dan diubah dengan benar.

```
df.index.min(), df.index.max()
```

### Segmen 6 Mengetahui Tanggal Awal dan Akhir

Segmen 6 digunakan untuk mengetahui tanggal paling awal dan paling akhir dalam indeks waktu.

```
if (df.index.max() - df.index.min() == 28):
    print ('Data is Continuous')
```

### Segmen 7 Memeriksa Panjang Data

Memeriksa apakah panjang data adalah 28 bulan secara berurutan. Jika ya, maka data dianggap kontinyu.

```
df.index.freq = 'MS'
```

Segmen 8 mengatur frekuensi

Segmen 8 mengatur frekuensi data menjadi 'MS' (Month Start), yang diperlukan untuk analisis deret waktu.

```
print(df.dtypes)
```

Segmen 9 Memeriksa Data

Segmen 9 menampilkan tipe data dari setiap kolom untuk memastikan tidak ada kesalahan tipe sebelum dilakukan proses peramalan.

### c. Analisa *Time series*

```
df.plot(grid=True)
```

Segmen 10 Menampilkan Grafik Deluruh Data

Segmen 10 digunakan untuk menampilkan grafik seluruh data penjualan pupuk dalam format *time series* agar dapat dilihat pola tren dan fluktuasinya secara visual.

```
train_df = df.loc[:'2025-04-01']
test_df = df.loc['2025-01-01':]
```

Segmen 11 membuat 2 pelatihan

Segmen 11 membuat data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan (`train_df`) dan data pengujian (`test_df`) untuk keperluan pemodelan dan validasi.

```
decompose_add = seasonal_decompose(df['PUPUK'])
decompose_add.plot()
```

Segmen 12 melakukan dekomposisi

Segmen 12 melakukan dekomposisi aditif untuk memisahkan data menjadi tiga komponen utama: tren, musiman, dan residual. Hasilnya divisualisasikan secara otomatis.

```
def adf_test(timeseries):  
    print ('Hasil testing Dickey-Fuller')  
    print ('-----')  
    adftest = adfuller(timeseries)  
    adf_output = pd.Series(adftest[0:4],  
index=['Test statistic', 'p-value', 'Lags  
Used', 'Number of Observation Used'])  
    for key, Value in adftest[4].items() :  
        adf_output['Critical Value (%)' %key] =  
Value  
    print (adf_output)  
adf_test(df.values)
```

Segmen 13 uji Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Segmen 13 berungsi ini menjalankan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk mengetahui apakah data stasioner. Nilai p-value dan critical value akan digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan.

```
diff_df = df.diff()  
diff_df.head()
```

Segmen 14 Melakukan Defferencing

Segmen 14 melakukan *Differencing* satu kali untuk mengurangi tren pada data. Hal ini dilakukan jika data awal belum stasioner.

```
diff_df.dropna(inplace=True)
```

Segmen 15 Membuang Nilai NaN

Segmen 15 membuat baris ini membuang nilai NaN yang muncul akibat proses *Differencing*.

```
diff_df.plot(grid=True)
```

Segmen 16 Menampilkan Grafik Differencing

Segmen 16 Menampilkan grafik data setelah dilakukan *Differencing* untuk mengevaluasi hasilnya secara visual.

```
adf_test(diff_df)
```

Segmen 17 Menjalankan Augmented Dickey-Fuller test.

Segmen 17 membuat ADF test kembali dijalankan pada data hasil *Differencing* untuk memastikan data sudah stasioner.

```
plot_acf(diff_df)
plot_pacf(diff_df, lags=min(10, len(diff_df)//2 - 1))
```

Segmen 18 Menentukan Parameter p dan q

Segmen 18 membuat Plot ACF dan PACF digunakan untuk menentukan parameter p dan q pada model ARIMA dengan melihat pola lag pada autokorelasi dan autokorelasi parsial.

#### d. *Single Exponential Smoothing*

```
single_exp = SimpleExpSmoothing(train_df).fit()
single_exp_train_pred = single_exp.fittedvalues
single_exp_test_pred =
single_exp.forecast(len(test_df))
single_exp_test_pred.index = test_df.index
```

Segmen 19 Melakukan Pelatihan Model Single Exponential Smoothing

Baris Segmen 19 melakukan pelatihan model *Single Exponential Smoothing* menggunakan data pelatihan. Setelah model dilatih, dihasilkan prediksi untuk data pelatihan dan pengujian. Indeks waktu pada hasil prediksi pengujian disesuaikan agar sejajar dengan data aktual.

```
train_df['PUPUK'].plot(style='--', color='gray',
                        legend=True, label='train_df')
test_df['PUPUK'].plot(style='--', color='r',
                      legend=True, label='test_df')
single_exp_test_pred.plot(color='b', legend=True,
                          label='Prediction')
```

#### Segmen 20 Menampilkan Grafik Hasil Prediksi

Segmen 20 digunakan untuk menampilkan grafik hasil prediksi. Data pelatihan, data pengujian, dan hasil prediksi divisualisasikan dengan warna dan gaya garis berbeda untuk memudahkan perbandingan tren antara nilai aktual dan prediksi.

```
print('Train RMSE :', mean_squared_error(train_df,
                                          single_exp_train_pred)**0.5)
print('Test RMSE :', mean_squared_error(test_df,
                                         single_exp_test_pred)**0.5)
print('Train MAPE :',
      mean_absolute_percentage_error(train_df,
                                     single_exp_train_pred))
print('Test MAPE :',
      mean_absolute_percentage_error(test_df,
                                     single_exp_test_pred))
```

#### Segmen 21 Mencetak Metrick Evaluasi Model

Segmen 21 menghitung dan mencetak metrik evaluasi model, yaitu RMSE (*Root Mean Squared Error*) dan MAPE (*Mean Absolute*

*Percentage Error*) untuk data pelatihan dan pengujian. Nilai-nilai ini digunakan untuk mengukur akurasi hasil prediksi.

e. *Double Exponential Smoothing*

```
double_exp = ExponentialSmoothing(train_df,
trend=None, seasonal='add', seasonal_periods=4,
initialization_method='heuristic',
damped_trend=False).fit()
double_exp_train_pred = double_exp.fittedvalues
double_exp_test_pred = double_exp.forecast(4)
```

Segmen 22 Membuat Model Double Exponential Smoothing

Segmen 22 Model *Double Exponential Smoothing* dibuat dengan konfigurasi musiman aditif dan tanpa tren. Model ini dilatih menggunakan data pelatihan, kemudian menghasilkan prediksi untuk 4 periode ke depan. Nilai prediksi untuk data pelatihan dan pengujian disimpan untuk analisis lebih lanjut.

```
train_df['PUPUK'].plot(style='--', color='gray',
legend=True, label='train_df')
test_df['PUPUK'].plot(style='--', color='r',
legend=True, label='test_df')
double_exp_test_pred.plot(color='b', legend=True,
label='Prediction')
```

Segmen 23 Menampilkan Perbandingan

Segmen 23 menampilkan perbandingan antara data aktual dari pelatihan dan pengujian dengan hasil prediksi. Masing-masing ditampilkan dalam warna berbeda agar tren dan selisih antara nilai aktual dan prediksi dapat dilihat dengan jelas.

```
print('Train RMSE :', mean_squared_error(train_df,  
double_exp_train_pred)**0.5)  
print('Test RMSE :', mean_squared_error(test_df,  
double_exp_test_pred)**0.5)  
print('Train MAPE :',  
mean_absolute_percentage_error(train_df,  
double_exp_train_pred))  
print('Test MAPE :',  
mean_absolute_percentage_error(test_df,  
double_exp_test_pred))
```

#### Segmen 24 Menghitung Nilai RMSE dan MAPE

Segmen 24 menghitung nilai RMSE dan MAPE untuk data pelatihan dan pengujian. Nilai-nilai ini menunjukkan tingkat akurasi model dalam memprediksi data historis dan data baru.

