

## BAB III

### PELAKSANAAN KERJA MAGANG

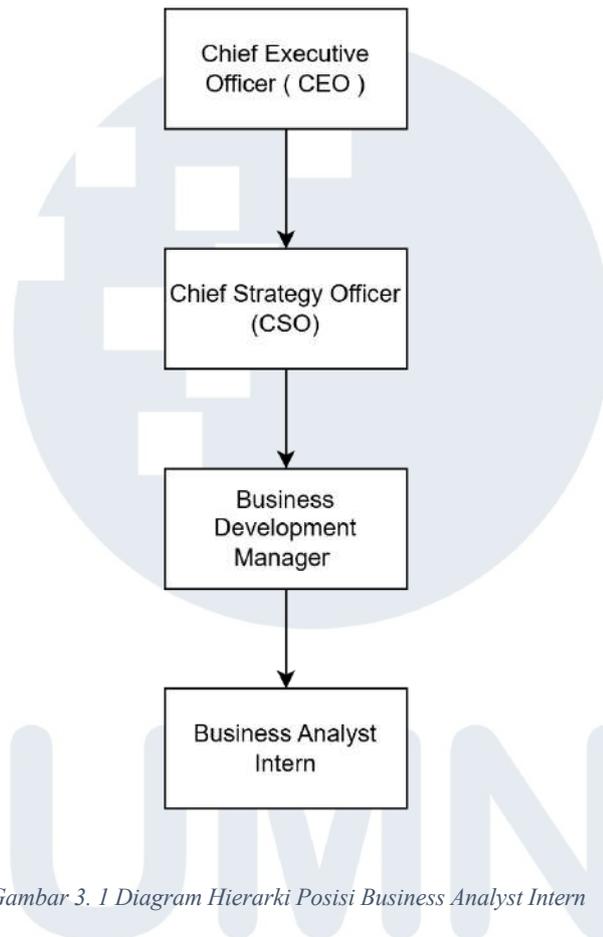
#### 3.1 Kedudukan dan Koordinasi

Selama program magang di PT. YHC Keramik Indonesia, saya ditempatkan pada posisi *Business Analyst Intern* yang berkoordinasi langsung dengan *Chief Strategy Officer (CSO)* dan *Business Development Manager*. Sebagai *Business Analyst Intern*, saya memiliki kesempatan untuk terlibat dalam analisis mendalam terkait alur operasional dan pengelolaan stok perusahaan, serta memberikan solusi berbasis data untuk meningkatkan efisiensi proses kerja di seluruh departemen. Posisi ini memberikan saya tanggung jawab yang sangat strategis, yang tidak hanya berkaitan dengan pengelolaan data dan analisis tetapi juga dengan penerapan teknologi terbaru untuk mendukung pertumbuhan perusahaan.

Dalam perusahaan yang bergerak di bidang manufaktur dan distribusi produk keramik ini, efisiensi pengelolaan stok sangatlah penting. Sebagai bagian dari tim, saya memiliki peran yang vital dalam menganalisis proses bisnis yang ada dan mengidentifikasi peluang untuk meningkatkan efisiensi, baik melalui penggunaan *Python* untuk analisis data maupun *Power BI* untuk visualisasi data yang dapat membantu manajemen dalam pengambilan keputusan berbasis data. Mahasiswa bekerja secara langsung dengan tim keuangan dan tim produksi untuk mendalami proses yang ada dan merancang sistem yang dapat meminimalkan ketergantungan pada proses manual yang seringkali rentan terhadap kesalahan.

Saya berada di bawah pengawasan langsung *Chief Strategy Officer (CSO)* dan *Business Development Manager*, yang bertanggung jawab atas pengembangan dan implementasi strategi perusahaan jangka panjang. CSO memberikan arahan mengenai inisiatif yang harus dilakukan untuk meningkatkan kinerja dan efisiensi perusahaan, dan saya sebagai *Business Analyst Intern* berperan penting dalam memberikan analisis serta rekomendasi

berbasis data yang dapat membantu mencapai tujuan tersebut. Hal ini menempatkan saya dalam posisi yang sangat strategis untuk mengembangkan pemahaman tentang cara perusahaan merencanakan dan melaksanakan strategi operasionalnya, serta bagaimana saya dapat berkontribusi dalam memecahkan tantangan yang dihadapi perusahaan.



Gambar 3. 1 Diagram Hierarki Posisi Business Analyst Intern

### 3.1.1. Tugas Utama dan Koordinasi antar Divisi

Sebagai *Business Analyst Intern*, saya bekerja langsung dengan beberapa tim untuk menyelesaikan berbagai tugas yang diberikan selama magang. Tugas-tugas saya berkisar pada analisis data, perancangan sistem berbasis data, serta kolaborasi dengan tim untuk mengimplementasikan solusi yang lebih efisien dan berbasis teknologi. Berikut adalah penjelasan lebih mendalam mengenai tugas utama saya dan koordinasi dengan tim-tim yang ada di perusahaan:

- 1) **Koordinasi dengan Tim Produksi** Koordinasi dengan Tim Produksi sangat penting untuk memahami bagaimana pengelolaan stok mempengaruhi jalannya proses produksi. Tim produksi memberikan data yang berkaitan dengan penggunaan bahan baku, serta informasi mengenai perencanaan kebutuhan bahan baku untuk setiap lini produksi. Saya mengumpulkan dan menganalisis data ini menggunakan *Python* untuk memodelkan dan memprediksi kebutuhan stok berdasarkan pola penggunaan sebelumnya. Dengan menggunakan model ini, saya dapat memberikan rekomendasi mengenai pengelolaan bahan baku yang lebih efisien, misalnya dengan mengoptimalkan tingkat persediaan untuk menghindari kelebihan atau kekurangan stok.

Penggunaan *Python* juga memungkinkan saya untuk mengotomatisasi analisis data sehingga informasi yang diberikan kepada tim produksi lebih cepat dan akurat. Hal ini sangat penting karena produksi yang efisien sangat bergantung pada ketersediaan bahan baku yang tepat waktu, dan pengelolaan stok yang buruk dapat menghambat proses produksi dan mengurangi kualitas produk yang dihasilkan.

- 2) **Koordinasi dengan Tim Keuangan** Sebagai bagian dari tugas saya, saya juga membantu Tim Keuangan dalam pengelolaan data dan pencatatan transaksi, terutama terkait dengan *input data invoice* yang sudah dibayar ke dalam *Software Accurate*. Tim keuangan memerlukan data yang akurat dan tepat waktu terkait pembayaran untuk memastikan bahwa laporan keuangan yang dihasilkan dapat mencerminkan kondisi keuangan perusahaan dengan baik. Saya berkolaborasi dengan tim keuangan untuk memastikan bahwa data yang diinput ke dalam *Software Accurate* sesuai dengan laporan yang ada dan mendukung proses pencatatan transaksi secara lebih efisien.

Selain itu, saya juga membantu tim keuangan dalam visualisasi data keuangan dengan menggunakan Power BI. Dengan Power BI, saya membuat *dashboard* yang memungkinkan tim keuangan untuk memantau arus kas dan pendapatan secara *real-time*, serta membantu mereka dalam merencanakan pengeluaran dan memonitor anggaran perusahaan. *Dashboard* ini juga berfungsi untuk membantu manajemen dalam mengambil keputusan finansial berdasarkan data yang akurat dan terbaru, yang disajikan dalam bentuk grafik dan tabel yang mudah dipahami.

- 3) **Pengembangan Sistem Berbasis Data** Salah satu pencapaian terbesar selama magang ini adalah pengembangan sistem yang dapat mengintegrasikan data dari berbagai departemen ke dalam satu platform berbasis *Python* dan *Power BI*. Sistem ini dirancang untuk memberikan akses terhadap data pengelolaan stok, transaksi pembelian, dan laporan keuangan. Dengan menggunakan *Python*, saya dapat mengembangkan skrip untuk mengumpulkan dan membersihkan data dari berbagai sumber, sementara *Power BI* digunakan untuk membuat visualisasi yang memungkinkan tim keuangan dan tim produksi untuk memantau data dengan cepat dan mudah.

Sistem yang dikembangkan memungkinkan perusahaan untuk memvisualisasikan data secara dinamis dan mengambil keputusan yang lebih cepat berdasarkan informasi yang tersedia. Saya berperan dalam merancang alur kerja sistem dan memastikan bahwa integrasi data berjalan lancar, sehingga data yang tercatat dapat digunakan oleh berbagai tim untuk pengambilan keputusan yang lebih baik.

### 3.1.2. Penerapan dan Evaluasi Sistem

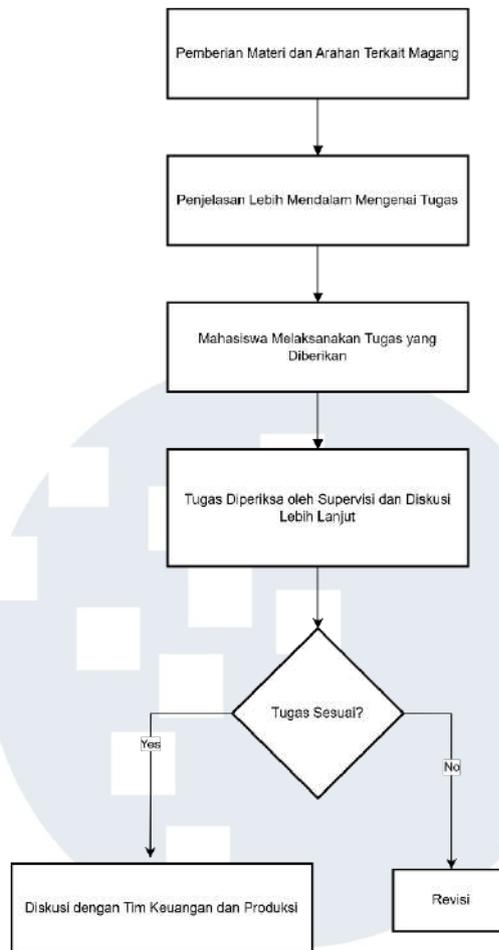
Penerapan sistem berbasis *Python* untuk analisis data dan Power BI untuk visualisasi berjalan dengan baik setelah pengujian dan evaluasi dilakukan. Sebagai *Business Analyst Intern*, saya terlibat dalam evaluasi hasil untuk memastikan bahwa sistem yang diterapkan memberikan hasil yang sesuai dengan ekspektasi. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan data yang dihasilkan oleh sistem dengan data aktual, serta mengukur seberapa efektif sistem dalam menyederhanakan proses pengelolaan stok dan pelaporan keuangan.

Selain itu, saya juga terlibat dalam *monitoring* pasca-implementasi, di mana saya memastikan bahwa sistem berjalan lancar dan memberikan hasil yang memadai. Saya terus bekerja sama dengan Tim Produksi dan Tim Keuangan untuk mendapatkan umpan balik mengenai penggunaan sistem, serta untuk melakukan perbaikan atau penyesuaian jika diperlukan.

### 3.1.3. Koordinasi Divisi dan Kolaborasi

Koordinasi antara saya dan berbagai tim di perusahaan sangat penting untuk memastikan bahwa sistem yang saya bantu kembangkan dapat diterima dan diterapkan dengan baik. Saya bekerja erat dengan tim produksi untuk memastikan bahwa sistem yang dikembangkan dapat mempermudah pemantauan kebutuhan bahan baku, serta bekerja sama dengan tim keuangan untuk memastikan pengelolaan transaksi dan pengeluaran tercatat dengan benar dan efisien. Dengan adanya koordinasi yang efektif ini, saya dapat memastikan bahwa solusi yang saya berikan benar-benar dapat mendukung kebutuhan operasional perusahaan.

Adapun alur kerja dari *Business Analyst* pada PT. YHC Keramik Indonesia adalah sebagai berikut:



Gambar 3. 2 Alur Kerja Mahasiswa Magang

Gambar 3.2 menggambarkan alur kerja yang diikuti oleh mahasiswa selama program magang berlangsung. Jalur ini terdiri dari beberapa langkah yang membantu mahasiswa memahami dan menjalani tugas mereka selama magang. Berikut adalah penjelasan mengenai gambar 3.2:

1. Pemberian Materi atau Arahan Terkait Magang dan Tugas Selama Kerja Magang Langkah pertama dimulai dengan pemberian materi atau arahan dari pihak perusahaan atau supervisor kepada mahasiswa magang. Pada tahap ini, mahasiswa diberikan panduan umum tentang program magang, tujuan pekerjaan, dan tugas-tugas yang akan mereka jalani selama magang. Ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang jelas tentang apa yang akan dilakukan selama magang dan ekspektasi perusahaan terhadap mahasiswa tersebut.

2. Penjelasan Lebih Mendalam Mengenai Tugas Setelah arahan awal diberikan, supervisor akan memberikan penjelasan lebih rinci mengenai tugas yang akan dikerjakan. Penjelasan ini mencakup gambaran pekerjaan yang lebih detail, prosedur yang harus diikuti, target yang perlu dicapai, dan hasil yang diharapkan. Mahasiswa diharapkan dapat memahami tugas yang diberikan secara menyeluruh dan melaksanakan tugas tersebut sesuai dengan standar yang diinginkan perusahaan.

3. Mahasiswa Melaksanakan Tugas yang Diberikan Pada langkah ini, mahasiswa mulai mengerjakan tugas yang telah diberikan oleh supervisor. Mahasiswa akan menerapkan pengetahuan dan keterampilan yang telah dipelajari untuk menyelesaikan tugas tersebut secara mandiri. Proses ini juga mencakup komunikasi dengan supervisor apabila diperlukan klarifikasi atau bantuan untuk memastikan bahwa tugas yang dilaksanakan sesuai dengan instruksi yang diberikan.

4. Tugas Diperiksa oleh Supervisi dan Diskusi Lebih Lanjut Setelah tugas diselesaikan, supervisor akan memeriksa pekerjaan yang telah dilakukan oleh mahasiswa untuk memastikan bahwa tugas tersebut telah diselesaikan dengan benar. Jika diperlukan, supervisor akan melakukan diskusi lebih lanjut mengenai pekerjaan yang telah dilakukan untuk memberikan masukan atau klarifikasi tambahan agar hasil pekerjaan dapat ditingkatkan.

Jika Tugas sudah sesuai, supervisor akan menilai apakah tugas yang telah dikerjakan mahasiswa sesuai dengan standar yang diinginkan atau tidak. Ini adalah *decision node* dalam *flowchart* yang akan mengarahkan alur kerja ke dua kemungkinan:

- **Ya:** Jika tugas dianggap sesuai dengan ekspektasi, mahasiswa akan melanjutkan untuk diskusi dengan tim keuangan dan produksi, guna memastikan bahwa tugas yang telah dikerjakan memberikan kontribusi positif dalam operasional perusahaan.
- **Tidak:** Jika hasil pekerjaan mahasiswa tidak memenuhi standar yang diinginkan, maka mahasiswa akan diminta untuk melakukan revisi. Revisi ini bertujuan untuk memperbaiki kekurangan dalam pekerjaan dan memastikan bahwa tugas yang dilakukan memenuhi standar yang ditetapkan.

5. Diskusi dengan Tim Keuangan dan Produksi (Jika Tugas Sesuai) Jika pekerjaan mahasiswa dinilai telah sesuai dengan standar yang ditetapkan, langkah berikutnya adalah diskusi dengan Tim Keuangan dan Produksi. Pada tahap ini, pekerjaan yang telah diselesaikan akan dianalisis lebih lanjut dengan tim terkait untuk memastikan bahwa pekerjaan tersebut dapat diterapkan dalam operasional perusahaan dan memberikan kontribusi positif. Diskusi ini memungkinkan perusahaan untuk memastikan bahwa pekerjaan yang dilakukan sesuai dengan kebutuhan praktis di lapangan.

6. Revisi (Jika Tugas Tidak Sesuai) Jika tugas yang dikerjakan mahasiswa tidak sesuai dengan standar yang ditetapkan, supervisor akan meminta mahasiswa untuk melakukan revisi. Pada tahap ini, mahasiswa diminta untuk memperbaiki kesalahan yang ada atau menyesuaikan pekerjaan mereka agar sesuai dengan ekspektasi perusahaan. Setelah revisi dilakukan, pekerjaan akan kembali diperiksa untuk memastikan bahwa hasil yang diperoleh sudah memenuhi standar yang diinginkan.

### 3.2 Tugas dan Uraian Kerja Magang

Selama magang sebagai *Business Analyst Intern* di PT YHC Keramika Indonesia, saya berperan dalam dua aspek penting yang terkait dengan pengelolaan stok dan peningkatan efisiensi operasional perusahaan melalui penggunaan teknologi berbasis data. Tugas utama adalah melakukan analisis mendalam terhadap sistem pengelolaan stok yang ada di perusahaan dan merancang solusi untuk meningkatkan proses pengelolaan tersebut agar lebih efisien. Tugas pertama adalah menganalisis proses operasional yang ada dengan melakukan pengumpulan data dan wawancara dengan *stakeholder* terkait untuk memahami masalah yang ada dalam pengelolaan stok. Hal ini bertujuan untuk mengidentifikasi masalah yang timbul dari penggunaan sistem manual, seperti ketidaksesuaian data stok, pengelolaan bahan baku yang tidak optimal, dan kurangnya sistem pelacakan stok yang lebih efisien.

Setelah melakukan analisis terhadap alur operasional yang ada, kemudian mahasiswa akan melanjutkan dengan merancang sistem berbasis *data analytics* untuk mendukung pengelolaan stok yang lebih efisien. Dalam hal ini, Power BI digunakan untuk visualisasi data terkait stok bahan baku, transaksi pembelian, dan prediksi kebutuhan bahan baku yang lebih akurat, sedangkan *Python* digunakan untuk melakukan pembersihan dan analisis data historis. Sistem yang dibangun bertujuan untuk memberikan pengelolaan stok yang lebih transparan, dengan visualisasi yang lebih mudah dipahami oleh manajemen, serta membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih cepat dan akurat.

Selain itu, mahasiswa juga bertanggung jawab dalam melakukan pengujian sistem untuk memastikan bahwa *dashboard* Power BI yang dikembangkan bekerja sesuai dengan tujuan yang diinginkan. Pengujian dilakukan dengan menggunakan data historis yang telah dikumpulkan untuk mengevaluasi apakah *dashboard* dapat memberikan gambaran yang akurat mengenai status stok bahan baku dan proyeksi kebutuhan bahan baku di masa depan. Aktivitas lainnya termasuk integrasi sistem yang menghubungkan model prediksi yang dikembangkan dengan Power BI, serta

memastikan agar data yang ditampilkan sesuai dengan kebutuhan operasional perusahaan. Selama magang, mahasiswa juga berkolaborasi dengan divisi lainnya dalam memastikan bahwa sistem yang dikembangkan dapat diterapkan dengan baik dalam proses pengelolaan stok yang berjalan di perusahaan.

Tabel 3. 1 Jadwal Implementasi Machine Learning dan Dashboard

No.	Aktivitas yang dilakukan	Minggu	Tanggal
<b>Fase 1 : Analysis</b>			
1	Mengobservasi dan Mengidentifikasi Proses Pengelolaan Stok yang Ada	Minggu 1	3 Februari – 9 Februari 2025
2	Pengumpulan Data dari Sistem Accurate	Minggu 2	10 Februari – 16 Februari 2025
<b>Fase 2 : Preparation</b>			
3	Pembersihan dan Pengolahan Data Menggunakan Python	Minggu 3	17 Februari – 23 Februari 2025
4	Perancangan Kerangka Power BI ( Mock-up Dashboard )	Minggu 4	24 Februari – 2 Maret 2025
5	Menentukan Model Prediksi Machine Learning yang akan Digunakan	Minggu 5	3 Maret – 9 Maret 2025
<b>Fase 3 : Implementation</b>			
6	Pengembangan Dashboard Power BI	Minggu 6	10 Maret – 16 Maret 2025
7	Implementasi Model Prediksi Kebutuhan Stok dengan Python	Minggu 7	17 Maret – 23 Maret 2025
<b>Fase 4 : Testing</b>			
8	Pengujian Fungsional Dashboard Power BI	Minggu 8	24 Maret – 30 Maret 2025
9	Pengujian dan Validasi Model Prediksi	Minggu 9	31 Maret – 6 April 2025
<b>Fase 5 : Deployment</b>			
10	Penerapan Dashboard untuk Pengoptimalan Stok	Minggu 12 – Minggu 16	14 April – 18 Mei 2025
<b>Fase 6 : Release &amp; Maintenance</b>			
11	Pemeliharaan dan Pemantauan Sistem	Minggu 17 – Minggu 18	19 Mei 2025 – 3 Juni 2025

Tabel 3.1 menggambarkan jadwal pelaksanaan kegiatan magang secara detail yang terstruktur dan sistematis. Jadwal ini terbagi ke dalam beberapa fase utama mulai dari fase analisis yang meliputi pengamatan proses pengelolaan stok dan pengumpulan data, dilanjutkan dengan fase *preparation* yang mencakup pembersihan data serta perancangan *wireframe* dan *dashboard* menggunakan Power BI. Selanjutnya, pada fase implementasi, dilakukan

pengembangan *dashboard* dan integrasi model prediksi kebutuhan stok yang dibuat dengan *Python*. Fase-fase berikutnya meliputi pengujian fungsionalitas dan validasi model, evaluasi sistem berdasarkan umpan balik pengguna, hingga penerapan sistem ke lingkungan operasional. Terakhir, terdapat fase pemeliharaan dan penyempurnaan sistem serta penyusunan laporan akhir magang. Pembagian waktu yang rinci ini bertujuan untuk memastikan setiap tahap selesai dengan baik dan hasil yang diperoleh sesuai dengan kebutuhan perusahaan sehingga dapat meningkatkan efisiensi pengelolaan stok secara signifikan. Bagian Uraian berisi penjelasan secara umum mengenai pekerjaan yang dilakukan selama proses kerja magang

### **3.2.1 Fase 1 : *Analysis***

#### **3.2.1.1 Mengobservasi dan Mengidentifikasi Proses Pengelolaan Stok**

Fase awal dalam pelaksanaan magang ini adalah melakukan observasi menyeluruh terhadap proses pengelolaan stok yang berlangsung di PT YHC Keramik Indonesia. Pengelolaan stok mencakup berbagai aktivitas penting seperti pencatatan stok masuk dan keluar, penyimpanan bahan baku di gudang, hingga pemakaian bahan tersebut dalam proses produksi. Perusahaan telah menggunakan sistem *Accurate* sebagai alat pencatatan stok utama, namun dalam pelaksanaannya masih ditemukan beberapa kendala yang mempengaruhi akurasi data stok.

Sistem *Accurate* memang mempermudah pencatatan transaksi stok, tetapi proses input data yang dilakukan secara manual menyebabkan ketidakkonsistenan data dan keterbatasan dalam pelacakan stok secara *real-time*. Selain itu, laporan stok yang dihasilkan oleh sistem ini bersifat statis dan kurang menyediakan analisis mendalam yang dibutuhkan untuk mendukung pengambilan keputusan strategis, khususnya terkait prediksi kebutuhan bahan baku.

Koordinasi antar divisi yang berkaitan dengan pengelolaan stok, seperti gudang, produksi, dan keuangan, juga belum optimal. Hal ini

berakibat pada keterlambatan pembaruan data stok dan potensi kesalahan yang bisa berpengaruh terhadap proses produksi maupun pengadaan bahan baku.

Sebagai bagian dari proses validasi data, kegiatan stok opname dilakukan secara rutin untuk memastikan kesesuaian antara jumlah fisik stok di gudang dengan data yang tercatat dalam sistem *Accurate*. Hasil dari stok opname ini mengungkap adanya selisih antara stok fisik dan data sistem, menandakan perlunya perbaikan prosedur pencatatan dan pengelolaan stok agar data lebih akurat dan dapat diandalkan.

Temuan dari observasi dan stok opname ini menjadi landasan penting dalam melanjutkan ke tahap pengumpulan dan pengolahan data yang valid, yang nantinya akan digunakan untuk pengembangan model prediksi kebutuhan stok dan *dashboard* interaktif.

Berikut adalah *Stock Management Workflow* pada PT. YHC Keramika Indonesia



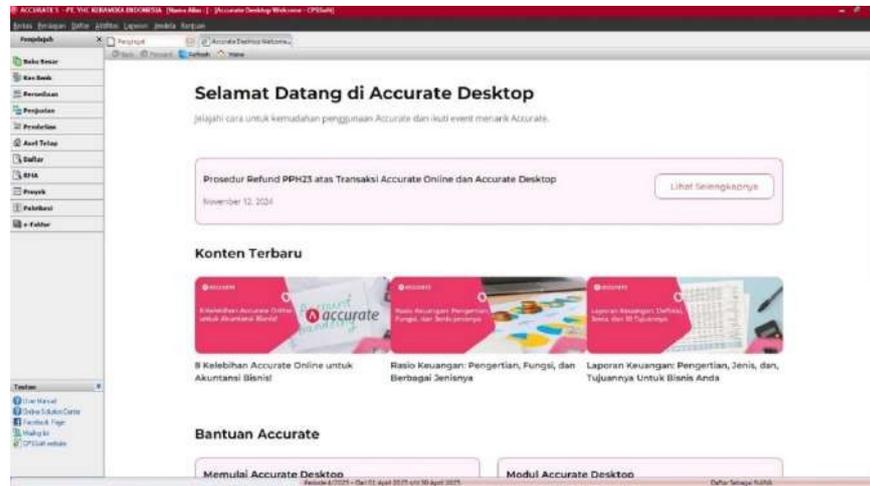
Gambar 3. 3 *Stock Management Workflow*

### 3.2.1.2 Pengumpulan Data dari Sistem *Accurate*

PT YHC Keramika Indonesia menggunakan sistem *Accurate* sebagai perangkat lunak utama untuk mencatat seluruh transaksi pembayaran dan pengelolaan persediaan. Sistem ini menyimpan data stok masuk, stok keluar, transaksi pembelian, serta informasi terkait produk dan *supplier* secara terstruktur dan terintegrasi. Data yang tercatat mencakup tanggal transaksi, kode produk, jumlah kuantitas barang, nomor dokumen transaksi, dan informasi lain yang relevan untuk pengelolaan inventaris.

Untuk analisis dan pembuatan model prediksi kebutuhan stok, data dari *Accurate* diekstrak ke dalam format digital seperti CSV atau Excel.

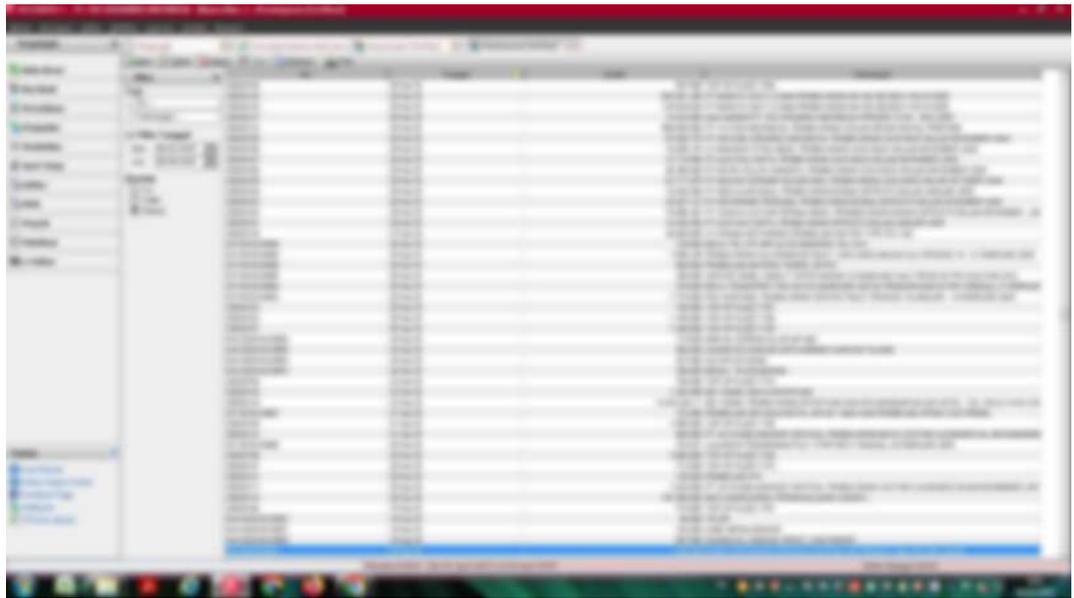
Data ini kemudian diolah dengan perangkat analisis seperti *Python* dan Power BI guna memperoleh *insight* yang dapat meningkatkan efisiensi pengelolaan stok.



Gambar 3. 4 Tampilan Antarmuka Accurate setelah Login

Setelah memahami cara kerja sistem *Accurate*, langkah berikutnya adalah melihat *preview data* yang akan diekstrak dari sistem tersebut. Data ini biasanya berupa tabel yang berisi informasi stok masuk dan keluar, tanggal transaksi, kode produk, dan kuantitas barang. *Preview data* ini penting untuk memastikan struktur dan kelengkapan informasi sebelum dilakukan ekstraksi secara penuh.

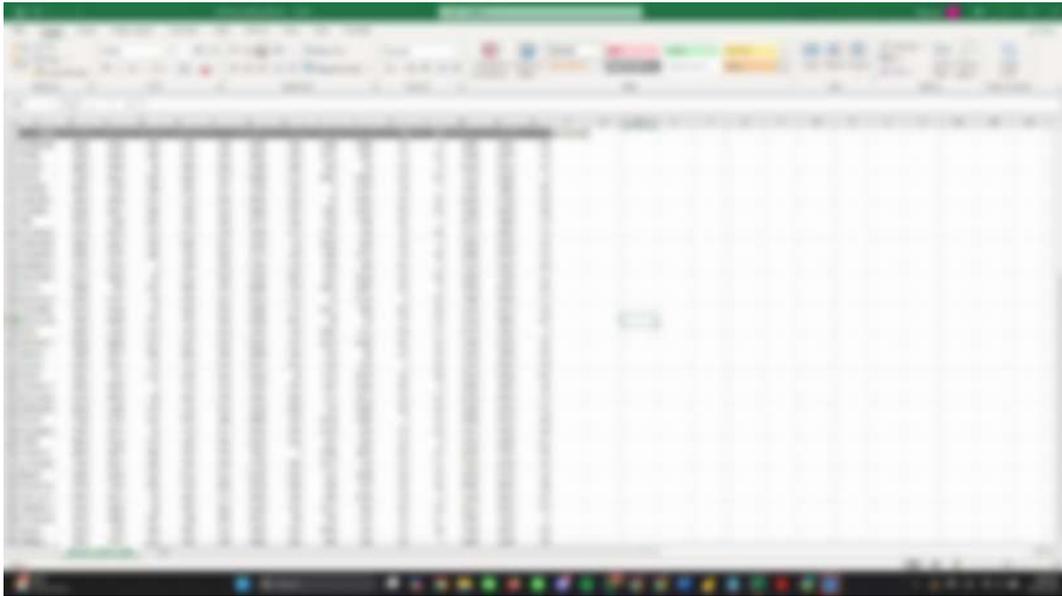


The image shows a screenshot of a software application window. The main area is a data preview table with many columns and rows. The text is somewhat blurry, but it appears to be a list of data entries. On the left side, there is a sidebar with various menu items and filters. The overall interface looks like a data management or reporting tool.

Gambar 3. 5 Preview Data Ekspor dari Accurate

Gambar 3.5 menampilkan contoh tabel data asli yang menunjukkan kolom-kolom utama yang nantinya akan diolah lebih lanjut, seperti tanggal transaksi, kode produk, dan jumlah stok yang masuk maupun keluar. Setelah *preview*, data kemudian diekspor ke dalam format CSV untuk diolah lebih lanjut dalam analisis dan pembuatan model prediksi kebutuhan stok. Data hasil ekspor ini menjadi sumber data mentah yang akan dibersihkan dan dianalisis nantinya.

UMN  
UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA



Gambar 3. 6 Data Ekspor Accurate

Gambar 3.6 menunjukkan data mentah yang diambil langsung dari sistem *Accurate* dan menjadi bahan utama untuk proses pembersihan, analisis, dan pengembangan model prediksi yang akan membantu pengelolaan stok menjadi lebih efisien dan akurat. Dengan rangkaian proses ini, PT YHC Keramik Indonesia dapat memastikan data yang digunakan dalam pengambilan keputusan berbasis data memiliki akurasi tinggi dan relevansi yang tepat sesuai kebutuhan operasional perusahaan.

### 3.2.2 Fase 2 : *Preparation*

Fase *preparation* merupakan tahap krusial dalam pengembangan sistem pengelolaan stok berbasis data yang menjadi pondasi bagi keberhasilan implementasi selanjutnya. Pada tahap ini, dilakukan persiapan menyeluruh terkait data dan sistem yang akan dikembangkan, mulai dari proses pembersihan dan pengolahan data mentah yang diperoleh dari sistem *Accurate* hingga persiapan kerangka visualisasi *dashboard* yang akan digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan.

Selain itu, fase ini juga meliputi proses pemilihan dan penentuan model prediksi *machine learning* yang sesuai dengan karakteristik data dan kebutuhan bisnis perusahaan. Pemilihan model yang tepat pada tahap ini sangat penting agar proses implementasi dapat berjalan efektif, terarah, dan menghasilkan prediksi kebutuhan stok yang akurat.

Persiapan yang matang dan terstruktur akan memudahkan proses integrasi antara data, model prediksi, dan visualisasi sehingga menghasilkan sistem yang tidak hanya fungsional tetapi juga mudah digunakan oleh berbagai pihak yang terlibat dalam pengelolaan stok di PT YHC Keramik Indonesia.

Dengan demikian, fase *preparation* tidak hanya berfokus pada aspek teknis pengolahan data dan pengembangan model, tetapi juga pada aspek pengguna dan tata kelola informasi agar sistem yang dibangun benar-benar dapat memenuhi kebutuhan dan memberikan manfaat optimal bagi perusahaan.

### **3.2.2.1. Pembersihan dan Pengolahan Data Menggunakan *Python* ( *Exploratory Data Analysis* )**

Pembersihan dan pengolahan data merupakan tahap awal yang sangat penting sebelum memasuki proses analisis lanjutan dan pembuatan model prediktif. Data yang digunakan berasal dari hasil ekspor sistem *Accurate* yang mencatat stok keramik selama bulan Oktober hingga November 2024. Namun, data mentah tersebut sering kali tidak langsung siap digunakan karena adanya kendala seperti format kolom yang tidak konsisten, tipe data yang tidak sesuai, serta kemungkinan nilai kosong atau *outlier*. Oleh karena itu, tahap ini dilakukan menggunakan *Python*

Langkah-langkah yang dilakukan dalam proses ini mencakup normalisasi nama kolom, konversi tipe data numerik, penanganan nilai hilang, serta penambahan kolom baru seperti `SELISIH_AKHIR` yang

menunjukkan selisih antara stok akhir aktual dan yang tercatat dalam Excel. Setelah pembersihan selesai, dilakukan analisis statistik deskriptif untuk memahami pola distribusi data, serta visualisasi awal seperti histogram untuk mendeteksi penyimpangan data atau *outlier*. Hasil dari tahap ini akan menjadi dasar yang kuat dalam proses analisis korelasi antar variabel dan pengembangan sistem prediksi kebutuhan stok yang akurat dan efisien.

## 1. Normalisasi Nama Kolom

Proses normalisasi nama kolom merupakan langkah penting pertama dalam pembersihan data yang bertujuan untuk menciptakan konsistensi pada identifikasi kolom. Data awal memiliki nama kolom yang beragam formatnya, menggunakan spasi dan campuran huruf kapital dan kecil, yang dapat menyebabkan kesalahan ketika kode *Python* mencoba mengakses kolom tersebut. Oleh karena itu, seluruh nama kolom diubah menjadi format huruf kapital dan spasi diganti dengan *underscore* (`_`). Langkah ini memudahkan pemanggilan kolom secara konsisten dan meminimalkan risiko kesalahan teknis dalam pemrograman selanjutnya.

### 2. Normalisasi Nama Kolom

```
# Normalisasi nama kolom: huruf kapital dan ganti spasi dengan underscore
df.columns = df.columns.str.strip().str.upper().str.replace(" ", "_")
df.columns

Index(['MERK', 'STOCK_AKHIR_OKT', 'HASIL_STO_6_NOV', 'PENY_SETELAH_STO',
      'PROD_5_NOV', 'PENGIRIMAN_5-6_NOV', 'STOCK_AWAL_NOVEMBER',
      'PENYESUAIAN', 'HASIL_PROD_5_NOV-30_NOV_2024',
      'REALISASI_PENGIRIMAN_5_NOV-30_NOV_2024', 'SAMPLE', 'PECAH',
      'STOK_AKHIR_NOV', 'STOCK_AKHIR_DI_EXCEL', 'KETERANGAN_SELISIH'],
      dtype='object')
```

Gambar 3. 7 Normalisasi Nama Kolom

Dengan normalisasi nama kolom, variabel seperti STOCK\_AKHIR\_OKT berubah menjadi STOCK\_AKHIR\_OKT, sehingga mempermudah penulisan kode dan meningkatkan kejelasan struktur data dalam pengolahan selanjutnya. Ini adalah langkah penting agar seluruh proses pengolahan data dapat berjalan dengan lancar tanpa hambatan akibat ketidakkonsistenan penamaan.