#### f. ARIMA

```
ar = ARIMA(train_df, order=(1,1,2)).fit()  
ar_train_pred = ar.fittedvalues  
ar_test_pred = ar.forecast(4)
```

#### Segmen 25 Melatih Model ARIMA

Segmen 25 melatih model ARIMA dengan parameter orde (1,1,2) menggunakan data pelatihan. Setelah model terbentuk, sistem menghasilkan prediksi sebanyak 4 periode ke depan. Nilai prediksi untuk data pelatihan dan pengujian disimpan untuk evaluasi selanjutnya.

```
train_df['PUPUK'].plot(style='--', color='gray',  
legend=True, label='train_df')  
test_df['PUPUK'].plot(style='--', color='r',  
legend=True, label='train_df')  
ar_test_pred.plot(color='b', legend=True,  
label='Prediction')
```

#### Segmen 26 Menampilkan Hasil Prediksi

Segmen 26 Mevisualisasi dilakukan untuk menampilkan hasil prediksi dari model ARIMA bersama dengan data aktual. Tiga kurva ditampilkan secara bersamaan untuk mempermudah analisis perbandingan antara data pelatihan, pengujian, dan hasil prediksi.

```
print('Train RMSE :', mean_squared_error(train_df,  
ar_train_pred)**0.5)  
print('Test RMSE :', mean_squared_error(test_df,  
ar_test_pred)**0.5)  
print('Train MAPE :',  
mean_absolute_percentage_error(train_df,  
ar_train_pred))  
print('Test MAPE :',  
mean_absolute_percentage_error(test_df,  
ar_test_pred))
```

#### Segmen 27 Menghitung RMSE dan MAPE

Segmen 27 menghitung nilai RMSE dan MAPE pada data pelatihan dan pengujian. Metrik ini digunakan untuk mengukur seberapa baik model ARIMA dalam memodelkan data historis serta melakukan prediksi terhadap data baru.

## g. Perbandingan Algoritma

```
comparasion_df = pd.DataFrame(data=[  
    ['Single Exp Smoothing', 239.6865, 0.0927],  
    ['Double Exp Smoothing', 200.4422, 0.1038],  
    ['ARIMA', 217.7450, 0.0892],  
    ],  
    columns=['Model', 'RMSE', 'MAPE'])  
comparasion_df.set_index('Model', inplace=True)
```

## Segmen 28 Membuat Perbandingan

Blok Segmen 28 membuat tabel perbandingan antara tiga metode peramalan berdasarkan nilai RMSE dan MAPE. Data dimasukkan ke dalam DataFrame dengan kolom 'Model', 'RMSE', dan 'MAPE', lalu diatur agar kolom 'Model' menjadi indeks utama.

```
comparasion_df.sort_values(by='RMSE')
```

## Segmen 29 Menyortir Tabel

Segmen 29 menyortir tabel perbandingan berdasarkan nilai RMSE dari yang terkecil, sehingga model dengan akurasi terbaik muncul di atas.

```
double_exp = ExponentialSmoothing(df, trend=None,  
    initialization_method='heuristic', seasonal='add',  
    seasonal_periods=12, damped_trend=False).fit()  
double_exp_pred = double_exp.forecast(4)
```

## Segmen 30 Melatih Ulang Data

Pada Segmen 30 menjelaskan bahwa Model *Double Exponential Smoothing* dilatih ulang menggunakan seluruh data (df) untuk menghasilkan prediksi lanjutan. Ini dilakukan sebagai langkah akhir setelah memilih model terbaik dari evaluasi.

```
df['PUPUK'].plot(style='--', color='gray',  
legend=True, label='known')  
double_exp_pred.plot(color='b', legend=True,  
label='prediction')  
plt.show()
```

Segmen 31 memforecasting beberapa trend kedepan

Segmen 31 menampilkan grafik perbandingan antara data aktual (berlabel 'known') dan hasil prediksi akhir dari model terbaik yang telah dipilih. Tujuannya adalah untuk melihat seberapa baik model memproyeksikan tren ke depan.

```
import pickle  
pickle.dump(double_exp, open('prediksi_PUPUK.sav',  
'wb'))
```

Segmen 32 Menyimpan Model Menjadi .sav

Segmen 32 bertujuan menyimpan model ke dalam file .sav menggunakan modul pickle. File ini nantinya digunakan pada aplikasi Streamlit untuk melakukan prediksi secara otomatis tanpa perlu melatih ulang model.

#### h. Implementasi Antarmuka Aplikasi

```
import pickle
import streamlit as st
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

# Load model prediksi pupuk
model = pickle.load(open('prediksi_PUPUK.sav',
'rb'))

# Load dataset
df = pd.read_excel("PUPUK dataset.xlsx")
df['Year'] = pd.to_datetime(df['Year'])
df.set_index('Year', inplace=True)
df = df.asfreq(pd.infer_freq(df.index))

# Judul aplikasi
st.title('📊 Forecasting Penjualan Pupuk')

# Slider bulan ke depan
n_months = st.slider("Pilih jumlah bulan ke depan
untuk diprediksi", 1, 30, step=1)

# Forecasting
pred = model.forecast(steps=n_months)
pred.index = pd.date_range(start=df.index[-1] +
pd.offsets.MonthBegin(), periods=n_months,
freq='MS')
pred = pd.DataFrame(pred, columns=['Penjualan'])

if st.button("Prediksi Sekarang"):

    col1, col2 = st.columns([2, 3])

    with col1:
```

```
st.subheader("📄 Hasil Prediksi")
st.dataframe(pred)

with col2:
    st.subheader("📊 Grafik Prediksi")
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 5))
    df['PUPUK'].plot(style='--', color='gray',
legend=True, label='Data Historis', ax=ax)
    pred['Penjualan'].plot(color='blue',
legend=True, label='Prediksi', ax=ax)
    ax.set_title("Forecasting Penjualan Pupuk")
    st.pyplot(fig)
```