## 2. Konversi Kolom Numerik

Setelah normalisasi, data selanjutnya harus dikonversi ke dalam tipe yang sesuai agar siap untuk analisis statistik dan pemodelan. Sebagian besar kolom yang berisi data kuantitatif perlu dikonversi menjadi tipe numerik, karena secara *default* data yang diimpor dari *file* CSV bisa saja masih berbentuk *string*, khususnya bila terdapat karakter non-numerik atau format yang tidak seragam. Pada tahap ini, seluruh kolom kecuali kolom MERK yang berisi data kategorik nama produk diubah menjadi tipe numerik. Proses ini juga akan mendeteksi data yang tidak valid dan mengkonversinya menjadi NaN, yang kemudian akan ditangani pada tahap berikutnya.

### 3. Konversi Nilai ke Tipe Numerik

```
for col in df.columns[1:]:  
    df[col] = pd.to_numeric(df[col], errors='coerce')
```

Gambar 3. 8 Konversi Kolom Numerik

Konversi tipe data numerik sangat krusial agar fungsi matematis dan statistik dapat diterapkan dengan benar. Nilai-nilai yang tidak dapat dikonversi secara otomatis diubah menjadi NaN sebagai tanda bahwa data tersebut perlu penanganan khusus agar tidak mengganggu analisis berikutnya. Tahapan ini menjamin bahwa seluruh data numerik dalam *dataset* valid dan dapat diproses secara tepat.

### 3. Penanganan *Missing Values* ( Pengecekan Nilai Kosong )

Pengecekan dan penanganan nilai kosong (*missing values*) merupakan aspek fundamental dalam pembersihan data. Nilai kosong dapat timbul akibat data hilang, kesalahan *input*, atau proses konversi sebelumnya. Jika nilai kosong tidak ditangani, hasil analisis dan pemodelan akan bias atau bahkan gagal. Dalam tahap ini, dilakukan pengecekan jumlah *missing values* untuk tiap kolom numerik dan kemudian semua nilai kosong tersebut diisi

menggunakan nilai median kolom yang relevan. Pemilihan median sebagai nilai pengganti didasarkan pada kekuatan median yang lebih tahan terhadap pengaruh nilai ekstrem dibandingkan rata-rata.

Gambar 3. 9 Missing Values

```
print(df.isnull().sum())
MERK 0
STOCK_AKHIR_OKT 0
HASIL_STO_6_NOV 0
PENY_SETELAH_STO 0
PROD_5_NOV 0
PENGIRIMAN_5-6_NOV 0
STOCK_AWAL_NOVEMBER 0
PENYESUAIAN 0
HASIL_PROD_5_NOV-30_NOV_2024 0
REALISASI_PENGIRIMAN_5_NOV-30_NOV_2024 0
SAMPLE 0
PECAH 0
STOK_AKHIR_NOV 0
STOCK_AKHIR_DI_EXCEL 0
KETERANGAN_SELISIH 0
dtype: int64
```

#### 4. Penambahan Kolom “ SELISIH\_AKHIR “ sebagai Fitur Penting

Sebagai bagian dari *feature engineering*, ditambahkan kolom baru bernama SELISIH\_AKHIR yang dihitung sebagai selisih antara stok akhir yang tercatat dalam sistem *Accurate* dan stok akhir yang tercatat di Excel. Fitur ini berfungsi sebagai indikator perbedaan pencatatan stok yang bisa menjadi sinyal adanya ketidaksesuaian atau masalah dalam proses manajemen inventori.

##### 5. Menambahkan Kolom "SELISIH\_AKHIR" sebagai fitur penting

```
df["SELISIH_AKHIR"] = df["STOK_AKHIR_NOV"] - df["STOCK_AKHIR_DI_EXCEL"]
print(df[["MERK", "STOK_AKHIR_NOV", "STOCK_AKHIR_DI_EXCEL", "SELISIH_AKHIR"]].head())
```

	MERK	STOK_AKHIR_NOV	STOCK_AKHIR_DI_EXCEL	SELISIH_AKHIR
0	AVIGNON	2865	5524	-2659
1	TOTAL	7028	9477	-2449
2	Stratal	8326	8311	15
3	EIFFEL	7371	8186	-815
4	LOUVRE	7359	3065	4294

Gambar 3. 10 Penambahan Kolom "Selisih\_Akhir"

Kolom SELISIH\_AKHIR memberikan gambaran jelas terkait keakuratan dan konsistensi pencatatan stok. Perbedaan yang besar antar kedua sumber data dapat menandakan perlunya audit lebih lanjut atau perbaikan dalam proses pencatatan. Fitur ini juga dapat digunakan sebagai variabel pendukung dalam analisis risiko dan evaluasi kualitas data.

### 5. Statistik Deskriptif untuk Memahami Karakteristik Data

Sebagai bagian dari *feature engineering*, ditambahkan kolom baru bernama SELISIH\_AKHIR yang dihitung sebagai selisih antara stok akhir yang tercatat dalam sistem *Accurate* dan stok akhir yang tercatat di Excel. Fitur ini berfungsi sebagai indikator perbedaan pencatatan stok yang bisa menjadi sinyal adanya ketidaksesuaian atau masalah dalam proses manajemen inventori.

### 6. Statistik Deskriptif tiap Kolom dataset

```
print(df.describe())
```

	STOCK_AKHIR_OKT	HASIL_STO_6_NOV	PENY_SETELAH_STO	PROD_5_NOV	\
count	100.000000	100.000000	100.000000	100.000000	
mean	5960.190000	2924.560000	255.490000	567.580000	
std	2559.157424	1296.768262	149.726585	279.725088	
min	1064.000000	598.000000	3.000000	104.000000	
25%	3722.000000	1926.000000	137.500000	301.000000	
50%	6456.500000	3034.000000	274.000000	580.000000	
75%	8209.750000	3938.500000	380.500000	798.500000	
max	9996.000000	4999.000000	496.000000	996.000000	

	PENGIRIMAN_5-6_NOV	STOCK_AWAL_NOVEMBER	PENYESUAIAN	\
count	100.000000	100.000000	100.000000	
mean	308.500000	5614.300000	34.480000	
std	116.613451	2474.179654	305.296792	
min	103.000000	1133.000000	-496.000000	
25%	199.000000	3645.500000	-248.500000	
50%	318.500000	5797.000000	60.500000	
75%	392.000000	7647.000000	297.750000	
max	496.000000	9924.000000	496.000000	

Gambar 3. 11 Statistik Deskriptif

Statistik deskriptif memberikan ringkasan numerik dari seluruh kolom numerik dalam *dataset* stok keramik, seperti nilai minimum, maksimum, rata-rata (*mean*), *median* (50%), serta standar deviasi (*std*). Dari hasil analisis, diketahui bahwa rata-rata stok akhir bulan November berada pada kisaran  $\pm 5.500$  unit, dengan standar deviasi sekitar  $\pm 2.480$  unit, menandakan adanya variasi stok yang

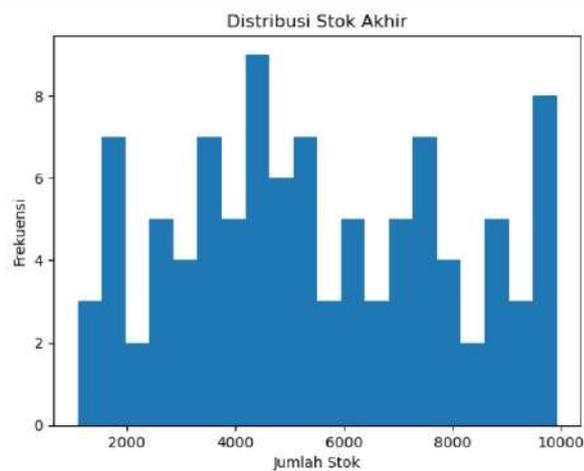
cukup besar antar merek produk. Nilai minimum dan maksimum berkisar antara  $\pm 1.000$  hingga  $\pm 9.900$  unit, menunjukkan adanya produk dengan stok yang sangat rendah maupun sangat tinggi. Selain itu, kolom SELISIH\_AKHIR—yang menunjukkan perbedaan antara stok aktual dan stok tercatat di Excel—memiliki nilai ekstrem dari -7.945 hingga +8.573, mengindikasikan potensi ketidaksesuaian pencatatan yang signifikan. Statistik ini menjadi dasar penting untuk memahami sebaran dan karakteristik data sebelum dilakukan pemodelan prediksi dan visualisasi lebih lanjut.

## 6. Visualisasi Distribusi Stok Akhir

Visualisasi data dalam bentuk histogram digunakan untuk memberikan gambaran visual mengenai distribusi stok akhir. Histogram ini membantu dalam mengenali bentuk distribusi, apakah data terdistribusi secara normal, miring ke satu sisi, atau terdapat nilai-nilai pencilan yang signifikan.

### 7. Visualisasi Distribusi Untuk Kepentingan Analisis Berikutnya

```
import matplotlib.pyplot as plt
plt.hist(df["STOK_AKHIR_NOV"], bins=20)
plt.title("Distribusi Stok Akhir")
plt.xlabel("Jumlah Stok")
plt.ylabel("Frekuensi")
plt.show()
```



Gambar 3.12 Visualisasi Distribusi

Gambar 3.12 menunjukkan histogram distribusi stok akhir bulan *dataset* yang dimana *Histogram* ini menggambarkan frekuensi jumlah produk keramik berdasarkan kelompok stok akhir (jumlah stok pada sumbu X dan frekuensi pada sumbu Y). Terlihat bahwa stok akhir tersebar cukup merata di berbagai rentang nilai, dengan sedikit kecenderungan berkumpul pada kisaran 3.000 hingga 5.000 unit. Jumlah produk dengan stok sangat rendah (<2000) maupun sangat tinggi (>9000) juga tetap muncul meskipun tidak dominan. Pola distribusi ini mengindikasikan bahwa sebagian besar produk memiliki stok menengah, sementara produk dengan stok ekstrem lebih sedikit. Informasi ini penting sebagai landasan dalam pengambilan keputusan pengadaan dan penyesuaian target produksi di periode berikutnya.

#### **3.2.2.2. Perancangan Kerangka Power BI ( *Mock-up Dashboard* )**

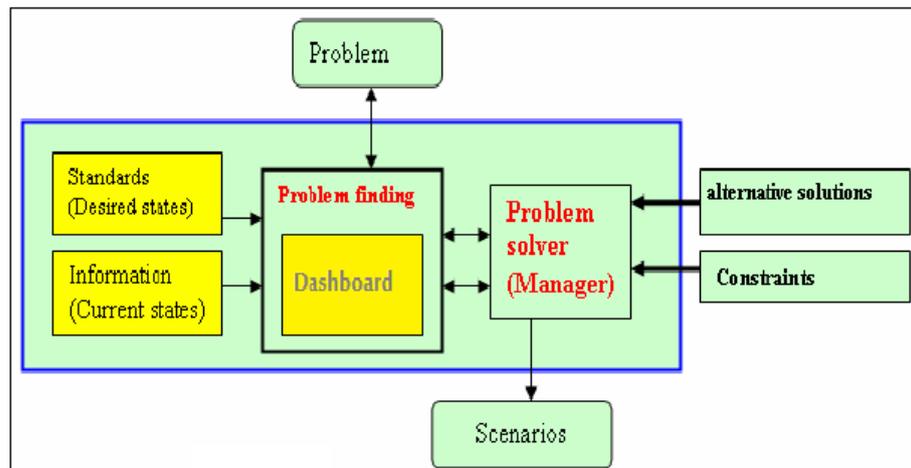
Pada tahap ini, perancangan kerangka *dashboard* Power BI menjadi langkah penting dalam menyediakan alat yang efektif untuk visualisasi dan pengambilan keputusan terkait pengelolaan stok di PT YHC Keramika Indonesia. Tujuan utama dari *dashboard* ini adalah untuk mengintegrasikan dan menampilkan data secara *real-time*, yang akan memudahkan manajemen dalam memantau dan mengambil keputusan berbasis data yang akurat. Dalam merancang *dashboard* ini, dua gambar penting[8] digunakan sebagai acuan yang menggambarkan alur data dan proses yang terjadi, yang akan menjadi dasar fungsionalitas dan struktur visualisasi *dashboard* yang akan dibuat.

## 1. Proses Pemecahan Masalah dengan Dashboard

Gambar pertama menggambarkan proses pemecahan masalah yang difasilitasi oleh *dashboard*. Dalam konteks ini, *dashboard* tidak hanya berfungsi sebagai alat untuk menampilkan data, tetapi juga sebagai alat untuk mencari dan menemukan masalah yang muncul dalam proses pengelolaan stok. Proses ini sangat penting karena memungkinkan manajer untuk memahami kesenjangan antara standar (*desired states*) dan informasi yang ada (*current states*) yang dapat memengaruhi keputusan operasional. Misalnya, apabila stok suatu barang mencapai level kritis atau tidak sesuai dengan prediksi kebutuhan bahan baku, hal ini akan langsung terdeteksi dalam *dashboard*.

Melalui *dashboard*, masalah dapat dengan mudah diidentifikasi dan dianalisis. Ketika masalah ditemukan, *dashboard* memberikan informasi yang cukup bagi manajer untuk mencari solusi alternatif. Misalnya, *dashboard* dapat menunjukkan produk-produk dengan stok rendah yang perlu segera dipesan, atau produk-produk dengan stok berlebih yang berpotensi menyebabkan pemborosan ruang gudang. Data ini sangat penting untuk diinterpretasikan dan menjadi dasar bagi pengambilan keputusan.

*Dashboard* Power BI memberikan kemudahan visualisasi dan interaktivitas, yang memungkinkan manajer untuk menyelami data lebih dalam, seperti melihat proyeksi stok atau tren penjualan dari berbagai waktu. Dengan pendekatan ini, *dashboard* tidak hanya menjadi alat pelaporan, tetapi juga menjadi alat yang mendukung pengambilan keputusan berbasis data yang cepat dan tepat.



Gambar 3. 13 Elemen dalam Proses Pemecahan Masalah dalam Dashboard

- *Standards (Desired States)*: Menyediakan indikator kinerja yang diinginkan atau target yang ingin dicapai dalam pengelolaan stok, seperti tingkat persediaan yang optimal dan kebutuhan bahan baku yang tepat waktu.
- *Information (Current States)*: Menampilkan data terkini mengenai status stok aktual di gudang, yang mencakup stok masuk, stok keluar, dan jumlah produk yang tersedia.
- *Problem Finding*: Membantu manajer dalam mengidentifikasi masalah, seperti ketidaksesuaian antara stok yang ada dan stok yang diperlukan, atau penumpukan barang yang berisiko menjadi dead stock.
- *Problem Solver (Manager)*: Manajer menggunakan dashboard untuk menemukan solusi alternatif, misalnya dengan memutuskan untuk membeli lebih banyak bahan baku atau memindahkan stok ke gudang lain.
- *Scenarios*: Dashboard akan memungkinkan manajer untuk melihat berbagai skenario berdasarkan data yang tersedia, sehingga dapat memilih tindakan yang paling efektif berdasarkan analisis data.

Dengan fitur interaktivitas yang ada di Power BI, manajer tidak hanya mendapatkan gambaran statis mengenai situasi stok, tetapi juga dapat mengeksplorasi berbagai skenario pengelolaan stok yang mungkin dapat diterapkan, memberikan fleksibilitas dan kekuatan analitik yang lebih besar dalam proses pengambilan keputusan.

## **2. Proses Pengolahan Data dan Penentuan Indikator**

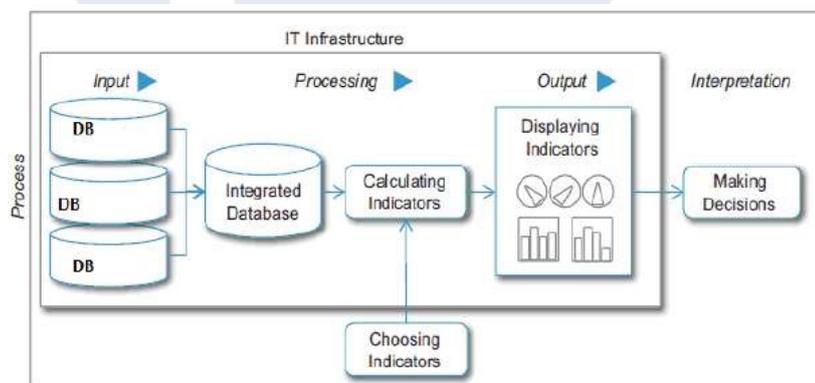
Gambar kedua mengilustrasikan proses pengolahan data yang terjadi dari *input* data hingga *output* indikator yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan. Data yang diperoleh dari sistem *Accurate*, yang mencatat informasi transaksi dan stok barang, akan diolah dan dianalisis lebih lanjut di Power BI. Proses ini dimulai dengan *input* data, yang mencakup informasi seperti jumlah stok, produk yang tersedia, dan transaksi pembelian.

Setelah data diterima, tahap berikutnya adalah proses pengolahan yang akan melibatkan pembersihan data, pemilihan indikator yang relevan, dan perhitungan yang diperlukan untuk menghasilkan indikator kunci yang akan ditampilkan pada *dashboard*. Dalam hal ini, Power BI akan digunakan untuk menghitung dan menampilkan indikator seperti perbandingan stok aktual dengan stok ideal, prediksi kebutuhan stok berdasarkan tren historis, atau rasio penjualan terhadap stok.

*Output* dari proses pengolahan ini adalah visualisasi indikator yang akan ditampilkan dalam berbagai jenis grafik, diagram, atau tabel. Visualisasi ini akan memberikan gambaran yang jelas dan mudah dipahami mengenai kondisi stok, serta membantu manajer dalam mengambil keputusan berbasis data. Misalnya, grafik garis dapat digunakan untuk menunjukkan tren

stok dari waktu ke waktu, sementara *pie chart* dapat memberikan gambaran tentang proporsi stok per kategori produk. *Bar chart* bisa digunakan untuk membandingkan jumlah stok antar berbagai produk atau gudang, dan *gauge chart* dapat menunjukkan seberapa dekat level stok dengan target yang diinginkan.

Selain itu, gambar ini juga menggambarkan tahap interpretasi, di mana manajer dapat menggunakan indikator-indikator yang ditampilkan di *dashboard* untuk memahami kondisi operasional saat ini dan melakukan pengambilan keputusan yang lebih baik. Misalnya, jika ada penurunan stok bahan baku yang signifikan, manajer dapat segera merencanakan pengadaan bahan baku baru atau melakukan penyesuaian produksi berdasarkan proyeksi kebutuhan yang lebih akurat.