### Segmen 33 Implementasi Antarmuka

Kode program pada Segmen 33 digunakan untuk membangun antarmuka aplikasi prediksi penjualan pupuk berbasis Streamlit. Program ini memuat model ARIMA yang telah dilatih dan disimpan sebelumnya, serta membaca dataset penjualan pupuk dari file Excel untuk diproses sebagai data deret waktu. Pada antarmuka, pengguna dapat memilih jumlah bulan yang ingin diprediksi melalui slider interaktif. Setelah jumlah bulan dipilih, sistem akan melakukan proses peramalan dan menampilkan hasil prediksi dalam bentuk tabel dan grafik. Tabel menampilkan hasil prediksi penjualan pupuk untuk periode ke depan sesuai dengan input pengguna, sedangkan grafik menampilkan perbandingan antara data historis dan hasil prediksi untuk mempermudah analisis visual. Seluruh proses ini memanfaatkan pustaka Python seperti pandas, matplotlib, dan streamlit, sehingga sistem dapat berjalan secara interaktif dan mudah digunakan oleh pengguna.

## 4.2 Skenario Pengujian

Sistem prediksi penjualan pupuk ini dibangun dalam dua tahap utama. Tahap pertama dilakukan melalui proses pelatihan model di file .ipynb, sedangkan tahap kedua adalah implementasi aplikasi berbasis web menggunakan file .py melalui *framework* Streamlit.

Pengujian pada bagian ini difokuskan pada antarmuka pengguna (user interface) dari sistem yang dikembangkan, mulai dari proses input jumlah bulan prediksi, tombol eksekusi, hingga tampilan output dalam bentuk tabel dan grafik. Pengujian dilakukan menggunakan metode black-box testing, di mana sistem diuji berdasarkan fungsionalitas dan keluaran yang dihasilkan tanpa melihat isi kode sumber secara langsung.

Tabel 4. 1 Skenario Pengujian

N o	Modul yang Diuji	Prosedur Pengujian	Masuka n yang Diberika n	Keluaran yang Diharapkan	Hasil yang Didapat	Kesi mpulan
1	Tanpa Jalankan Streamlit	Buka browser langsung ke localhost:8501 tanpa jalankan app	-	Muncul error atau halaman tidak ditemukan	Tidak dapat diakses, error muncul	Sesua i ekspe ktasi
2	Buka Aplikasi	Jalankan perintah streamlit run prediksi_pupuk.p y	-	Antarmuka terbuka di browser localhost	Antarmuka tampil sempurna	Berha sil
3	File Model Tidak Ada	Jalankan tanpa file prediksi_PUPUK. sav	-	Muncul error saat memuat model	Aplikasi tidak berjalan	Sesua i ekspe ktasi

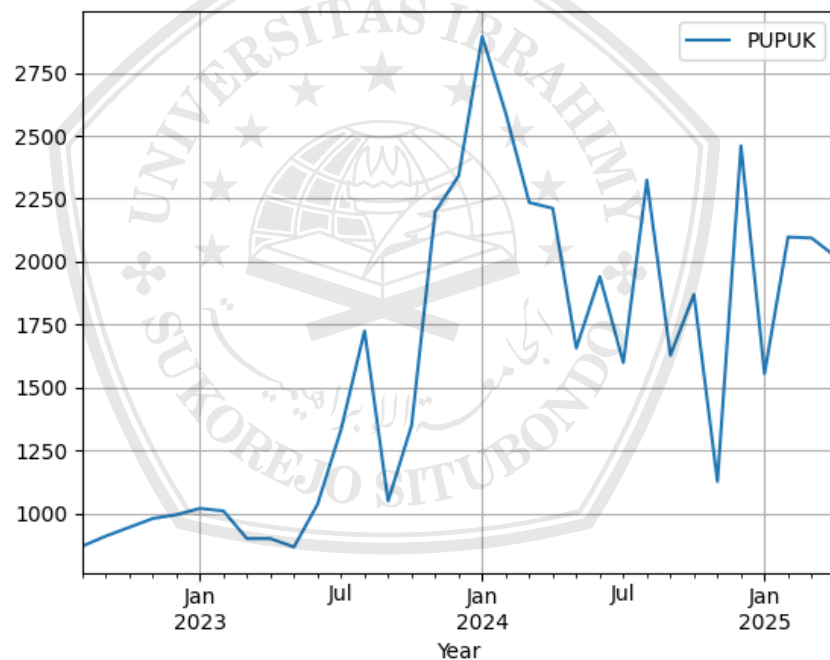
Tabel Lanjutan 4. 2 Skenario Pengujian

4	File Data Hilang	Hapus file PUPUK dataset.xlsx lalu jalankan aplikasi	-	Muncul error saat membaca data	File tidak ditemukan	Sesuai ekspektasi
5	Input Prediksi	Pilih jumlah bulan menggunakan slider	6	Slider merespon angka 6	Slider bekerja	Berhasil
6	Tidak Menekan Tombol	Atur slider tetapi tidak menekan tombol "Prediksi Sekarang"	-	Tidak ada perubahan di tampilan output	Output tidak muncul	Sesuai ekspektasi
7	Eksekusi Prediksi	Tekan tombol "Prediksi Sekarang"	-	Sistem menampilkan tabel & grafik hasil prediksi	Output muncul dengan benar	Berhasil
8	Tabel Output	Periksa tabel hasil prediksi	-	Tabel berisi 6 baris bulan ke depan	Tabel sesuai data	Berhasil
9	Grafik Prediksi	Periksa kurva grafik hasil prediksi	-	Grafik menampilkan tren historis & prediksi	Grafik tampil rapi dan jelas	Berhasil
10	Masukan Maksimal	Geser slider ke angka tertinggi (misal: 30 bulan)	30	Tabel & grafik muncul untuk 30 bulan ke depan	Output lengkap dan responsif	Berhasil
11	Reload Browser	Tekan tombol refresh saat aplikasi sedang berjalan	-	Aplikasi memuat ulang tanpa error	Aplikasi kembali terbuka dengan baik	Berhasil