Gambar 3. 15 Infrastruktur IT[8]

- *Input:* Data dari sistem Accurate yang mencatat semua transaksi dan stok barang. Data ini akan diekstrak dan diproses di Power BI.
- *Processing:* Data yang diterima akan melalui serangkaian proses, seperti pembersihan data, pengolahan untuk menghitung indikator stok, dan pemilihan indikator kunci untuk ditampilkan di *dashboard*.

- *Output*: Indikator visual, seperti grafik batang atau garis, yang menggambarkan status stok dan kebutuhan bahan baku, memungkinkan manajer untuk membuat keputusan berbasis data.
- *Interpretation*: Manajer akan menafsirkan hasil visualisasi untuk mengambil tindakan yang sesuai, seperti merencanakan pengadaan barang atau menyesuaikan target produksi.

Dengan memahami alur ini, *dashboard* Power BI tidak hanya memberikan laporan statistik stok, tetapi juga membantu manajer untuk membuat keputusan yang lebih cepat dan akurat berdasarkan data yang relevan dan terstruktur.

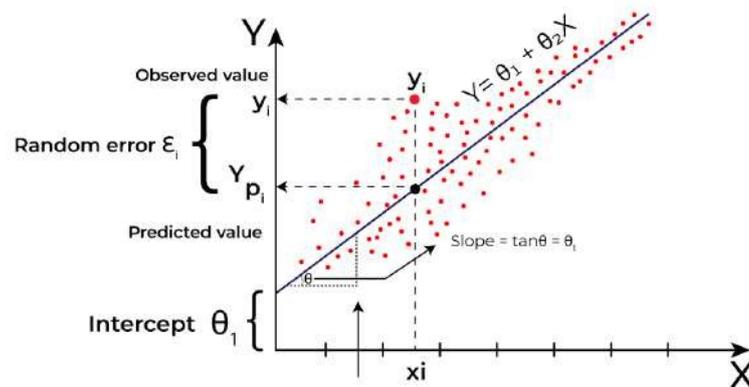
### **3. Visualisasi, Manfaat, dan Integrasi *Dashboard* yang akan Dirancang**

*Dashboard* Power BI yang dirancang akan menampilkan berbagai jenis visualisasi yang interaktif dan informatif untuk membantu manajemen dalam pengelolaan stok. Visualisasi ini akan mencakup grafik garis untuk menunjukkan tren stok dari waktu ke waktu, *pie chart* untuk menggambarkan proporsi stok berdasarkan kategori produk, dan *bar chart* untuk membandingkan stok antar produk atau kategori. Fitur interaktif seperti *slicers* akan memungkinkan pengguna untuk memfilter data berdasarkan kategori produk, lokasi gudang, atau rentang waktu tertentu, sehingga perusahaan dapat menggali data lebih dalam sesuai kebutuhan mereka. Selain itu, penggunaan *gauge chart* akan memudahkan pemantauan status stok, dengan menunjukkan seberapa dekat level stok aktual dengan level target yang diinginkan. *Dashboard* ini akan sangat bermanfaat dalam mempercepat pengambilan keputusan, karena data yang ditampilkan selalu terbaru secara otomatis melalui integrasi langsung dengan sistem

*Accurate* atau *dataset* yang ada. Dengan begitu, setiap perubahan dalam data stok akan langsung diperbarui di *dashboard*, memastikan bahwa manajer selalu memiliki informasi yang akurat dan terkini untuk pengelolaan stok yang lebih efisien dan responsif.

### 3.2.2.3. Menentukan Model Prediksi *Machine Learning* yang akan Digunakan

Dalam tahap ini, model regresi linier dipilih untuk memprediksi kebutuhan stok di PT YHC Keramika Indonesia. Regresi linier dipilih karena kesederhanaannya dan kemampuannya untuk memodelkan hubungan linear antara variabel independen seperti stok awal, penjualan sebelumnya, pengiriman, dan produksi dengan stok akhir yang diprediksi. Model ini cocok untuk memprediksi jumlah stok yang dibutuhkan di masa mendatang berdasarkan data historis.



Gambar 3. 16 Regresi Linier

Langkah-langkah yang akan dilakukan untuk implementasi model adalah:

- 1) Pembersihan Data: Data dari sistem *Accurate* atau *dataset* yang ada akan dibersihkan dan dipersiapkan, memastikan tidak ada data yang hilang atau tidak valid.
- 2) Pelatihan Model: Model regresi linier akan dilatih menggunakan pustaka *scikit-learn* di *Python*. Variabel-

variabel seperti stok awal, penjualan, dan produksi akan digunakan untuk memprediksi stok akhir.

- 3) Evaluasi Model: Kinerja model akan dievaluasi menggunakan metrik seperti *Mean Squared Error (MSE)* dan *R-squared ( $R^2$ )* untuk memastikan akurasi prediksi.

Model regresi linier memberikan hasil yang cepat dan mudah dipahami, menjadikannya solusi ideal untuk memprediksi kebutuhan stok berbasis data historis di perusahaan. Proses pelatihan dan evaluasi model yang sederhana juga memastikan implementasi yang efisien dan pengambilan keputusan berbasis data yang lebih baik.

Tabel 3. 2 Tabel Perbandingan Algoritma Machine Learning

Algoritma	Keunggulan	Kelemahan	Kapan Digunakan
<b>Regresi Linier</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Sederhana dan cepat diterapkan.</li> <li>- Mudah dipahami dan diinterpretasikan.</li> <li>- Hasil yang transparan dan jelas.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Hanya efektif untuk data yang memiliki hubungan linear.</li> <li>- Sensitif terhadap <i>outliers</i>.</li> </ul>	Digunakan jika hubungan antar variabel bersifat linear dan data relatif sederhana.
<b>Decision Trees (CART)</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Mudah dipahami dan dapat menangani data yang tidak linear.</li> <li>- Dapat menangani data kategorikal dan numerik.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Rentan terhadap <i>overfitting</i> jika tidak dipangkas dengan baik.</li> <li>- Sulit untuk diinterpretasikan dalam model yang sangat besar.</li> </ul>	Cocok untuk data yang kompleks dengan interaksi variabel yang non-linear dan kategorikal.
<b>Random Forest</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Akurasi tinggi dengan menggabungkan banyak pohon keputusan.</li> <li>- Tahan terhadap <i>overfitting</i>.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Model lebih kompleks dan lebih lambat untuk pelatihan.</li> <li>- Tidak mudah diinterpretasikan.</li> </ul>	Cocok untuk <i>dataset</i> besar dan sulit dipahami dengan banyak fitur dan interaksi.
<b>K-Nearest Neighbors (KNN)</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Tidak memerlukan pelatihan eksplisit.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Performa menurun saat jumlah data sangat besar.</li> <li>- Memerlukan</li> </ul>	Digunakan untuk data yang tidak terlalu besar dan

	- Mudah dipahami dan digunakan untuk klasifikasi dan regresi.	waktu komputasi yang lama pada <i>dataset</i> besar.	ketika prediksi berbasis kedekatan sangat penting.
--	---	--	--

### 3.2.3 Fase 3 : *Implementation*

Pada fase implementasi, tahap *prepration* yang telah disusun akan diterjemahkan ke dalam sebuah sistem yang fungsional. Fokus utama dari fase ini adalah pengembangan *dashboard* interaktif menggunakan Power BI yang akan mengambil data secara terpisah dari sistem *Accurate* yang sudah digunakan oleh PT YHC Keramik Indonesia. Data yang diekstrak dari *Accurate* akan mencakup informasi stok barang, transaksi pembelian, dan penjualan yang kemudian akan diproses dan dipresentasikan dalam bentuk visualisasi yang mudah dipahami. *Dashboard* ini tidak hanya memberikan informasi *real-time* mengenai status stok, tetapi juga menyajikan prediksi kebutuhan bahan baku yang dihasilkan dari model *machine learning* yang telah ditentukan sebelumnya. Dengan demikian, *dashboard* yang dikembangkan berfungsi untuk mempermudah proses pengambilan keputusan bagi manajer dan staf operasional terkait pengelolaan stok, tanpa melakukan perubahan pada sistem *Accurate* itu sendiri.

Selanjutnya, dalam fase implementasi ini, proses pengembangan dan pengujian akan melibatkan integrasi antara data yang diekstrak dari *Accurate* dengan Power BI. Meskipun kedua sistem ini berjalan secara terpisah, data yang diekstrak dari *Accurate* akan diolah menggunakan *Python* dan digunakan untuk membangun model prediksi, yang hasilnya akan divisualisasikan dalam *dashboard* Power BI. Selain itu, dilakukan pula pengujian terhadap fungsionalitas *dashboard* untuk memastikan bahwa data yang ditampilkan sesuai dengan kondisi nyata di lapangan, dan prediksi yang diberikan oleh model *machine learning* dapat mendukung pengelolaan stok yang lebih efisien. Dengan begitu, sistem yang dibangun dapat memberikan solusi berbasis data yang efektif tanpa perlu mengubah proses

yang ada pada sistem *Accurate*, namun tetap memastikan keterhubungan data yang relevan dan akurat.

Sebelum memulai pengembangan *dashboard* Power BI, langkah pertama yang perlu dilakukan adalah menyiapkan data yang akan digunakan. Data yang diekstrak dari sistem *Accurate* harus melalui tahap pembersihan dan pemrosesan untuk memastikan bahwa informasi yang digunakan dalam *dashboard* akurat dan relevan. Proses ini mencakup normalisasi data, penanganan nilai hilang, serta konversi data menjadi format yang dapat diterima oleh Power BI. Setelah data siap, tahap selanjutnya adalah merancang dan mengembangkan *dashboard* yang akan memvisualisasikan informasi stok secara dinamis dan memfasilitasi pengambilan keputusan berbasis data.

#### **3.2.3.1. Pengembangan *Dashboard* Power BI**

Pengembangan *dashboard* Power BI pada fase ini merupakan langkah strategis untuk memaksimalkan pemanfaatan data yang ada dan mendukung pengambilan keputusan di PT. YHC Keramika Indonesia. Dalam era digital yang semakin berkembang, perusahaan manufaktur seperti PT. YHC Keramika Indonesia tidak hanya dihadapkan pada tantangan untuk meningkatkan efisiensi operasional, tetapi juga harus dapat mengelola informasi yang kompleks dan tersebar dengan cara yang lebih terstruktur dan mudah dipahami. Salah satu aspek yang krusial dalam operasional adalah pengelolaan stok, yang secara langsung mempengaruhi kelancaran proses produksi dan distribusi. Penggunaan *dashboard* interaktif menjadi solusi penting untuk merangkum dan menyajikan data dalam bentuk visual yang lebih mudah dianalisis, memungkinkan manajemen untuk membuat keputusan yang lebih cepat dan tepat.

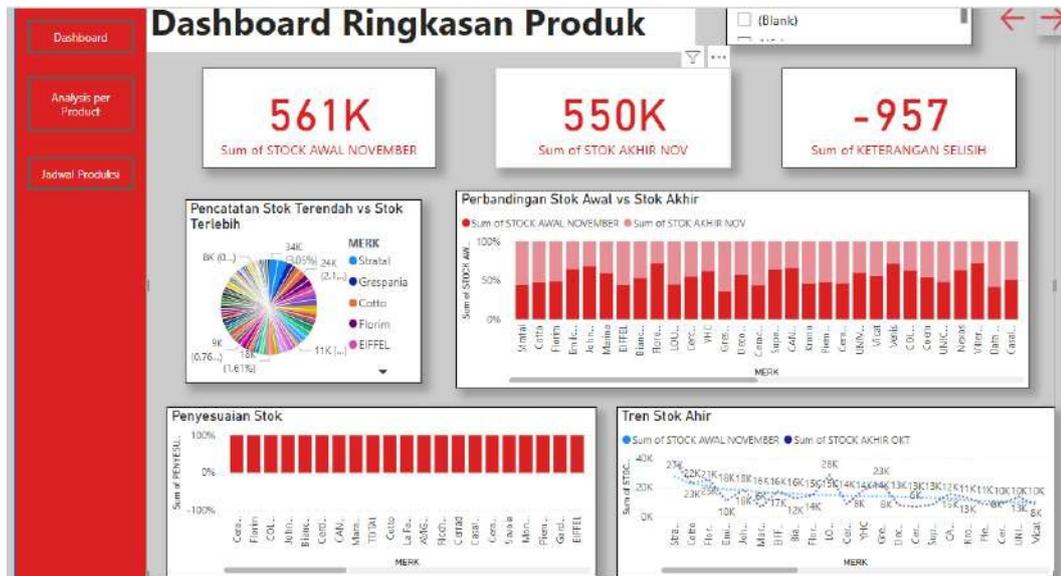
*Dashboard* Power BI yang dikembangkan memiliki tiga halaman utama yang masing-masing dirancang untuk memenuhi kebutuhan analisis yang berbeda namun saling mendukung dalam pengelolaan stok. Halaman

pertama berfungsi sebagai ringkasan dari keseluruhan produk yang ada, memberikan gambaran umum yang diperlukan untuk memantau kesehatan persediaan secara cepat. Halaman kedua lebih fokus pada analisis per produk, menawarkan pemahaman yang lebih mendalam mengenai tren dan kebutuhan stok per item. Sedangkan halaman ketiga mengintegrasikan informasi tentang ketersediaan stok dengan jadwal produksi, memberikan manajer alat yang dibutuhkan untuk memprediksi kebutuhan bahan baku dan merencanakan produksi secara lebih efisien. Dengan demikian, *dashboard* ini tidak hanya sekedar alat visualisasi, tetapi juga menjadi dasar dalam pengambilan keputusan berbasis data yang lebih terukur, tepat waktu, dan relevan bagi operasional PT. YHC Keramik Indonesia.

#### 1. ***Dashboard 1 : Dashboard Ringkasan Produk***

Halaman pertama dari *dashboard* Power BI yang dikembangkan adalah *Dashboard Ringkasan Produk*, yang dirancang untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai status stok produk yang ada di perusahaan. *Dashboard* ini memiliki fungsi utama untuk menampilkan informasi penting yang diperlukan oleh manajer dan staf operasional untuk memantau dan mengelola stok secara efektif. Dengan menyajikan data secara visual, *dashboard* ini memungkinkan pengguna untuk melihat stok produk yang tersedia baik di gudang maupun yang ada di pasaran pada periode waktu tertentu. Melalui tampilan yang sederhana namun informatif, *dashboard* ini juga memberikan perbandingan antara stok awal dan stok akhir, sehingga manajer dapat dengan mudah menilai apakah jumlah stok yang ada sudah mencukupi untuk memenuhi permintaan atau perlu dilakukan pengadaan lebih lanjut. Selain itu, informasi mengenai produk terlaris, produk dengan stok terendah, dan produk yang berlebih juga dapat diakses dengan mudah, yang memungkinkan tim manajerial untuk melakukan penyesuaian stok atau merencanakan produksi lebih efisien. Secara keseluruhan, halaman ini bertujuan untuk memberikan wawasan yang komprehensif dan berbasis data yang dapat membantu perusahaan dalam merencanakan pembelian atau

produksi ulang sesuai dengan kebutuhan pasar, serta menghindari pemborosan akibat stok yang berlebihan atau kekurangan stok.



Gambar 3. 17 Dashboard Ringkasan Produk

Elemen – Elemen yang digunakan pada *Dashboard Ringkasan Produk* :

- 1) **Stok Awal dan Stok Akhir**: Di bagian atas halaman *dashboard*, stok awal dan stok akhir ditampilkan dalam angka besar untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai total stok yang tersedia pada awal dan akhir periode. Misalnya, angka 561K untuk stok awal dan 550K untuk stok akhir pada bulan November memberikan gambaran langsung kepada manajer mengenai jumlah produk yang ada pada awal dan akhir bulan. Visualisasi ini penting karena memungkinkan pengguna untuk dengan cepat melihat apakah stok produk telah mengalami penurunan signifikan selama periode tersebut, yang menunjukkan perlunya pengadaan tambahan atau produksi ulang. Perbandingan stok awal dan akhir membantu manajer untuk menilai apakah jumlah stok yang ada sudah mencukupi untuk memenuhi permintaan atau perlu dilakukan penyesuaian lebih lanjut, seperti mengurangi stok berlebih atau menambah stok yang kurang.

- 2) **Pencatatan Stok Terendah vs Stok Berlebih:** Bagian ini menggunakan *pie chart* untuk memvisualisasikan perbandingan antara produk dengan stok terendah dan stok berlebih. Dengan *pie chart* ini, pengguna dapat dengan mudah melihat produk mana yang memiliki stok yang hampir habis, serta produk yang memiliki stok berlebih. Produk dengan stok terendah memberikan sinyal untuk segera melakukan pengadaan atau produksi ulang agar tidak terjadi kekurangan pasokan, yang dapat mengganggu kelancaran operasional. Sebaliknya, produk dengan stok berlebih menunjukkan bahwa pasokan perlu dikurangi atau didistribusikan lebih cepat untuk menghindari pemborosan. *Pie chart* ini membantu manajer untuk segera mengetahui produk mana yang perlu segera ditangani, baik dengan pengadaan lebih banyak untuk stok rendah atau penyesuaian untuk stok yang berlebih.
- 3) **Perbandingan Stok Awal vs Stok Akhir per Produk:** Pada bagian ini, *bar chart* digunakan untuk membandingkan stok awal dan stok akhir dari berbagai produk dalam periode waktu yang sama. Grafik ini memberikan gambaran visual yang jelas mengenai perbedaan jumlah stok pada awal dan akhir bulan untuk setiap produk yang ada. Dengan perbandingan stok yang ditampilkan dalam grafik batang ini, pengguna dapat dengan mudah melihat produk mana yang mengalami penurunan stok yang signifikan, serta produk mana yang memiliki sedikit perubahan. Misalnya, jika produk seperti Cotto mengalami perbedaan yang besar antara stok awal dan akhir, hal ini mengindikasikan bahwa produk tersebut sangat diminati atau memiliki permintaan yang tinggi, yang memungkinkan manajer untuk segera menyesuaikan pengadaan atau distribusinya. Sebaliknya, produk yang menunjukkan sedikit perubahan dapat dipantau lebih lanjut untuk memastikan tingkat persediaan tetap mencukupi.
- 4) **Penyesuaian Stok:** *Bar chart horizontal* digunakan untuk menampilkan penyesuaian stok yang perlu dilakukan pada setiap produk. Grafik ini menggambarkan produk-produk yang memerlukan penyesuaian jumlah stok, baik itu penambahan untuk produk yang kekurangan pasokan atau pengurangan untuk produk yang memiliki stok berlebih. Visualisasi ini

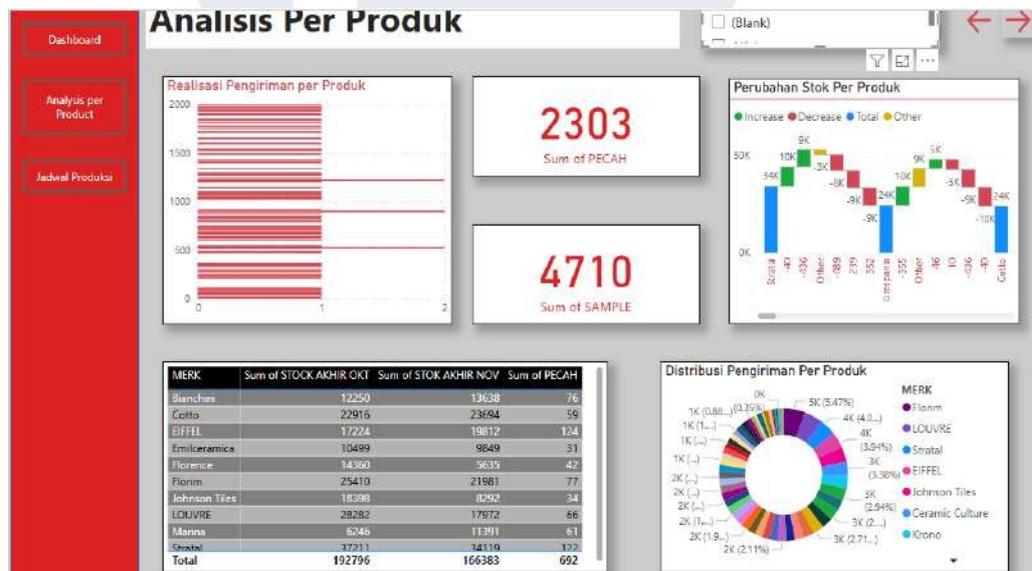
sangat penting dalam membantu manajer untuk mengidentifikasi dan menindaklanjuti produk-produk yang memerlukan perubahan pada tingkat persediaan. Misalnya, jika suatu produk mengalami permintaan yang tinggi tetapi stoknya hampir habis, maka penyesuaian positif akan dilakukan untuk menambah stok tersebut. Sebaliknya, produk dengan kelebihan stok akan mendapatkan penyesuaian negatif, yang menandakan perlunya distribusi atau pengurangan pasokan. Dengan adanya visualisasi penyesuaian stok, perusahaan dapat mengoptimalkan pengelolaan persediaan dan memastikan bahwa jumlah stok selalu berada pada tingkat yang optimal sesuai dengan kebutuhan pasar.