## 4.3 Pengujian

### 4.3.1 Visualisasi Data Historis Penjualan

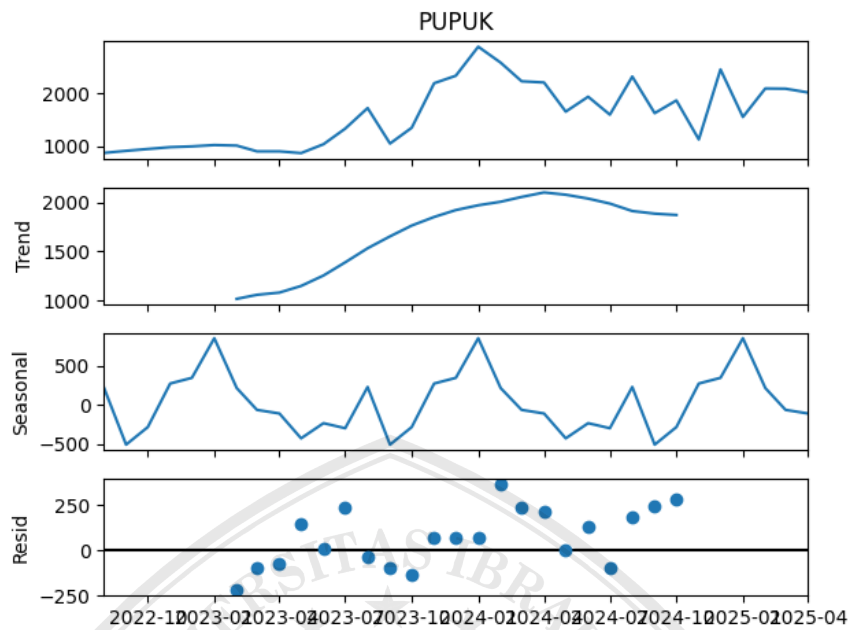
Berdasarkan data historis penjualan pupuk CV. Sugi Baim Tani selama 28 bulan (Agustus 2022 – April 2025), dilakukan visualisasi awal untuk memahami pola tren yang ada. Tujuan dari visualisasi ini adalah untuk mengidentifikasi apakah data bersifat musiman, memiliki tren linier, siklikal, atau bersifat stasioner. Visualisasi data penjualan pupuk CV. Sugi Baim Tani disajikan pada Gambar 4. 1



Gambar 4. 1 Plot Grafik

### 4.3.2 Analisis Komponen Data

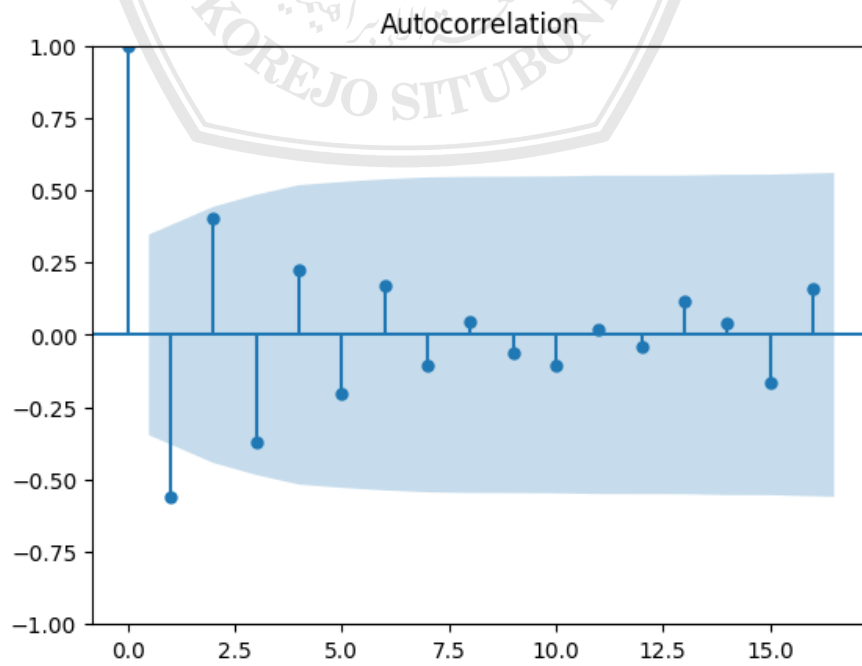
Pada gambar 4. 2 membuat data di-dekomposisi menjadi tiga komponen utama: trend, musiman (seasonal), dan residual (noise). Hal ini penting untuk memahami struktur internal data sebelum membangun model prediktif.



Gambar 4. 2 Grafik Hasil Decompose *Time series*

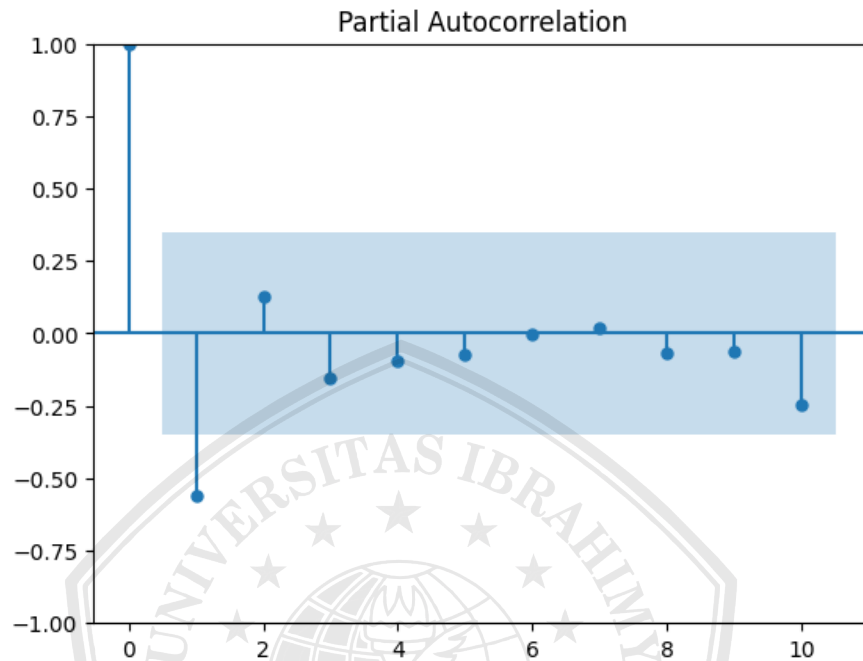
#### 4.3.3 Identifikasi Parameter ARIMA (ACF & PACF)

Uji *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) menentukan nilai parameter p dan q pada ARIMA



Gambar 4. 3 Grafik Autocorrelation (ACF)

Gambar 4. 3 Grafik ACF – membantu menentukan komponen Moving Average (MA).



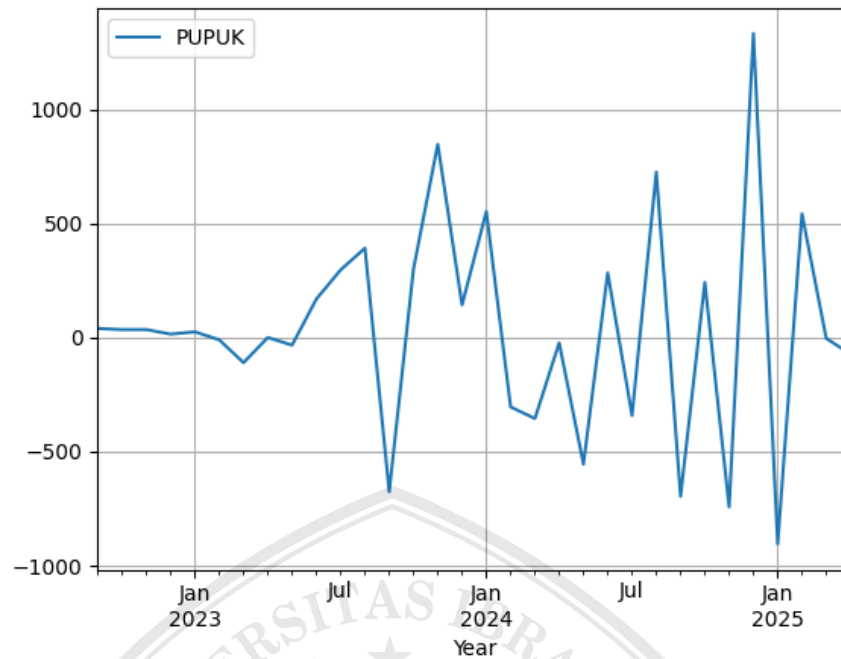
Gambar 4. 4 Grafik Partial Autocorrelation (PACF)

Gambar 4. 4 Grafik PACF – membantu menentukan komponen Autoregressive (AR).

Hasil analisis menunjukkan lonjakan signifikan pada lag pertama, mengindikasikan bahwa model ARIMA dapat menggunakan komponen AR(1) dan MA(1).

#### 4.3.4 Uji Stasioneritas dan *Differencing*

Untuk memenuhi asumsi stasioneritas pada model ARIMA, dilakukan proses *Differencing*. Grafik setelah *Differencing* memperlihatkan bahwa fluktuasi data lebih stabil di sekitar nol, yang menunjukkan data telah lebih sesuai untuk diproses dengan ARIMA.



Gambar 4. 5 Grafik Data Setelah *Differencing*

#### 4.3.5 Evaluasi Model Peramalan

Tiga model diuji: *Single Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (DES), dan ARIMA. Evaluasi dilakukan dengan membagi data menjadi data pelatihan dan data pengujian, lalu dihitung nilai kesalahan menggunakan metrik RMSE dan MAPE.

##### Evaluasi Model SES

- RMSE Pelatihan: 407.56
- RMSE Pengujian: 239.69
- MAPE Pelatihan: 16.29%
- MAPE Pengujian: 8.93%

Model SES memberikan hasil stabil namun tidak mampu menangkap tren dengan baik.

#### Evaluasi Model DES

- RMSE Pelatihan: 398.14
- RMSE Pengujian: 200.44
- MAPE Pelatihan: 18.98%
- MAPE Pengujian: 10.38%

Model DES menangani tren linier lebih baik dibanding SES, namun masih sensitif terhadap fluktuasi tajam.

#### Evaluasi Model ARIMA

- RMSE Pelatihan: 410.65
- RMSE Pengujian: 217.75
- MAPE Pelatihan: 18.71%
- MAPE Pengujian: 8.90%

Meskipun RMSE pelatihan sedikit lebih tinggi, nilai MAPE-nya lebih rendah dan konsisten terhadap data uji, menjadikan ARIMA sebagai model paling akurat secara proporsional.

#### 4.3.6 Perbandingan Model

Tabel 4. 3 Perbandingan Model

Model	RMSE	MAPE (Desimal)	MAPE (%)
Single Exp Smoothing	239.69	0.0927	9.27%
Double Exp Smoothing	200.44	0.1038	10.38%
ARIMA	217.75	0.0892	8.92%

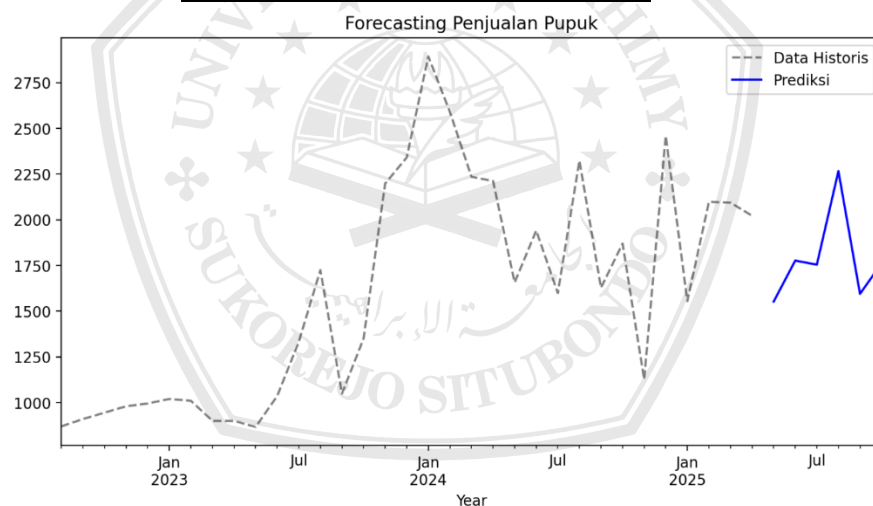
Kesimpulan: ARIMA unggul dalam akurasi relatif (MAPE paling kecil), DES unggul dalam kesalahan absolut (RMSE paling kecil), sementara SES menjadi metode dengan performa terendah dalam studi ini.

### 4.3.7 Output Hasil Prediksi

Setelah memilih jumlah bulan untuk diprediksi pada aplikasi Streamlit, sistem menampilkan hasil dalam dua format:

Tabel 4. 4 Hasil dari *Forecasting* di Streamlit

Tanggal	Penjualan (Sak)
2025-05-01	1,552.4641
2025-06-01	1,776.8875
2025-07-01	1,754.5130
2025-08-01	2,266.3485
2025-09-01	1,594.9673
2025-10-01	1,761.6180



Gambar 4. 6 Grafik Hasil *Forecasting* di Streamlit

Grafik menunjukkan bagaimana model ARIMA memproyeksikan penjualan pupuk selama 6 bulan ke depan, dibandingkan dengan tren historis.

### 4.3.8 Hasil Pembahasan

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik RMSE dan MAPE, model ARIMA menunjukkan performa terbaik secara relatif dengan nilai MAPE paling rendah sebesar 8.90%, menandakan kesalahan persentase yang paling

kecil terhadap data aktual. Walaupun nilai RMSE-nya bukan yang terendah, konsistensi prediksi ARIMA terhadap data uji menjadikannya pilihan utama dalam konteks ini.

Model ARIMA unggul karena mampu menangkap kompleksitas data penjualan pupuk, yang mengandung tren fluktuatif dan musiman. Berbeda dengan SES dan DES, ARIMA memiliki kemampuan untuk mengelola data non-stasioner melalui proses *Differencing* serta mempertimbangkan autokorelasi dalam komponen AR dan MA. Hal ini menjadikan ARIMA lebih adaptif terhadap data dengan pola tidak stabil seperti penjualan pupuk bulanan.