- 5) **Tren Stok Akhir:** *Line chart* digunakan untuk menampilkan tren stok akhir dari bulan ke bulan. Grafik ini memberikan gambaran mengenai bagaimana stok produk berubah dari waktu ke waktu. Dengan memantau tren stok akhir ini, pengguna dapat mengidentifikasi produk mana yang mengalami fluktuasi stok, baik itu penurunan cepat ataupun kenaikan yang stabil. Tren stok akhir memberikan wawasan yang berguna dalam merencanakan pengadaan barang untuk periode mendatang. Misalnya, jika tren menunjukkan penurunan stok yang tajam untuk produk tertentu, manajer dapat mempersiapkan pengadaan lebih cepat untuk produk tersebut sebelum kehabisan stok. Dengan demikian, visualisasi tren stok akhir membantu dalam perencanaan persediaan jangka panjang dan memastikan bahwa produk-produk yang sering mengalami permintaan tinggi tetap tersedia untuk memenuhi kebutuhan pasar.

## 2. ***Dashboard 2 : Analisis Per Produk***

Halaman kedua dari *dashboard* Power BI ini adalah *Dashboard Analisis Per Produk*, yang dirancang untuk memberikan analisis yang lebih terperinci mengenai kinerja stok dan pengiriman setiap produk secara individual. Halaman ini sangat penting bagi manajer dan staf operasional yang perlu memantau pergerakan produk secara rinci, baik itu mengenai

jumlah pengiriman, perubahan stok, maupun distribusi produk. *Dashboard* ini memanfaatkan visualisasi yang kuat untuk menampilkan data secara *real-time*, memberikan gambaran jelas mengenai status setiap produk dalam hal stok, pengiriman, dan perubahan stok dari bulan ke bulan. Melalui halaman ini, pengguna dapat melihat dengan mudah produk mana yang memiliki pengiriman tinggi, produk yang mengalami penurunan stok yang signifikan, serta produk yang membutuhkan perhatian khusus untuk penyesuaian stok. Analisis mendalam yang disajikan dalam *dashboard* ini memberikan wawasan yang sangat berharga dalam mengambil keputusan berbasis data untuk pengelolaan stok yang lebih efisien dan pengoptimalan distribusi produk. Dengan demikian, halaman ini tidak hanya berfungsi untuk memonitor performa produk saat ini, tetapi juga untuk merencanakan langkah-langkah strategis dalam pengadaan dan distribusi produk untuk periode mendatang.



Gambar 3. 18 Dashboard Analisis per Produk

Elemen – Elemen yang digunakan pada *Dashboard* Ringkasan Produk :

- 1) **Realisasi Pengiriman per Produk** : Pada halaman ini, terdapat horizontal *bar chart* yang menggambarkan jumlah pengiriman per produk. Grafik ini menampilkan pengiriman produk berdasarkan urutan

produk yang ada di perusahaan, dengan jumlah pengiriman yang diwakili oleh panjang batang. Dengan visualisasi ini, pengguna dapat dengan mudah melihat perbandingan jumlah pengiriman untuk setiap produk. Produk dengan batang yang lebih panjang menunjukkan volume pengiriman yang lebih tinggi, sementara batang yang lebih pendek mengindikasikan pengiriman yang lebih rendah. Visualisasi ini sangat penting untuk mengetahui produk mana yang lebih banyak dikirim dan lebih diminati, serta produk mana yang memiliki pengiriman rendah, yang mungkin memerlukan strategi distribusi ulang atau penyesuaian lainnya.

- 2) **Perubahan Stok per Produk** : Elemen selanjutnya adalah grafik *stacked bar chart* yang menggambarkan perubahan stok per produk. Setiap bar mewakili perubahan stok produk pada periode tertentu, dengan kategori yang berbeda seperti peningkatan stok (*Increase*), penurunan stok (*Decrease*), stok total (*Total*), dan kategori lain (*Other*). Visualisasi ini memberikan gambaran yang jelas tentang bagaimana stok produk berubah dari waktu ke waktu. Misalnya, produk seperti Stratal menunjukkan peningkatan stok, sementara produk lain seperti Grespania mengalami penurunan stok yang signifikan. Dengan adanya perbandingan visual ini, pengguna dapat dengan cepat mengidentifikasi produk-produk yang membutuhkan penambahan pasokan dan yang mungkin harus dikurangi atau didistribusikan dengan lebih efisien.
- 3) **Distribusi Pengiriman per Produk** : Untuk memvisualisasikan distribusi pengiriman per produk, digunakan *pie chart* yang menunjukkan persentase pengiriman untuk masing-masing merk produk. Dengan *pie chart* ini, pengguna dapat melihat sebaran pengiriman produk berdasarkan merk dan memahami produk mana yang mendominasi distribusi. Misalnya, merk seperti Florim, LOUVRE, dan Stratal mungkin memiliki pengiriman yang lebih besar dibandingkan merk lainnya. *Pie chart* ini memberikan informasi visual yang membantu dalam merencanakan distribusi produk secara lebih

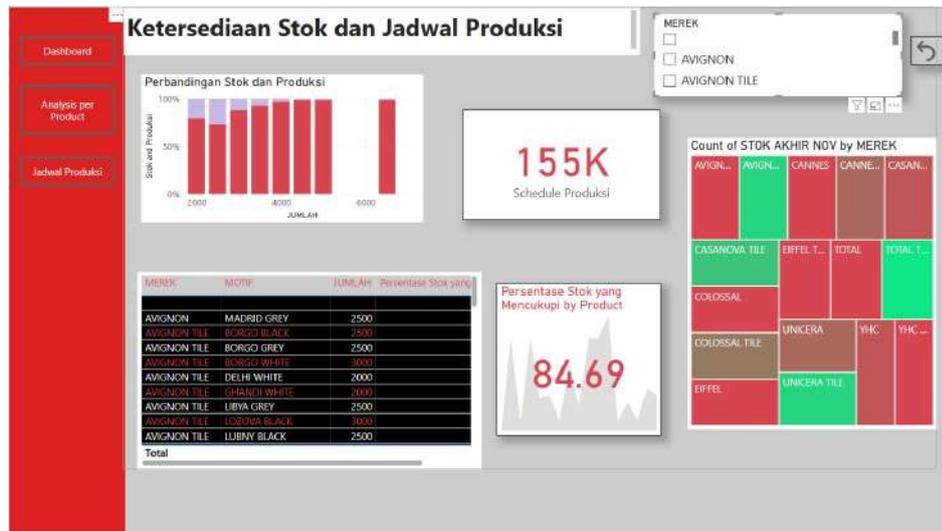
strategis, memastikan bahwa produk dengan permintaan tinggi mendapatkan pengiriman yang memadai.

- 4) **Tabel Perbandingan Stok Akhir per Produk** : Pada bagian bawah *dashboard*, terdapat tabel yang menunjukkan perbandingan stok akhir per produk. Tabel ini mencakup stok akhir pada periode tertentu, yang juga diikuti dengan informasi tentang stok pada bulan sebelumnya, serta jumlah pecahan dan *sample* produk. Dengan informasi ini, pengguna dapat menilai apakah produk tertentu mengalami kerusakan atau kehilangan akibat pecahan, yang menunjukkan pentingnya penanganan produk dengan lebih hati-hati. Selain itu, tabel ini memungkinkan manajer untuk memantau ketersediaan stok setiap produk dan menentukan apakah perlu dilakukan pengadaan lebih lanjut atau penyesuaian stok berdasarkan kondisi saat ini.

### 3. **Dashboard 3 : Ketersediaan Stok dan Jadwal Produksi**

Halaman ketiga dari *dashboard* Power BI ini, yaitu Ketersediaan Stok dan Jadwal Produksi, dirancang untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai ketersediaan stok produk yang ada di perusahaan serta pengaturan jadwal produksi yang telah direncanakan. Halaman ini bertujuan untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih efisien terkait pengadaan produk dan perencanaan produksi berdasarkan data yang akurat dan terkini. Dengan visualisasi yang jelas, halaman ini memungkinkan manajer untuk memantau stok produk yang tersedia di gudang dan membandingkannya dengan jadwal produksi yang direncanakan untuk periode mendatang. Melalui halaman ini, pengguna dapat dengan mudah melihat apakah stok yang tersedia cukup untuk memenuhi permintaan pasar, atau apakah perlu dilakukan penyesuaian jadwal produksi untuk menghindari kekurangan atau pemborosan produk. Selain itu, halaman ini juga memberikan gambaran yang jelas tentang persentase stok yang mencukupi, membantu perusahaan untuk mengoptimalkan pengelolaan inventaris dan memastikan bahwa proses

produksi berjalan dengan lancar dan sesuai dengan permintaan pasar yang ada. Secara keseluruhan, halaman ini memberikan pemahaman yang lebih jelas dan berbasis data mengenai perencanaan produksi dan pengelolaan stok, yang sangat penting untuk memastikan operasi perusahaan berjalan dengan efisien dan efektif.



Gambar 3. 19 Ketersediaan Stok dan Jadwal Produksi

Elemen – Elemen yang digunakan pada *Dashboard* Ketersediaan Stok dan Jadwal Produksi :

- 1) **Perbandingan Stok dan Produksi** : Elemen pertama pada halaman ini adalah grafik perbandingan antara stok yang tersedia di gudang dan jumlah produk yang dijadwalkan untuk diproduksi. Grafik ini menggambarkan secara jelas keseimbangan antara jumlah stok yang ada dan jumlah produk yang direncanakan untuk diproduksi pada periode tertentu. Dengan melihat grafik ini, pengguna dapat dengan mudah mengetahui apakah stok yang tersedia cukup untuk memenuhi jadwal produksi yang telah direncanakan. Jika grafik menunjukkan bahwa produksi yang dijadwalkan lebih tinggi daripada stok yang ada, maka ini menandakan bahwa perusahaan perlu segera menambah stok atau menyesuaikan kapasitas produksi untuk memastikan tidak terjadi

kekurangan produk. Sebaliknya, jika stok lebih banyak daripada yang dijadwalkan untuk diproduksi, perusahaan mungkin perlu mengoptimalkan distribusi atau mengurangi tingkat produksi untuk menghindari pemborosan.

- 2) **Jadwal Produksi** : Pada bagian berikutnya, *dashboard* menampilkan angka yang menunjukkan jumlah total produk yang dijadwalkan untuk diproduksi. Angka ini memberikan gambaran mengenai total kapasitas produksi yang direncanakan dalam periode yang telah ditentukan. Dengan data ini, pengguna bisa mengevaluasi apakah kapasitas produksi yang telah dijadwalkan cukup untuk memenuhi kebutuhan pasar. Jika jumlah produksi yang direncanakan lebih rendah daripada yang dibutuhkan, ini memberikan indikasi bahwa perusahaan perlu menyesuaikan jadwal produksi atau meningkatkan kapasitas produksi untuk menghindari kekurangan pasokan produk.
- 3) **Tabel Ketersediaan Stok per Produk** : Di bagian bawah halaman, terdapat tabel yang menunjukkan ketersediaan stok untuk produk-produk yang ada di gudang. Tabel ini menyajikan informasi lengkap mengenai jumlah stok yang tersedia untuk setiap produk berdasarkan merk dan motif. Dengan adanya tabel ini, manajer dapat dengan mudah memonitor produk mana yang memiliki stok mencukupi dan mana yang memerlukan pengadaan lebih lanjut. Tabel ini juga menampilkan persentase stok yang mencukupi, yang memberikan gambaran lebih rinci tentang apakah stok yang ada cukup untuk memenuhi permintaan produksi atau distribusi.
- 4) **Persentase Stok yang Mencukupi** : Indikator persentase stok yang mencukupi ini menampilkan angka yang menunjukkan berapa banyak stok yang tersedia dibandingkan dengan jumlah stok yang diperlukan untuk memenuhi permintaan pasar atau kebutuhan produksi. Angka yang lebih tinggi pada indikator ini menunjukkan bahwa sebagian besar produk yang tersedia dapat mencakup kebutuhan produksi, sementara angka yang lebih rendah menunjukkan bahwa beberapa produk

mungkin memerlukan pengadaan lebih lanjut. Visualisasi ini membantu manajer untuk mengambil keputusan terkait pengadaan produk agar dapat memenuhi permintaan pasar secara optimal.

- 5) **Stok Akhir per Merek berdasarkan Warna** : Elemen terakhir pada halaman ini adalah *treemap* yang menunjukkan stok akhir per merek untuk periode tertentu. Dalam visualisasi ini, setiap kotak yang mewakili produk diberi warna yang berbeda untuk menunjukkan apakah produk tersebut memiliki stok mencukupi atau tidak. Warna hijau menunjukkan produk dengan stok mencukupi, sementara warna merah menunjukkan produk yang mengalami kekurangan stok. Dengan adanya *treemap* ini, manajer dapat dengan cepat melihat produk mana yang membutuhkan perhatian lebih, apakah untuk pengadaan lebih banyak atau pengaturan distribusi yang lebih cepat untuk menghindari kekurangan pasokan.

### 3.2.3.2. Implementasi Model Prediksi Kebutuhan Stok dengan *Python*

Pada tahap ini, langkah penting yang diambil adalah implementasi model prediksi untuk kebutuhan stok menggunakan teknik *machine learning* dengan *Python*. Model prediksi ini dirancang untuk membantu perusahaan dalam merencanakan kebutuhan produk yang lebih akurat dengan memperhitungkan stok awal, pengiriman, produksi, dan penyesuaian yang terjadi pada periode sebelumnya. Dengan adanya model prediksi ini, perusahaan dapat melakukan perencanaan stok dengan lebih efektif, mengurangi kemungkinan kekurangan stok yang bisa menyebabkan kehabisan barang di pasar, serta menghindari pemborosan akibat *overstock*.

Regresi linier dipilih sebagai metode prediksi utama karena kesederhanaannya dalam menangani data numerik yang memiliki hubungan linier antara fitur dan target. Model ini dilatih menggunakan *dataset* yang mencakup berbagai variabel yang berhubungan langsung dengan perubahan stok produk. Selama implementasi model ini, langkah pertama yang

dilakukan adalah pembersihan data, yang meliputi pengisian nilai yang hilang dan penanganan *outliers* yang dapat mempengaruhi kualitas prediksi. Setelah data dibersihkan dan dipersiapkan, model kemudian dilatih menggunakan data historis yang mencakup informasi tentang stok awal, pengiriman produk, produksi, dan penyesuaian stok. Hasil dari model ini kemudian diuji dan dievaluasi menggunakan data uji untuk memastikan bahwa model dapat memprediksi stok akhir dengan akurasi yang memadai.

Melalui penggunaan model prediksi ini, perusahaan diharapkan dapat membuat keputusan yang lebih berbasis data dalam pengelolaan stok, mengoptimalkan pengadaan produk, dan mengatur jadwal produksi sesuai dengan proyeksi kebutuhan pasar. Model prediksi ini memberikan kemampuan bagi perusahaan untuk memproyeksikan kebutuhan stok produk secara lebih akurat, berdasarkan tren historis dan pola permintaan pasar. Dengan demikian, perusahaan dapat merencanakan pengadaan produk dengan lebih efisien, menghindari kekurangan stok yang dapat mengganggu kelancaran operasi, serta meminimalkan biaya penyimpanan akibat *overstock*. Dengan demikian, implementasi model prediksi ini akan memberikan kontribusi yang besar dalam mewujudkan efisiensi operasional dan pengelolaan inventaris yang lebih baik, yang pada gilirannya mendukung pengambilan keputusan strategis di perusahaan

### **1. Deteksi dan Penanganan *Outliers***

Pada tahap deteksi dan penanganan *outliers*, dilakukan identifikasi terhadap nilai-nilai ekstrem dalam *dataset* yang dapat mempengaruhi kualitas model prediksi. Untuk mendeteksi *outliers*, digunakan metode *Interquartile Range* (IQR), yang mengukur rentang antara kuartil pertama (Q1) dan kuartil ketiga (Q3). Nilai yang terletak di luar rentang  $Q1 - 1.5 * IQR$  hingga  $Q3 + 1.5 * IQR$  dianggap sebagai *outliers*. Data yang memiliki nilai lebih rendah dari batas bawah atau lebih tinggi dari batas atas akan dipandang sebagai nilai yang tidak representatif dan dapat mengganggu

pelatihan model. Oleh karena itu, *outliers* yang terdeteksi dalam *dataset* dihapus untuk menjaga agar model prediksi dapat berfungsi dengan lebih baik. Setelah proses ini, *dataset* yang digunakan untuk pelatihan model menjadi lebih bersih dan lebih representatif, memastikan bahwa model tidak terpengaruh oleh data yang tidak relevan dan memberikan prediksi yang lebih akurat.

```
# Deteksi outliers dengan metode IQR (Interquartile Range)
q1 = df[numeric_cols].quantile(0.25) # Kuartil pertama (Q1)
q3 = df[numeric_cols].quantile(0.75) # Kuartil ketiga (Q3)
IQR = q3 - q1 # Menghitung rentang interkuartil

# Menentukan batas bawah dan atas untuk setiap kolom
lower_bound = q1 - 1.5 * IQR # Batas bawah
upper_bound = q3 + 1.5 * IQR # Batas atas

# Menampilkan batas bawah dan atas untuk semua kolom numerik
print("Batas bawah:\n", lower_bound)
print("Batas atas:\n", upper_bound)

# Menyaring data untuk menghapus baris yang memiliki nilai outlier
df_no_outliers = df[~((df[numeric_cols] < lower_bound) | (df[numeric_cols] > upper_bound)).any(axis=1)]
print(f"Jumlah baris data setelah menghapus outliers: {df_no_outliers.shape[0]}")
```

Batas bawah:	
STOCK_AKHIR_OKT	-3009.625
-HASIL_STO_6_NOV	-1092.750
PENY_SETELAH_STO	-227.000
PROD_5_NOV	-445.250
PENGIRIMAN_5-6_NOV	-96.500
STOCK_AWAL_NOVEMBER	-2356.750
PENYESUAIAN	-1067.875
-HASIL_PROD_5_NOV-30_NOV_2024	-1083.875
REALISASI_PENGIRIMAN_5_NOV-30_NOV_2024	-808.625
SAMPLE	-53.125
PECAH	-29.000
STOK_AKHIR_NOV	-1948.000
STOCK_AKHIR_DI_EXCEL	-2913.875
KETERANGAN_SELISIH	-220.250
SELISIH_AKHIR	-10015.375
dtype: float64	
Batas atas:	
STOCK_AKHIR_OKT	14941.375
-HASIL_STO_6_NOV	6957.250
PENY_SETELAH_STO	745.000
PROD_5_NOV	1544.750
PENGIRIMAN_5-6_NOV	681.500
STOCK_AWAL_NOVEMBER	13649.250
PENYESUAIAN	1117.125
-HASIL_PROD_5_NOV-30_NOV_2024	2865.125
REALISASI_PENGIRIMAN_5_NOV-30_NOV_2024	2746.375
SAMPLE	143.875
PECAH	75.000
STOK_AKHIR_NOV	13112.000
STOCK_AKHIR_DI_EXCEL	14363.125
KETERANGAN_SELISIH	203.750
SELISIH_AKHIR	10323.625
dtype: float64	

Jumlah baris data setelah menghapus outliers: 100

Gambar 3. 20 Deteksi dan Penanganan Outliers

Gambar 3.20 ini berfungsi untuk mendeteksi dan menangani *outliers* dalam *dataset* menggunakan metode *Interquartile Range* (IQR). Proses dimulai dengan menghitung kuartil pertama (Q1) dan kuartil ketiga (Q3) untuk setiap kolom numerik dalam *dataset* menggunakan fungsi `.quantile(0.25)` dan `.quantile(0.75)`. Selanjutnya, rentang interkuartil (IQR) dihitung sebagai selisih antara Q3 dan Q1, yang digunakan untuk menentukan batas bawah dan batas atas data. Batas bawah ditentukan dengan mengurangi  $1.5 * IQR$  dari Q1, sedangkan batas atas ditentukan

dengan menambahkan  $1.5 * IQR$  pada Q3. Data yang berada di luar rentang ini, baik lebih kecil dari batas bawah atau lebih besar dari batas atas, dianggap sebagai *outliers*. Kode ini kemudian menghapus baris yang mengandung *outliers*, dengan memfilter data yang tidak memenuhi kriteria tersebut. Hasil dari operasi ini menunjukkan bahwa 100 baris telah dihapus dari *dataset* karena mengandung nilai *outliers*. *Output* yang diberikan menampilkan nilai batas bawah dan batas atas untuk setiap kolom numerik yang relevan, serta mencetak jumlah baris yang tersisa setelah penghapusan *outliers*.

## 2. Membagi Data Menjadi Data Latih dan Data Uji ( 80% dan 20% )

Setelah data dibersihkan dari *outliers* dan nilai yang hilang diatasi, langkah selanjutnya adalah membagi data menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training data*) dan data uji (*test data*). Pembagian ini dilakukan untuk memastikan bahwa model yang dibangun dapat diuji pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, yang sangat penting untuk mengevaluasi kinerja model secara objektif. Dalam pembagian ini, biasanya 80% data digunakan untuk pelatihan model dan 20% sisanya digunakan untuk pengujian model. Data latih digunakan untuk mengajari model mengenai pola-pola dalam data yang berhubungan dengan stok akhir yang ingin diprediksi, sementara data uji digunakan untuk menguji seberapa baik model yang telah dilatih dapat memprediksi stok akhir pada data yang tidak dikenalnya. Pembagian ini dilakukan dengan menggunakan fungsi *train\_test\_split* dari pustaka *sklearn.model\_selection*, yang secara acak membagi data menjadi dua bagian berdasarkan proporsi yang telah ditentukan.

```

from sklearn.model_selection import train_test_split

# Menentukan variabel independen (X) dan dependen (y)
X = df_no_outliers[['STOCK_AWAL_NOVEMBER', 'PENGIRIMAN_5-6_NOV', 'PROD_5_NOV', 'PENYESUAIAN']]
y = df_no_outliers['STOK_AKHIR_NOV'] # Target yang ingin diprediksi (stok akhir)

# Membagi data menjadi data latih dan data uji (80% untuk latih, 20% untuk uji)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Menampilkan ukuran data latih dan data uji
print(f"Ukuran data latih: {X_train.shape}")
print(f"Ukuran data uji: {X_test.shape}")

```

Ukuran data latih: (80, 4)  
Ukuran data uji: (20, 4)

Gambar 3. 21 Membagi Data Menjadi Data Latih dan Data Uji

Gambar 3.21 menunjukkan pembagian *dataset* menjadi dua bagian utama: data latih (*training data*) dan data uji (*test data*), yang dilakukan dengan menggunakan fungsi *train\_test\_split* dari pustaka *sklearn.model\_selection*. Pembagian ini sangat penting karena memungkinkan model yang dilatih untuk diuji pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, sehingga hasil evaluasi dapat mencerminkan kemampuan model dalam memprediksi data baru yang tidak dikenalnya. Pada gambar tersebut, data latih berjumlah 80% dari total data dan digunakan untuk melatih model, sementara data uji berjumlah 20% dari total data dan digunakan untuk mengukur kinerja model setelah dilatih. Pembagian ini memastikan bahwa model tidak mengalami *overfitting*, di mana model terlalu disesuaikan dengan data latih dan tidak mampu melakukan prediksi yang baik pada data baru. Gambar 3.21 ini mengilustrasikan pentingnya membagi *dataset* secara acak agar model yang dibangun dapat diuji secara objektif, memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai kinerja model di dunia nyata. Ukuran data latih dan data uji ditampilkan di bagian bawah gambar, yang menunjukkan bahwa *dataset* terbagi menjadi 80 data untuk latih dan 20 data untuk uji.

### 3. Melatih Model Prediksi Menggunakan Algoritma Regresi Linier

Pada tahap ini, tujuan utama adalah membangun dan menerapkan model prediksi untuk memproyeksikan stok akhir produk berdasarkan data historis yang tersedia. Implementasi model prediksi ini sangat penting bagi perusahaan untuk memastikan kelancaran operasional dan pengelolaan inventaris yang lebih efisien. Perusahaan seringkali menghadapi tantangan dalam merencanakan pengadaan produk dan produksi secara tepat, yang dapat menyebabkan kekurangan stok atau pemborosan akibat *overstock*. Dengan menggunakan Regresi Linier, salah satu teknik dalam *machine learning*, model ini dapat mempelajari hubungan linier antara stok awal, pengiriman, produksi, dan penyesuaian dengan stok akhir. Model yang dibangun bertujuan untuk memberikan prediksi yang lebih akurat mengenai kebutuhan produk di masa depan, yang membantu perusahaan dalam merencanakan pengadaan, mengoptimalkan jadwal produksi, serta meminimalkan biaya yang terkait dengan pengelolaan stok yang tidak efisien. Dalam implementasinya, langkah pertama yang dilakukan adalah pembersihan data, diikuti dengan deteksi dan penanganan *outliers*, serta pembagian data menjadi data latih dan data uji sebelum melatih model dengan Regresi Linier. Dengan model yang telah dilatih, perusahaan dapat membuat keputusan yang lebih berbasis data dalam pengelolaan stok, mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan stok, dan meningkatkan efisiensi operasional secara keseluruhan.

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression

# Membuat model regresi linier
model = LinearRegression()

# Melatih model menggunakan data latih
model.fit(X_train, y_train)

# Menampilkan koefisien model (berapa besar pengaruh masing-masing fitur terhadap stok akhir)
print("Koefisien Model:", model.coef_)
print("Intercept Model:", model.intercept_)