Metode *Single Exponential Smoothing* (SES) lebih sesuai diterapkan pada data jangka pendek yang bersifat stabil dan tidak menunjukkan adanya pola tren maupun musiman. Sementara itu, metode *Double Exponential Smoothing* (DES) lebih cocok digunakan untuk data yang memiliki tren linier yang konsisten dari waktu ke waktu. Namun, DES kurang optimal jika diterapkan pada data yang mengandung pola musiman atau fluktuasi tajam, karena sensitivitasnya terhadap perubahan yang tidak teratur dalam data historis.

#### 4.4 Maintenance

Sistem prediksi penjualan pupuk yang dibangun bersifat sederhana dan berjalan secara lokal tanpa koneksi internet maupun integrasi dengan database eksternal. Meskipun demikian, pemeliharaan tetap diperlukan untuk memastikan sistem tetap berjalan optimal. Pemeliharaan dapat mencakup pembaruan model prediksi berdasarkan data terbaru, penyesuaian format file Excel, serta peningkatan tampilan atau fungsionalitas sistem. Jika ditemukan bug atau

ketidaksesuaian dalam output prediksi, maka proses corrective maintenance dapat dilakukan melalui pembaruan kode program atau pelatihan ulang model.



## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1 Kesimpulan

Peramalan penjualan pupuk menggunakan metode *Single Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (DES), dan ARIMA menunjukkan performa yang berbeda berdasarkan karakteristik masing-masing model. Metode SES menunjukkan hasil yang cukup stabil, namun kurang responsif terhadap pola tren dan musiman. DES mampu menangkap arah tren secara lebih baik dibandingkan SES, namun tetap memiliki keterbatasan dalam menghadapi fluktuasi data yang kompleks.

Model ARIMA terbukti memberikan hasil prediksi paling akurat berdasarkan evaluasi metrik MAPE dan RMSE terkini. Dengan nilai MAPE sebesar 8.90% dan RMSE sebesar 217.75, ARIMA menjadi model paling konsisten dalam memprediksi penjualan pupuk untuk periode 6 bulan ke depan. Meskipun RMSE terkecil tercatat pada DES (200.44), nilai MAPE-nya lebih tinggi dibanding ARIMA, sehingga menjadikan ARIMA sebagai metode yang paling seimbang dari segi akurasi relatif dan absolut.

Proyeksi penjualan pupuk menggunakan ARIMA memperkirakan volume penjualan bulanan dalam kisaran 1.552 hingga 2.266 sak, dengan rata-rata sekitar 1.784 sak selama periode Mei hingga Oktober 2025. Informasi ini memberikan panduan yang bermanfaat bagi perusahaan dalam merancang strategi produksi dan distribusi pupuk secara lebih tepat sasaran. Di samping itu, sistem peramalan yang diimplementasikan menggunakan Streamlit menyediakan

antarmuka visual interaktif, sehingga memudahkan pengguna dalam mengevaluasi hasil prediksi secara real-time.

Dengan mempertimbangkan aspek akurasi dan fleksibilitas model, ARIMA direkomendasikan sebagai metode utama dalam sistem prediksi penjualan pupuk berbasis data historis yang memiliki pola musiman dan tren yang dinamis.

## 5.2 Saran

Beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian dan sistem selanjutnya, antara lain:

1. Perluasan Dataset: Penambahan jumlah data historis yang lebih panjang akan meningkatkan stabilitas dan keandalan model peramalan.
2. Pengujian Model Lain: Penggunaan metode lain seperti Prophet, LSTM, atau kombinasi model (hybrid) dapat menjadi alternatif untuk membandingkan performa prediksi secara lebih komprehensif.
3. Peningkatan Sistem: Sistem dapat dikembangkan lebih lanjut dengan fitur unggah data otomatis, visualisasi interaktif yang lebih lengkap, serta kemampuan ekspor hasil prediksi ke format PDF atau Excel.
4. Implementasi Berbasis Web Publik: Sistem dapat dikembangkan agar berjalan secara online melalui cloud deployment sehingga dapat diakses secara luas oleh pengguna atau pihak perusahaan.

Dengan adanya sistem prediksi penjualan pupuk ini, diharapkan perusahaan dapat lebih tepat dalam merencanakan produksi dan distribusi, serta mengurangi risiko kelebihan atau kekurangan stok di masa mendatang.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Maysofa, K. Umam Syaliman, and Sapriadi, "Implementasi *Forecasting* Pada Penjualan Inaura Hair Care Dengan Metode Single Exponential Smoothing," *J. Test. dan Implementasi Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 82–91, 2023.
- [2] "View of Sistem Informasi Meramalkan Penjualan Barang Dengan Metode i Double Exponential Smoothing i (Studi kasus\_ PD. Padalarang Jaya).pdf."
- [3] A. D. Milniadi and N. O. Adiwijaya, "Analisis Perbandingan Model Arima Dan Lstm Dalam Peramalan Harga Penutupan Saham (Studi Kasus : 6 Kriteria Kategori Saham Menurut Peter Lynch)," *SIBATIK J. J. Ilm. Bid. Sos. Ekon. Budaya, Teknol. dan Pendidik.*, vol. 2, no. 6, pp. 1683–1692, 2023, doi: 10.54443/sibatik.v2i6.798.
- [4] T. L. – N. penulis Artikel., "Combining Qualitative and Quantitative Approaches: Some Arguments for Mixed Methods Research," vol. 56, pp. 1–11, 2011, doi: 10.1080/00313831.2011.568674.
- [5] P. M. S. Tarigan, J. T. Hardinata, H. Qurniawan, M. Safii, and R. Winanjaya, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang," *J. Janitra Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 9–19, 2022, doi: 10.25008/janitra.v2i1.142.
- [6] M. C. Chasandra Puspitasari, S.Kom., "CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining)," BINUS UNIVERSITY MALANG. [Online]. Available: <https://binus.ac.id/malang/2022/05/crisp-dm-cross-industry-standard-process-for-data-mining/>
- [7] S. Sunanto, D. Mualfah, and A. Ronaldo, "Sistem Prediksi Penjualan Pupuk Kelapa Sawit PT. Agro Subur Anugrah Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 42–48, 2024, doi: 10.37859/coscitech.v5i1.6976.
- [8] N. Kristanti and M. Y. Darsyah, "Perbandingan peramalan metode single exponential smoothing dan double exponential smoothing pada karakteristik penduduk bekerja di Indonesia tahun 2017," *Pros. Semin. Nas. Mhs. Unimus*, vol. 1, no. 1, pp. 368–374, 2018.
- [9] A. R. Sudrajat, R. Nia, and R. Farizi, "Perbandingan metode autoregressive integrated moving average (ARIMA) dan exponential smoothing pada peramalan penjualan klip (studi kasus PT Indoprima Gemilang Engineering)," *Proc. Conf. Des. Manuf. Eng. its Appl.*, vol. 1, no. 1, pp. 420–425, 2018.