Koefisien Model: [-0.03699845 -2.72588912 -0.77247227  0.11479227]
Intercept Model: 7217.5599498416395
```

Gambar 3. 22 Melatih Model Prediksi Menggunakan Regresi Linier

Gambar 3.22 menunjukkan tahap melatih model prediksi menggunakan regresi linier, yang bertujuan untuk memodelkan hubungan antara fitur-fitur independen (seperti stok awal, pengiriman, produksi, dan penyesuaian) dengan stok akhir yang ingin diprediksi. Pada gambar ini, model regresi linier dibangun dengan menggunakan pustaka *sklearn.linear\_model* di *Python*. Tahap pertama yang ditunjukkan adalah pembuatan objek model dari kelas *LinearRegression*. Selanjutnya, model dilatih menggunakan data latih yang telah dibagi sebelumnya, dengan fungsi *fit()*, yang mengajarkan model untuk menemukan hubungan linier antara fitur dan stok akhir berdasarkan data yang diberikan. Setelah pelatihan, model menghasilkan koefisien yang menunjukkan pengaruh masing-masing fitur terhadap stok akhir yang diprediksi. Selain itu, *intercept* model juga dihitung, yang menunjukkan nilai stok akhir yang diprediksi saat semua fitur bernilai 0. Koefisien dan *intercept* model ini memberikan wawasan penting mengenai seberapa besar kontribusi masing-masing fitur dalam mempengaruhi hasil prediksi, yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan lebih lanjut dalam perencanaan pengadaan dan produksi. Gambar ini memperlihatkan bagaimana model regresi linier digunakan untuk mempelajari pola dalam data yang ada dan memprediksi stok akhir berdasarkan fitur-fitur yang relevan.

#### **3.2.4 Fase 4 : *Testing***

Setelah menyelesaikan tahap implementasi model prediksi dan pengembangan *dashboard* Power BI pada fase sebelumnya, tahap Fase 4: *Testing* menjadi langkah krusial untuk memastikan bahwa seluruh sistem yang telah dibangun berfungsi dengan baik dan dapat memberikan hasil yang akurat serta sesuai dengan tujuan yang diinginkan. Pada fase ini, fokus utama adalah untuk mengidentifikasi dan memperbaiki kesalahan yang mungkin terjadi, serta untuk memastikan bahwa model dan *dashboard* tidak hanya berjalan secara teknis, tetapi juga memenuhi kebutuhan operasional dan keputusan strategis yang diharapkan oleh perusahaan. Pengujian ini terdiri dari dua bagian utama,

yaitu pengujian fungsional *dashboard* Power BI dan pengujian model prediksi yang telah dibangun menggunakan teknik regresi linier.

Untuk pengujian *dashboard*, kami akan memastikan bahwa data yang ditampilkan di *dashboard* Power BI sudah akurat dan relevan dengan kebutuhan pengguna. Hal ini mencakup validasi bahwa visualisasi yang disajikan dapat memproyeksikan informasi yang jelas dan memudahkan pengambilan keputusan, serta pengujian terhadap interaktivitas dan responsivitas *dashboard*, mengingat *dashboard* ini akan digunakan oleh berbagai pihak dalam perusahaan.

Di sisi lain, untuk pengujian model prediksi, kami akan mengevaluasi akurasi dan keandalan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model menggunakan data uji yang telah disiapkan sebelumnya. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat menghasilkan prediksi yang akurat dan *reliable*, yang pada gilirannya akan digunakan untuk merencanakan pengadaan produk, produksi, dan pengelolaan stok dengan lebih efisien. Keberhasilan pengujian pada fase ini akan menentukan apakah sistem siap diterapkan secara nyata dan apakah sistem yang dikembangkan dapat memberikan solusi praktis untuk tantangan yang dihadapi perusahaan dalam mengelola stok dan perencanaan produksi. Dengan pengujian yang cermat dan menyeluruh, seluruh sistem akan diuji untuk memastikan keandalan, performa, dan kesesuaian dengan kebutuhan pengguna sebelum diterapkan dalam operasional yang lebih luas.

#### **3.2.4.1. Pengujian Fungsional *Dashboard* Power BI**

Setelah tahap pengembangan *dashboard* Power BI selesai, langkah berikutnya adalah melakukan pengujian fungsional untuk memastikan bahwa *dashboard* dapat memenuhi tujuan yang diinginkan, yaitu memberikan informasi yang akurat dan mudah dipahami untuk pengambilan keputusan operasional. Pada tahap ini, pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa setiap elemen di dalam *dashboard* berfungsi

sesuai dengan ekspektasi pengguna, mulai dari filter interaktif yang memungkinkan eksplorasi data hingga visualisasi yang dapat dengan jelas menyajikan hasil analisis. Selain itu, pengujian fungsional juga bertujuan untuk mengevaluasi bagaimana *dashboard* berperilaku ketika dihadapkan dengan berbagai jenis data dan apakah interaktivitas pengguna dapat menghasilkan visualisasi yang dinamis dan relevan.

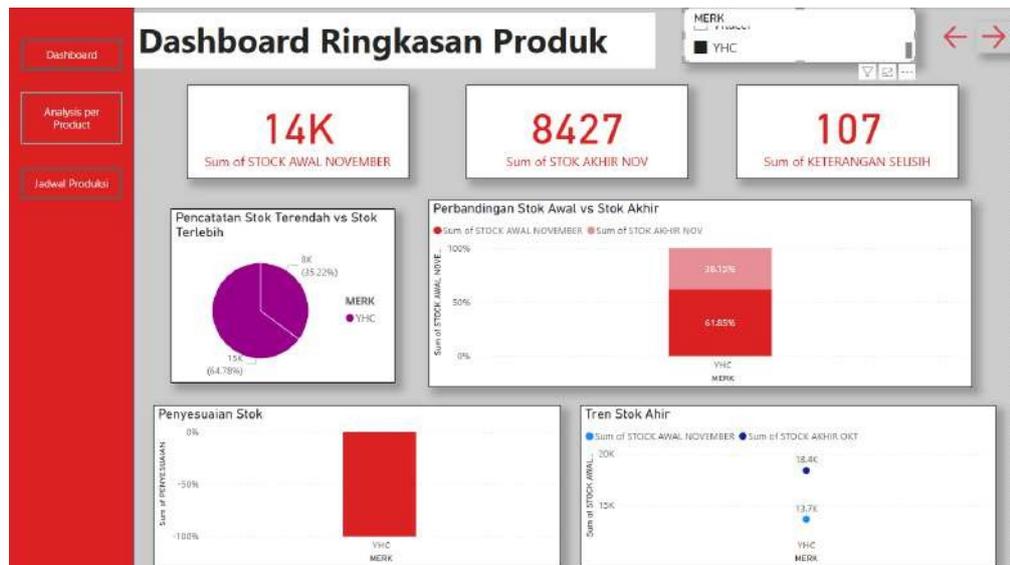
Pengujian fungsional juga bertujuan untuk menilai kemudahan penggunaan *dashboard* serta kinerjanya dalam mengelola data besar dengan kecepatan yang tepat, agar pengguna tidak mengalami penundaan saat mengakses informasi penting. Dalam pengujian ini, semua grafik, tabel, dan filter yang digunakan untuk menampilkan data akan diuji untuk memastikan bahwa mereka dapat menyajikan data yang akurat tanpa kesalahan atau ketidaksesuaian. Dengan pengujian yang baik dan menyeluruh, diharapkan *dashboard* yang dikembangkan dapat memberikan *insight* yang berguna untuk tim operasional dalam merencanakan pengadaan produk, produksi, dan pengelolaan stok secara lebih efisien dan berbasis data.

### **1. Pengujian *Dashboard* Halaman 1 : *Dashboard* Ringkasan Produk (YHC)**

Pada fase pengujian *dashboard* ini, halaman pertama yang diuji adalah *Dashboard* Ringkasan Produk, dengan fokus utama pada produk keramik YHC yang merupakan *best seller* perusahaan. *Dashboard* ini dirancang untuk memberikan gambaran umum mengenai stok awal, stok akhir, serta selisih antara stok awal dan stok akhir untuk produk keramik YHC dalam periode waktu tertentu. Selain itu, visualisasi yang ditampilkan juga mencakup perbandingan stok antara awal dan akhir periode, serta distribusi stok yang menggambarkan apakah produk keramik YHC mengalami peningkatan atau penurunan stok. Pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa data yang ditampilkan dapat memberikan informasi yang akurat,

relevan, dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih efisien dalam mengelola pengadaan dan distribusi produk.

Berikut ini adalah tampilan dari *Dashboard* Ringkasan Produk yang difokuskan pada produk keramik YHC:



Gambar 3. 23 Dashboard Ringkasan Produk : Produk YHC

Gambar 3.23 berfokus pada gambaran umum stok produk yang tersedia, dengan fokus pada produk keramik YHC sebagai produk terlaris perusahaan. Pada bagian atas, disajikan informasi stok awal dan stok akhir produk keramik YHC. Stok awal tercatat 14.000 unit pada awal November, sedangkan stok akhir 8.427 unit pada akhir bulan yang sama. Perbedaan antara stok awal dan stok akhir menunjukkan adanya perubahan jumlah stok yang dipengaruhi oleh faktor penjualan dan distribusi produk.

Selisih antara stok awal dan stok akhir menunjukkan angka 107 unit, mengindikasikan penurunan stok yang perlu dicermati lebih lanjut, baik untuk perencanaan pengadaan maupun perbaikan strategi distribusi. Halaman ini juga dilengkapi dengan visualisasi yang membandingkan stok awal dan stok akhir produk keramik YHC. Grafik batang bertumpuk menunjukkan bahwa 61,85% dari stok awal telah terjual atau digunakan, sementara 38,15% sisanya masih tersedia di stok akhir. Data ini krusial

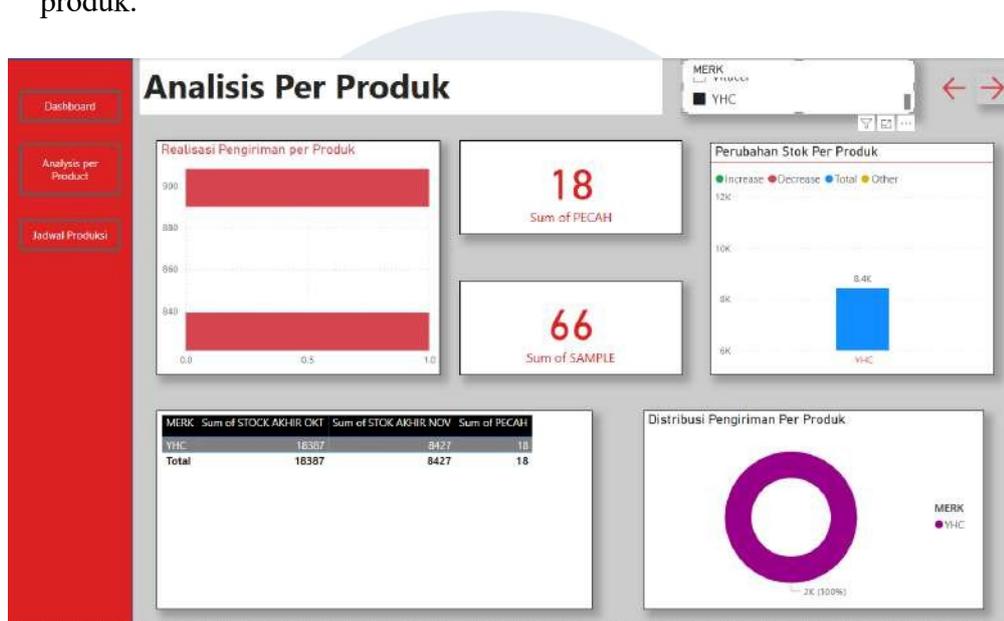
untuk menganalisis efektivitas distribusi dan penjualan produk keramik YHC. Pengguna dapat dengan mudah memantau fluktuasi stok produk ini, memberikan wawasan yang berguna untuk pengambilan keputusan dalam perencanaan pengadaan dan produksi ulang.

Di bagian bawah, terdapat grafik tren stok akhir yang menggambarkan perubahan stok akhir produk keramik YHC dari Oktober ke November. Grafik ini menunjukkan penurunan signifikan dari 20.000 unit pada Oktober menjadi 8.427 unit pada November, yang mengindikasikan perubahan dalam permintaan pasar atau distribusi produk. Secara keseluruhan, halaman ini memberikan gambaran menyeluruh mengenai status stok, perbedaan stok awal dan akhir, serta penurunan stok. Informasi ini sangat membantu tim operasional dan manajerial dalam merencanakan langkah selanjutnya untuk mengoptimalkan pengadaan dan distribusi produk keramik YHC.

## **2. Pengujian *Dashboard* Halaman 2 : Analisis Produk YHC**

Halaman kedua dari *dashboard*, yang diberi judul Analisis Per Produk, dirancang untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam dan terperinci mengenai produk keramik YHC, yang merupakan *best seller* perusahaan. Fokus utama halaman ini adalah untuk memantau realiasi pengiriman, perubahan stok, serta distribusi pengiriman produk secara dinamis dan berbasis data. Pengujian fungsional dilakukan untuk memastikan bahwa data yang ditampilkan untuk produk keramik YHC adalah akurat dan relevan, serta dapat memberikan *insight* yang berguna bagi tim manajerial dalam mengambil keputusan terkait pengelolaan stok dan pengadaan produk. Dengan menggunakan grafik yang menggambarkan perubahan stok dan distribusi pengiriman, pengguna dapat melihat secara visual bagaimana stok produk berkembang sepanjang periode yang diuji. Halaman ini juga menyajikan informasi mengenai pengiriman yang telah dilakukan, serta jumlah produk yang terjual. Pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa

visualisasi yang ada dapat menggambarkan dengan jelas fluktuasi stok, serta memastikan bahwa pengguna dapat memfilter data berdasarkan periode waktu atau kategori produk untuk mendapatkan informasi yang sesuai dengan kebutuhan analisis mereka. Berikut ini adalah tampilan dari Analisis Per Produk, yang berfokus pada produk keramik YHC, lengkap dengan grafik dan tabel yang memudahkan pemantauan status pengiriman dan stok produk.



Gambar 3. 24 Analisis Produk YHC

Gambar 3.24 memberikan gambaran mendalam tentang realiasi pengiriman, perubahan stok, dan distribusi pengiriman produk keramik YHC. Dalam visualisasi pertama, realiasi pengiriman per produk menunjukkan angka 18 untuk jumlah produk yang pecah selama periode yang ditentukan. Di sebelahnya, terdapat angka 66, yang merujuk pada jumlah *sample* yang digunakan untuk analisis lebih lanjut. Grafik perubahan stok per produk menunjukkan bahwa stok produk keramik YHC pada akhir periode berjumlah 8.4K, yang menggambarkan stabilitas stok selama periode pengujian. Tabel yang menyertakan stok akhir untuk Oktober dan November menunjukkan adanya penurunan dari 18,387 menjadi 8,427 unit, yang menunjukkan adanya pengurangan stok seiring dengan penjualan dan distribusi produk. Sementara itu, distribusi pengiriman per produk

menampilkan grafik *pie* yang menunjukkan bahwa seluruh pengiriman untuk produk keramik YHC adalah 2K unit yang terdistribusi, dengan 100% pengiriman untuk produk tersebut, memperlihatkan kesesuaian antara stok dan pengiriman yang dilakukan. *Output* ini memberikan wawasan lengkap mengenai pergerakan stok, pengiriman produk, serta efisiensi distribusi keramik YHC.

### **3. Pengujian *Dashboard* Halaman 3 : Ketersediaan Stok dan Jadwal Produksi Produk YHC**

Pada halaman ketiga dari *dashboard* yang berinformasikan Ketersediaan Stok dan Jadwal Produksi, fokus utama adalah untuk memberikan informasi terkait ketersediaan stok produk dan penjadwalan produksi untuk produk keramik YHC, yang merupakan produk *best seller* perusahaan. *Dashboard* ini dirancang untuk membantu tim operasional dan manajerial dalam memantau ketersediaan produk, memastikan produksi yang terjadwal dapat berjalan dengan baik, dan mengidentifikasi kebutuhan pengadaan atau penyesuaian stok. Halaman ini memberikan visualisasi mengenai perbandingan stok yang tersedia dengan jadwal produksi yang telah direncanakan, serta informasi penting tentang persentase stok yang mencukupi untuk memenuhi kebutuhan produksi. Dengan informasi yang terperinci ini, diharapkan perusahaan dapat mengoptimalkan pengelolaan stok dan produksi agar lebih efisien.

Berikut ini adalah tampilan dari *Dashboard* Ketersediaan Stok dan Jadwal Produksi untuk produk keramik YHC.



Gambar 3. 25 Dashboard Ketersediaan Stok dan Jadwal Produksi

Pada *Dashboard* Ketersediaan Stok dan Jadwal Produksi untuk produk keramik YHC, terdapat beberapa visualisasi yang memberikan gambaran menyeluruh tentang stok yang tersedia dan rencana produksi. Visualisasi pertama, yaitu perbandingan stok dan produksi, menunjukkan jumlah stok yang tersedia dibandingkan dengan jumlah produksi yang terjadwal, dengan angka 5500 yang mewakili jumlah jadwal produksi. Selanjutnya, tabel yang menampilkan persentase stok yang mencukupi untuk produk keramik YHC menunjukkan angka 100.09, yang berarti stok yang tersedia cukup untuk memenuhi kebutuhan produksi. Tabel ini memuat informasi tentang stok produk per motif, seperti Merbabu Cream dan NASA Grey, serta jumlah stok yang mencukupi untuk setiap produk. *Output* ini memberikan gambaran yang jelas mengenai apakah stok yang ada cukup untuk memenuhi permintaan pasar dan jadwal produksi yang telah direncanakan. Selain itu, visualisasi di sisi kanan menunjukkan jumlah stok akhir yang tersedia untuk merk YHC di bulan November, dengan tampilan warna yang menunjukkan stok yang mencukupi atau kekurangan. Secara keseluruhan, *dashboard* ini memungkinkan manajer untuk memantau perbedaan antara stok yang tersedia dengan produksi yang direncanakan, membantu dalam perencanaan pengadaan dan produksi lebih lanjut.

### 3.2.4.2. Pengujian dan Validasi Model Prediksi dengan Regresi Linier

Setelah proses implementasi model prediktif untuk estimasi kebutuhan stok selesai dilakukan, tahap selanjutnya yang sangat krusial adalah melakukan pengujian dan validasi model tersebut. Tujuan utama dari tahap ini adalah untuk memastikan bahwa model regresi linier yang telah dibangun mampu memberikan hasil prediksi yang akurat dan dapat diandalkan dalam konteks operasional perusahaan. Proses pengujian dilakukan menggunakan *dataset* terpisah yang tidak digunakan saat pelatihan model, sehingga dapat memberikan gambaran objektif terhadap kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data baru. Pengujian model ini tidak hanya berfungsi sebagai alat verifikasi teknis, tetapi juga menjadi tolok ukur apakah model dapat diintegrasikan secara nyata ke dalam alur kerja perusahaan, khususnya dalam perencanaan dan pengelolaan stok bahan baku yang efisien.

Pengujian dan validasi model ini dilaksanakan dengan pendekatan berlapis, mencakup proses prediksi menggunakan data uji, evaluasi performa model dengan metrik statistik seperti *R-squared* dan *Mean Squared Error (MSE)*, serta visualisasi hasil prediksi guna memperoleh pemahaman yang lebih intuitif mengenai ketepatan dan distribusi nilai hasil prediksi. Penggunaan pendekatan regresi linier dalam konteks ini dianggap tepat karena struktur data yang cukup teratur dan hubungan linier yang teridentifikasi dari analisis awal antara variabel stok awal, stok masuk, stok keluar, dan stok akhir. Validasi yang menyeluruh ini penting tidak hanya untuk menunjukkan keakuratan model secara teknis, tetapi juga untuk membuktikan bahwa model dapat diandalkan dalam mendukung pengambilan keputusan bisnis yang berbasis data. Tahapan berikut ini menguraikan secara detail hasil pengujian dan validasi model berdasarkan data aktual dari PT YHC Keramika Indonesia.

#### 1. Melakukan Prediksi Dengan Data Uji

Setelah model regresi linier dibangun dan dilatih menggunakan data historis stok keramik dari sistem *Accurate*, langkah selanjutnya adalah melakukan prediksi terhadap data uji untuk mengetahui seberapa baik model mampu melakukan estimasi stok akhir. Data uji merupakan bagian dari *dataset* yang sebelumnya telah dipisahkan dari data pelatihan (*training set*), dengan tujuan menguji kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Proses prediksi ini dilakukan menggunakan metode `.predict()` dari pustaka *machine learning* yang digunakan, dan hasilnya mencerminkan estimasi stok akhir berdasarkan *input* variabel seperti stok awal, stok masuk, dan stok keluar. *Output* dari prediksi ini menjadi dasar evaluasi lebih lanjut terhadap kinerja model dalam konteks dunia nyata, khususnya dalam mendukung pengambilan keputusan operasional di PT YHC Keramik Indonesia.

```
# Melakukan prediksi terhadap data uji
y_pred = model.predict(X_test)

# Menampilkan beberapa hasil prediksi
print("Prediksi Stok Akhir (Beberapa Sample):", y_pred[:10]) # Menampilkan 10 nilai prediksi pertama

y_pred[:10]

Prediksi Stok Akhir (Beberapa Sample): [6028.73357246 6020.97406771 5681.8053024 5288.13574536 6205.010879
5717.25014107 6300.42382792 5707.13949562 5844.39315292 6455.84209546]

array([6028.73357246, 6020.97406771, 5681.8053024 , 5288.13574536,
        6205.010879 , 5717.25014107, 6300.42382792, 5707.13949562,
        5844.39315292, 6455.84209546])
```

Gambar 3. 26 Melakukan Prediksi

Gambar 3.26 menampilkan proses prediksi stok akhir menggunakan model regresi linier terhadap data uji yang telah disiapkan sebelumnya. Pada kode tersebut, fungsi `model.predict(X_test)` digunakan untuk menghasilkan prediksi stok akhir berdasarkan variabel *input* seperti stok awal, stok masuk, dan stok keluar dari data uji. Hasil prediksi tersebut disimpan ke dalam variabel `y_pred`, kemudian ditampilkan sebagian melalui `print(y_pred[:10])`, yang bertujuan untuk menampilkan 10 nilai prediksi pertama sebagai representasi dari keseluruhan *output*. Nilai-nilai yang ditampilkan seperti 6028.73, 6020.97, 5681.80, hingga 6455.84 menunjukkan estimasi stok akhir untuk beberapa baris data uji. *Output* ini memperlihatkan bahwa model mampu menghasilkan prediksi dalam skala

yang sesuai dengan distribusi data historis, yang berarti tidak terdapat nilai ekstrem atau di luar kewajaran. Hal ini menunjukkan bahwa model telah belajar dengan baik dari data pelatihan sebelumnya dan mampu menerapkan pola yang dipelajari untuk memproyeksikan stok akhir pada data yang baru. Proses ini sangat penting dalam pengujian awal model karena memberikan gambaran awal mengenai kualitas prediksi sebelum dilakukan evaluasi kuantitatif lebih lanjut pada tahap berikutnya.

## 2. Evaluasi Model Prediksi

Setelah model menghasilkan nilai prediksi terhadap data uji, langkah penting selanjutnya adalah melakukan evaluasi performa model untuk menilai tingkat akurasi dan efektivitasnya dalam menghasilkan estimasi stok akhir yang sesuai dengan data aktual. Evaluasi dilakukan menggunakan dua metrik utama dalam regresi, yaitu *Mean Squared Error* (MSE) dan *R-squared* ( $R^2$ ). MSE digunakan untuk mengukur seberapa besar rata-rata kesalahan kuadrat antara nilai aktual dan nilai prediksi, sedangkan  $R^2$  digunakan untuk mengetahui seberapa besar variabilitas dari data target yang dapat dijelaskan oleh model. Hasil evaluasi ini menjadi dasar untuk memutuskan apakah model layak digunakan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan operasional, atau perlu dilakukan pengembangan lebih lanjut.

```
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score

# Menghitung Mean Squared Error (MSE) dan R-squared (R2)
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
r2 = r2_score(y_test, y_pred)

# Menampilkan hasil evaluasi
print(f"Mean Squared Error (MSE): {mse}")
print(f"R-squared (R2): {r2}")
```

```
Mean Squared Error (MSE): 4792415.2661303785
R-squared (R2): -0.47943725670339066
```

Gambar 3. 27 Evaluasi Model Prediksi

Gambar 3.27 menampilkan kode *Python* yang digunakan untuk mengevaluasi performa model prediksi menggunakan dua metrik: *mean\_squared\_error* dan *r2\_score*, yang diimpor dari modul *sklearn.metrics*. Nilai *Mean Squared Error* yang dihasilkan sebesar 4.792.415,27 menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan kuadrat antara prediksi dan nilai aktual tergolong tinggi, yang menandakan bahwa terdapat deviasi besar pada sebagian hasil prediksi. Sementara itu, nilai *R-squared* sebesar -0.4794 mengindikasikan bahwa model tidak mampu menjelaskan variasi dalam data target. Nilai  $R^2$  yang negatif berarti model melakukan prediksi yang jauh dari nilai aktual dan tidak menangkap pola yang ada di data dengan baik. *Output* ini menandakan bahwa model regresi linier yang dibangun belum dapat digunakan secara optimal dalam konteks prediksi kebutuhan stok. Kemungkinan besar terdapat kesalahan dalam pemisahan data, skala data *input*, atau relevansi fitur yang digunakan. Oleh karena itu, hasil evaluasi ini menjadi dasar penting untuk melakukan perbaikan model, baik melalui *tuning* ulang, transformasi data, atau eksplorasi model alternatif yang lebih kompleks.

Model regresi linier yang diterapkan untuk memprediksi stok akhir di PT YHC Keramika Indonesia menunjukkan hasil yang tidak memadai, dengan *MSE* yang tinggi dan *R-squared* ( $R^2$ ) yang negatif. Nilai  $R^2$  yang negatif menunjukkan bahwa model ini lebih buruk daripada hanya menggunakan rata-rata data sebagai prediksi, sementara *MSE* yang besar menandakan adanya kesalahan prediksi yang signifikan. Hal ini disebabkan oleh sifat hubungan antar variabel yang bersifat non-linear dan kompleks, yang tidak dapat dijelaskan secara memadai dengan pendekatan linier. Model regresi linier juga kurang efektif dalam menangkap interaksi antar variabel yang saling mempengaruhi, seperti stok awal, pengiriman, dan produksi, yang saling terkait dalam proses pengelolaan stok.