- [10] M. Isa, “Aplikasi *forecasting* dalam mengestimasi penjualan produk di masa mendatang,” *Al-Masharif*, vol. 3, pp. 83–99, 2015.
- [11] S. Said, “Peramalan (*forecasting*) volume penjualan dengan metode exponential smoothing,” *Sains, Fak. Teknol. dan Islam, Univ. Alauddin Negeri*, vol. 2, p. 24, 2011.
- [12] D. P. Sari, “Analisis *Forecasting* Terhadap Performace Bank Rakyat Indonesia Di Kabupaten Kepahiang,” *Skripsi*, 2019.
- [13] H. Hartati, “Penggunaan metode ARIMA dalam meramal pergerakan inflasi,” *J. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 18, no. 1, pp. 1–10, 2017, doi: 10.33830/jmst.v18i1.163.2017.
- [14] D. Intern, “Contoh use case diagram lengkap dengan penjelasannya,” *Dicoding Blog*. [Online]. Available: <https://www.dicoding.com/blog/contoh-use-case-diagram/>. [Accessed: 05-Jul-2025].
- [15] G. A. Syafarina and Z. Zaenuddin, “Implementasi *framework* Streamlit sebagai prediksi harga jual rumah dengan linear regresi,” *Metik J.*, vol. 7, no. 2, pp. 121–125, 2023, doi: 10.47002/metik.v7i2.608.
- [16] M. R. S. Alfarizi, M. Z. Al-Farish, M. Taufiqurrahman, G. Ardiansah, and M. Elgar, “Penggunaan Python sebagai bahasa pemrograman untuk *machine learning* dan deep learning,” *Karya Ilm. Mhs. Bertauhid (KARIMAH TAUHID)*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2023.
- [17] K. Nugroho, “Model analisis prediksi menggunakan metode fuzzy *time series*,” *Infokam*, vol. 12, no. 1, pp. 46–50, 2016.
- [18] N. Huda, “Visual Studio Code: Pengertian, fitur, keunggulan dan jenisnya,” *Dewaweb Blog*. [Online]. Available: <https://www.dewaweb.com/blog/mengenal-visual-studio-code/>. [Accessed: 05-Jul-2025].

## CURRICULUM VITAE

Nama saya Muhammad Febria Hafid Syahputra, lahir di Kotabaru pada 9 Februari 2003. Saya adalah anak dari pasangan Bapak Sugianto dan Ibu Triyani. Perjalanan pendidikan saya dimulai dari TK Harapan Bunda PT. Tapian Nadenggan, berlanjut ke SDN 3 Serongga, kemudian SMP Negeri 1 Kelumpang Hilir. Setelah itu, saya merantau ke Jawa Timur untuk menimba ilmu di Pondok Pesantren Salafiyah Syafi'iyah Sukorejo sambil bersekolah di SMK Ibrahimi 1 Sukorejo.

Sejak lama, saya tertarik pada dunia desain dan fotografi. Menggunakan CorelDRAW, saya suka membuat desain kreatif, sementara untuk fotografi, saya sering memanfaatkan momen meski tanpa memiliki kamera pribadi—hanya mengandalkan apa yang ada, namun tetap mencoba mengasah keterampilan. Saat ini, saya juga dipercaya menjadi bagian dari kepengurusan pusat IKSASS Santri Putra di bidang koordinator informasi dan komunikasi, khususnya pada media pondok.

Di luar semua itu, saya lebih sering menghabiskan waktu bersama laptop kesayangan, mengutak-atik desain, atau mempelajari hal-hal baru. Namun, di balik kesibukan tersebut, ada satu cita-cita besar yang masih saya simpan dalam hati—yaitu menghafal Al-Qur'an dan hadits. Meski belum memulainya karena beberapa faktor, keinginan itu tetap menjadi impian yang ingin saya wujudkan suatu saat nanti.

*Ya Allah, jadikanlah setiap langkah hidupku bernilai ibadah, setiap ilmu yang kupelajari bermanfaat bagi orang lain, dan mudahkanlah aku untuk menghafal serta mengamalkan Al-Qur'an dan hadits -*

*Mu. Bimbing aku agar istiqamah di jalan -Mu hingga akhir hayat. Amiin.*

## LAMPIRAN LAMPIRAN

## SURAT KETERANGAN CV. SUGI BAIM TANI

Jl. Jenderal Ahmad Yani, Desa Tegalrejo, Kec. Kelumpang Hilir, Kab. Kotabaru, Kalsel  
Telepon: 0813-4851-7301 | Email: baimsugi076@gmail.com | Kode Pos: 72162

24 Mei 2025

Kepada Yth.  
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Ibrahimy Sukorejo, Situbondo

Di Tempat

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Sugianto  
Jabatan : Pimpinan CV. Sugi Baim Tani

Dengan ini menyatakan bahwa:

Nama : Muhammad Febria Hafid Syahputra  
NPM : 2021502036  
Status : Mahasiswa Program Sarjana (S1)  
Universitas Ibrahimy Sukorejo Situbondo

Telah melaksanakan kegiatan penelitian di CV. Sugi Baim Tani sebagai bagian dari tugas akhir dengan judul:

“Studi Perbandingan Metode ARIMA, Double Exponential Smoothing, dan Single Exponential Smoothing pada Penjualan Pupuk.”

Penelitian ini menggunakan data penjualan pupuk periode 2023–2025, dan dilakukan melalui analisis statistik dengan pendekatan time series untuk membandingkan efektivitas metode peramalan.

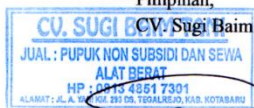
Sebagai dokumentasi, berikut lampiran data pendukung:

1. Lampiran I: Data Mentah Penjualan Pupuk
2. Lampiran II: Rekap Transaksi

Demikian surat keterangan ini dibuat dengan sebenar-benarnya untuk digunakan sebagaimana mestinya. Atas perhatian dan kerja sama yang diberikan, kami ucapkan terima kasih.

Tegalrejo, 24 Mei 2025

Pimpinan,  
CV. SUGI BAIM TANI

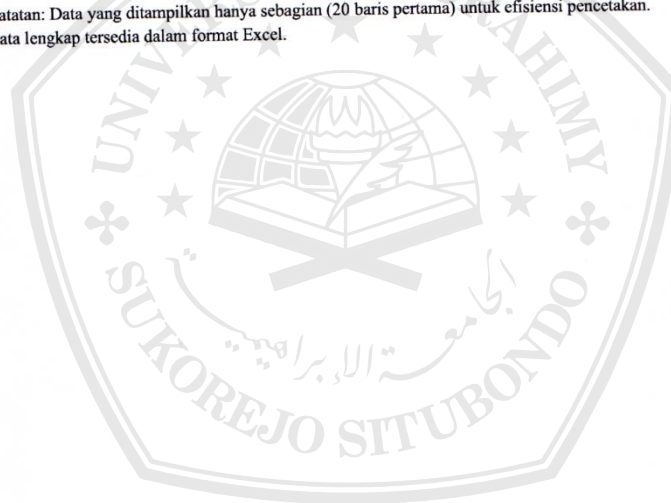


Sugianto

**Lampiran I: Data Mentah Penjualan Pupuk**

No	Tanggal	Jumlah	Jenis	Penjual
1	01/01/2023	100	NPK PELANGI	CV. AFIFAH MAJU BERSAMA
2	06/01/2023	50	MOP MAHKOTA	PT. WILMAR CHEMICAL INDONESIA
3	07/01/2023	68	UREA GREEN	PUPUK KALTIM
4	10/01/2023	87	HIKAY PLUS	CV. CAHAYA DUA PUTRA
5	11/01/2023	60	PELANGI	CV. AFIFAH MAJU BERSAMA
6	11/01/2023	60	PELANGI	CV. AFIFAH MAJU BERSAMA
7	11/01/2023	60	PELANGI	CV. AFIFAH MAJU BERSAMA
8	12/01/2023	50	PHOSKA	AGAN PUPUK GESTU
9	13/01/2023	50	DOLOMIT MES	PT. ARGO AFIAT NUSANTARA
10	14/01/2023	62	PHOSKA	AGAN PUPUK GESTU
11	15/01/2023	50	DOLOMIT MES	PT. ARGO AFIAT NUSANTARA
12	16/01/2023	49	DOLOMIT MES	PT. ARGO AFIAT NUSANTARA
13	17/01/2023	52	NPK PELANGI	CV. AFIFAH MAJU BERSAMA
14	19/01/2023	97	MOP MAHKOTA	PT. WILMAR CHEMICAL INDONESIA
15	21/01/2023	86	KCL MOP	PT. HASANAH JAYA BERSAMA
16	26/01/2023	39	DOLOMIT MES	PT. ARGO AFIAT NUSANTARA
17	03/02/2023	74	PHOSKA	AGAN PUPUK GESTU
18	04/02/2023	68	KCL MOP	PT. HASANAH JAYA BERSAMA
19	05/02/2023	68	PHOSKA	AGAN PUPUK GESTU
20	06/02/2023	54	NPK PELANGI	CV. AFIFAH MAJU BERSAMA

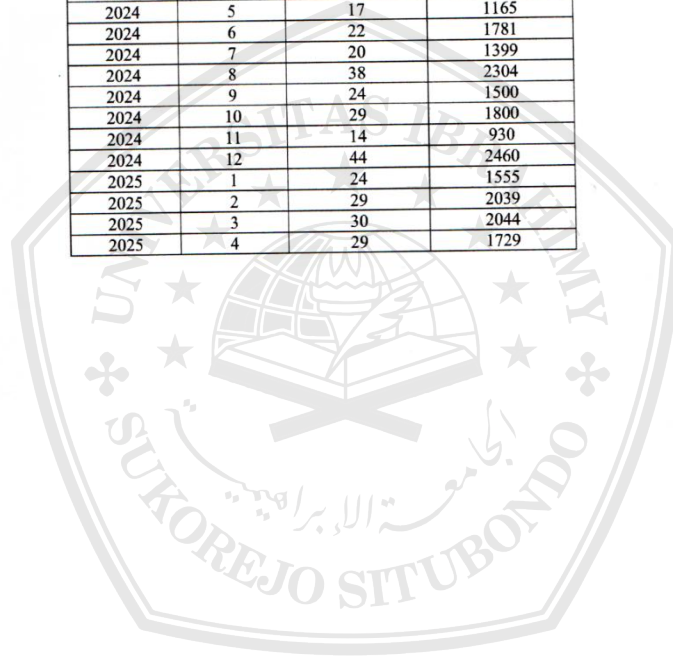
Catatan: Data yang ditampilkan hanya sebagian (20 baris pertama) untuk efisiensi pencetakan.  
Data lengkap tersedia dalam format Excel.



**Lampiran II: Data Penelitian**

**1. Rekap Bulanan per Tahun**

Tahun	Bulan	Total Transaksi	Total Pembelian
2023	1	16	1020
2023	2	12	825
2023	3	13	870
2023	4	13	900
2023	5	11	695
2023	6	12	823
2023	7	18	1293
2023	8	24	1565
2023	9	16	1010
2023	10	13	980
2023	11	28	1605
2023	12	34	2248
2024	1	41	2894
2024	2	44	2590
2024	3	36	1976
2024	4	33	1864
2024	5	17	1165
2024	6	22	1781
2024	7	20	1399
2024	8	38	2304
2024	9	24	1500
2024	10	29	1800
2024	11	14	930
2024	12	44	2460
2025	1	24	1555
2025	2	29	2039
2025	3	30	2044
2025	4	29	1729







Tempat Penelitian



Foto Bersama Pemilik Perusahaan CV. Sugi Baim Tani



PONDOK PESANTREN SALAFIYAH SYAFI'YAH SUKOREJO  
UNIVERSITAS IBRAHIMY  
**PERPUSTAKAAN IBRAHIMY**

N P P . 3 5 1 2 1 4 2 F 2 0 0 6 5 6 7

Jl. KHR. Syamsul Arifin No. 1-2 PO. Box. 2 Kode Pos. 68374 Phone (0338) 452666 Fax. (0338) 453068  
SUMBEREJO BANYUPUTIH SITUBONDO JAWA TIMUR



**SURAT KETERANGAN  
HASIL PEMERIKSAAN PLAGIASI**

Yang bertanda tangan di bawah ini

Nama : Muhammad Ali Ridla, M.Kom.

Jabatan : Kepala Perpustakaan

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa:

NPM : 2021502036

Nama : Muh. Febria Hafid S.

Fakultas : Sains dan Teknologi

Prodi : Sistem Informasi

Kecamatan : Kelumpang Hilir

Kabupaten : Kotabaru

Provinsi : KALSEL

Judul Skripsi : STUDI PERBANDINGAN METODE ARIMA,  
DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING, DAN  
SINGLE EXPONENTIAL SMOOTHING PADA  
PENJUALAN PUPUK

Dengan dosen Pembimbing :

1. Ahmad Lutfi, M.Kom

2. Akhlis Munazilin, S.Kom., M.T.

Telah dilakukan cek plagiasi di Perpustakaan Universitas Ibrahimy dengan  
persentase plagiasi terakhir sebesar 26% .

Demikian Surat Keterangan ini dibuat untuk dipergunakan sebagaimana mestinya.

Sukorejo, 8 Juli 2025

Kepala Perpustakaan,



Dokumen ini  
telah ditandatangani  
secara elektronik.

Muhammad Ali Ridla, M.Kom.



UU ITE No.11 Tahun 2008 Pasal 5 Ayat 1  
"Informasi Elektronik dan/atau Dokumen Elektronik  
dan/atau hasil cetaknya merupakan alat bukti yang sah."

© [www.lib.ibrahimy.ac.id](http://www.lib.ibrahimy.ac.id)

© [library@ibrahimy.ac.id](mailto:library@ibrahimy.ac.id)

Facebook icon: [Perpustakaan Ibrahimy](#)

Twitter icon: [@ibrahimy\\_lib](#)