```

from sklearn.preprocessing import StandardScaler, PolynomialFeatures

scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

poly = PolynomialFeatures(interaction_only=True, include_bias=False) # Menambah interaksi fitur
X_poly = poly.fit_transform(X_scaled)

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_poly, y, test_size=0.2, random_state=42)

model = LinearRegression()
model.fit(X_train, y_train)

y_pred = model.predict(X_test)

mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
r2 = r2_score(y_test, y_pred)

print(f'Mean Squared Error (MSE): {mse}')
print(f'R-squared (R²): {r2}')

```

Mean Squared Error (MSE): 4087808.4381054393  
R-squared (R²): -0.2619223848026102

Gambar 3. 28 Evaluasi dengan Feature Engineering

Gambar 3.28 menunjukkan hasil evaluasi model prediksi setelah dilakukan *feature engineering*. Setelah menambahkan fitur interaksi dan standarisasi data dengan menggunakan *PolynomialFeatures* dan *StandardScaler*, model regresi linier yang digunakan menunjukkan hasil yang lebih baik. *Output Mean Squared Error (MSE)* yang dihasilkan sebesar 4,087,808.44 lebih rendah dibandingkan hasil sebelumnya (4,792,415.27), yang menunjukkan bahwa kesalahan prediksi berkurang setelah dilakukan transformasi data. Selain itu, *R-squared (R<sup>2</sup>)* meningkat menjadi -0.26, meskipun masih negatif, ini menunjukkan adanya sedikit peningkatan dalam kemampuan model untuk menjelaskan variabilitas data target, meskipun masih jauh dari ideal. Model ini masih tidak dapat menangkap hubungan kompleks dalam data secara sempurna, tetapi *feature engineering* telah meningkatkan performa model dibandingkan dengan prediksi sebelumnya. Kode yang digunakan melibatkan standarisasi data menggunakan *StandardScaler*, kemudian menambahkan interaksi antar fitur menggunakan *PolynomialFeatures* dengan opsi *interaction\_only=True*, yang menghasilkan kombinasi fitur interaksi tanpa menambah bias. Model ini kemudian dilatih dan dievaluasi dengan menggunakan MSE dan R<sup>2</sup> untuk menilai kinerjanya.

Setelah dilakukan evaluasi model prediksi dengan menggunakan teknik *feature engineering*, termasuk penambahan fitur interaksi dan standarisasi data menggunakan *PolynomialFeatures* dan *StandardScaler*,

terdapat sedikit peningkatan pada hasil model. Meskipun output *Mean Squared Error (MSE)* menunjukkan penurunan dari 4,792,415.27 menjadi 4,087,808.44, yang mengindikasikan penurunan kesalahan prediksi, nilai *R-squared (R<sup>2</sup>)* yang masih negatif (-0.26) menunjukkan bahwa model regresi linier belum mampu menangkap hubungan kompleks dalam data dengan baik. Hal ini terjadi meskipun langkah-langkah perbaikan data telah dilakukan. Dengan demikian, meskipun kualitas data telah diperbaiki, model ini masih mengalami kesulitan dalam memodelkan data yang lebih kompleks dan tidak dapat menjelaskan variabilitas data secara memadai. Ini menunjukkan bahwa, meskipun *feature engineering* memberikan sedikit peningkatan, masih dibutuhkan metode yang lebih canggih atau data yang lebih lengkap untuk meningkatkan kinerja model secara signifikan.

### **3. Visualisasi Hasil Prediksi**

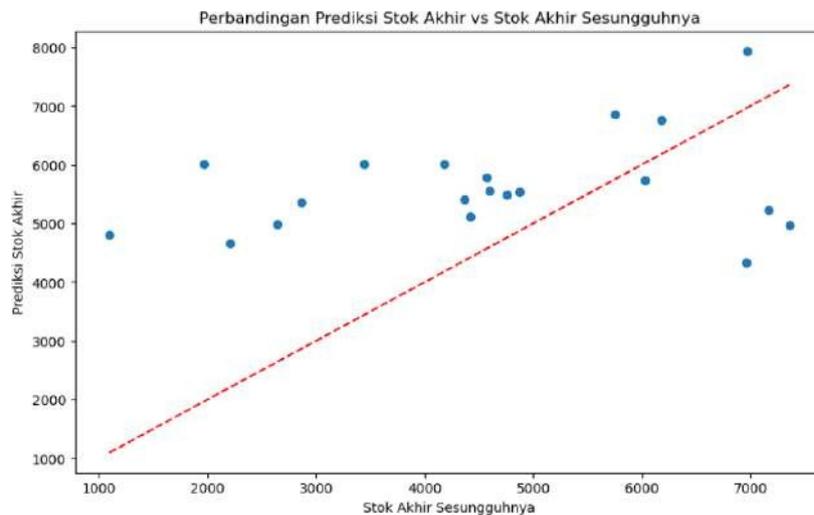
Setelah dilakukan prediksi dan evaluasi kuantitatif terhadap model regresi linier, tahap berikutnya adalah melakukan visualisasi hasil prediksi untuk memperoleh pemahaman yang lebih intuitif mengenai akurasi dan distribusi kesalahan prediksi. Visualisasi dalam bentuk *scatter plot* ini sangat penting karena memungkinkan pengamat untuk melihat secara langsung sejauh mana nilai prediksi mendekati nilai aktual. Jika model memiliki kinerja yang baik, maka titik-titik prediksi akan cenderung berada di dekat garis identitas yang merepresentasikan kondisi ideal, di mana nilai prediksi sama dengan nilai aktual. Dengan pendekatan visual seperti ini, analisis tidak hanya didasarkan pada angka statistik, tetapi juga dapat dilihat secara eksplisit pola penyimpangan dan potensi bias model.

```

import matplotlib.pyplot as plt

# Visualisasi perbandingan antara stok akhir yang sesungguhnya dengan stok akhir yang diprediksi
plt.figure(figsize=(10,8))
plt.scatter(y_test, y_pred)
plt.plot([min(y_test), max(y_test)], [min(y_test), max(y_test)], color='red', linestyle='--')
plt.xlabel("Stok Akhir Sesungguhnya")
plt.ylabel("Prediksi Stok Akhir")
plt.title("Perbandingan Prediksi Stok Akhir vs Stok Akhir Sesungguhnya")
plt.show()

```



Gambar 3. 29 Visualisasi Hasil Prediksi

Gambar 3.29 memperlihatkan hasil visualisasi perbandingan antara stok akhir yang sesungguhnya dan stok akhir yang diprediksi menggunakan model regresi linier yang telah melalui proses *feature engineering*. Pada visualisasi ini, sumbu X menggambarkan stok akhir sesungguhnya yang diambil dari data uji, sementara sumbu Y menunjukkan stok akhir yang diprediksi oleh model. Titik biru mewakili hasil prediksi untuk setiap data uji, sedangkan garis merah putus-putus berfungsi sebagai garis referensi yang menunjukkan titik di mana nilai stok akhir sesungguhnya dan stok akhir yang diprediksi memiliki nilai yang sama. Dengan kata lain, semakin dekat titik biru dengan garis merah, semakin baik prediksi yang dihasilkan oleh model. Meskipun beberapa titik mendekati garis referensi, masih banyak ditemukan deviasi besar antara nilai sesungguhnya dan nilai prediksi. Hal ini menunjukkan bahwa model masih kesulitan dalam menghasilkan prediksi yang akurat, karena masih terdapat banyak titik yang jauh dari garis referensi.

### 3.2.5 Fase 5 : *Deployment*

Setelah melalui tahap evaluasi dan perbaikan model, fase selanjutnya adalah implementasi. Dalam tahap ini, model prediksi yang telah

dikembangkan akan diintegrasikan ke dalam sistem yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan operasional. Salah satu komponen utama dalam fase ini adalah pembuatan *dashboard* interaktif menggunakan Power BI. *Dashboard* ini dirancang untuk memberikan gambaran visual yang jelas dan *real-time* mengenai estimasi stok akhir yang diprediksi berdasarkan data historis dan parameter yang relevan. Dengan menggunakan Power BI, tim operasional di PT YHC Keramik Indonesia dapat dengan mudah memonitor dan menganalisis stok bahan baku, sehingga memudahkan pengambilan keputusan yang cepat dan berbasis data.

*Dashboard* ini tidak hanya menampilkan stok produk yang ada, tetapi juga memberikan analisis mendalam mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi stok, seperti pengiriman, produksi, dan stok awal. Visualisasi yang ditampilkan dalam *dashboard* ini menggunakan grafik, tabel, dan indikator yang interaktif, memungkinkan pengguna untuk melakukan eksplorasi data secara dinamis dan mendapatkan wawasan yang lebih tajam. Melalui Power BI, *dashboard* ini juga akan terhubung dengan data sistem *Accurate*, sehingga semua informasi yang ditampilkan selalu *up-to-date* dan dapat diakses kapan saja oleh para pengambil keputusan. Dengan implementasi *dashboard* ini, PT YHC Keramik Indonesia diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam pengelolaan stok serta mendukung keputusan yang lebih tepat dan berbasis data.

#### **3.2.5.1. Penerapan *Dashboard* untuk Pengoptimalan Stok**

Pada fase ini, fokus utama adalah penerapan *dashboard* interaktif yang dikembangkan menggunakan Power BI untuk memvisualisasikan data stok dan informasi operasional yang relevan di PT YHC Keramik Indonesia. *Dashboard* ini dirancang untuk menampilkan data *real-time* mengenai stok bahan baku, pengiriman, dan produksi, yang diambil dari sistem *Accurate* yang sudah terintegrasi dengan *dashboard*. Data yang ada akan divisualisasikan dalam bentuk grafik interaktif, tabel dinamis, dan

indikator visual yang memudahkan tim operasional untuk memantau kondisi stok dan memprediksi kebutuhan bahan baku di masa depan.

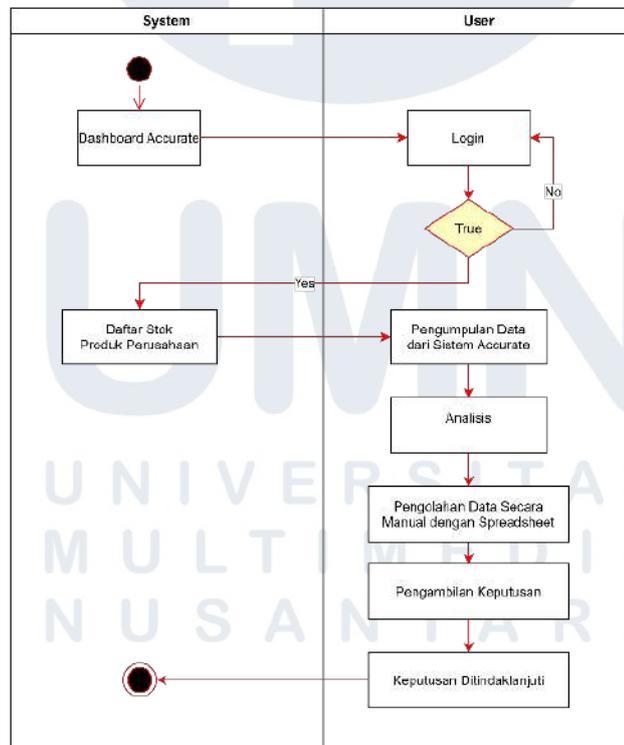
Dengan adanya Power BI, tim logistik dapat mengakses dan menganalisis data secara *real-time* untuk mendukung pengambilan keputusan operasional. *Dashboard* ini juga memungkinkan pengguna untuk menyesuaikan tampilan berdasarkan periode waktu tertentu dan faktor-faktor lainnya yang mempengaruhi stok, seperti pengiriman, produksi, dan stok awal. Dengan memanfaatkan Power BI, PT YHC Keramik Indonesia dapat meningkatkan efisiensi operasional, mengurangi kesalahan dalam pengelolaan stok, serta mendukung keputusan yang lebih cepat dan berbasis data. Penerapan *dashboard* interaktif ini memungkinkan perusahaan untuk merespons perubahan dengan lebih efektif dan mengoptimalkan proses pengelolaan stok.

Sebelum penerapan *dashboard* interaktif menggunakan Power BI, proses pengelolaan stok di PT YHC Keramik Indonesia masih dilakukan secara manual atau menggunakan sistem yang terpisah, yang sering kali membutuhkan waktu lebih lama dan rentan terhadap kesalahan manusia. Pengumpulan data dari berbagai sumber, seperti sistem *Accurate*, dilakukan secara manual, dan analisis stok serta pengambilan keputusan dilakukan dengan menggunakan laporan yang terpisah, yang mempengaruhi efisiensi dan akurasi dalam pengelolaan stok. Namun, dengan penerapan *dashboard* interaktif, proses ini menjadi lebih efisien, otomatis, dan berbasis data. Visualisasi stok yang lebih jelas dan *real-time* memungkinkan tim untuk membuat keputusan yang lebih cepat dan tepat.

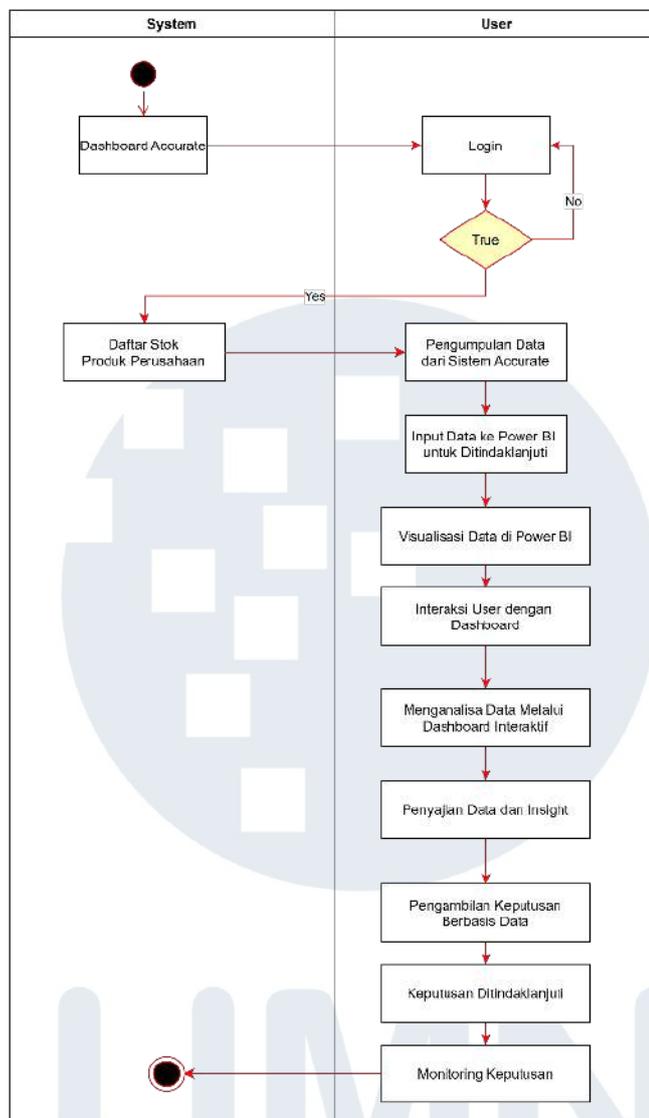
Setelah implementasi *dashboard* interaktif berbasis Power BI, dampak yang signifikan terlihat pada efisiensi tim operasional dalam pengelolaan stok bahan baku. Pengguna, terutama manajer dan tim produksi, melaporkan bahwa dengan adanya *dashboard*, proses pengambilan keputusan terkait pengadaan bahan baku menjadi lebih cepat

dan berbasis data yang lebih akurat. Pengguna kini dapat memantau kondisi stok secara *real-time*, mengidentifikasi kekurangan bahan baku lebih awal, dan merencanakan pengadaan dengan lebih efisien. Selain itu, visualisasi data yang interaktif memungkinkan pengguna untuk mengeksplorasi data secara dinamis, yang membantu dalam menganalisis tren permintaan dan memperkirakan kebutuhan stok di masa depan. Umpan balik dari pengguna menunjukkan bahwa mereka merasa lebih percaya diri dalam membuat keputusan karena data yang lebih transparan dan mudah diakses.

Untuk lebih menggambarkan perbedaan antara proses sebelum dan setelah penerapan *dashboard* interaktif, berikut ini disajikan *activity diagram* yang menunjukkan alur kerja yang terjadi pada kedua kondisi tersebut. Dengan adanya diagram ini, perubahan besar dalam pengelolaan stok yang dihasilkan oleh penerapan *dashboard* interaktif dapat terlihat lebih jelas.



Gambar 3. 30 Activity Diagram: Proses Manual Pengelolaan Stok Sebelum Penerapan Dashboard Interaktif



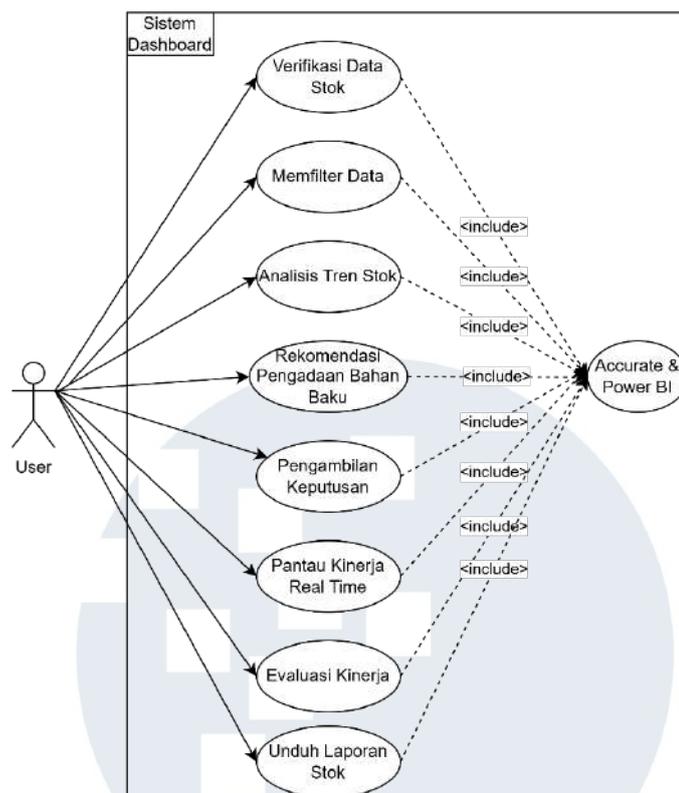
Gambar 3. 31 Activity Diagram: Proses Pengelolaan Stok dengan Dashboard Interaktif

Gambar 3.30 dan Gambar 3.31 menunjukkan perbedaan yang signifikan antara sistem sebelum dan setelah penerapan *dashboard* interaktif. Pada Gambar 3.30, *dashboard* yang ada sebelum penerapan sistem interaktif hanya menampilkan data secara statis dan terbatas, dengan proses yang lebih manual dan tidak ada interaksi langsung dari pengguna. Data yang ditampilkan bersifat tetap dan tidak *real-time*, memerlukan *input* manual dan pengolahan data terpisah. Sementara itu, Gambar 3.31 menggambarkan *dashboard* setelah penerapan sistem interaktif, di mana

data ditampilkan dalam bentuk visualisasi yang dinamis dan dapat diakses secara *real-time*. Pengguna kini dapat berinteraksi langsung dengan data, memilih periode waktu tertentu, dan menggali informasi lebih rinci sesuai kebutuhan, yang memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih cepat, efisien, dan berbasis data terkini. Perbedaan utama terletak pada tingkat interaktivitas dan kemampuan untuk memperbarui data secara *real-time*, yang membawa perbaikan besar dalam efektivitas pengelolaan stok.

Setelah menjelaskan alur aktivitas dalam *Activity Diagram*, langkah selanjutnya adalah menggambarkan interaksi pengguna dengan sistem secara lebih rinci melalui *Use Case Diagram*. Diagram ini memberikan gambaran yang jelas tentang bagaimana *User* berinteraksi dengan Sistem *Dashboard*, mencakup serangkaian aktivitas utama yang dilakukan oleh pengguna untuk mengelola stok secara lebih efisien. Setiap fungsi dan proses yang ada pada Sistem *Dashboard* ditunjukkan melalui *use cases*, yang mencakup aktivitas seperti verifikasi data stok, analisis tren stok, rekomendasi pengadaan bahan baku, hingga pengambilan keputusan berbasis data. Dengan menggunakan *Use Case Diagram*, dapat dipahami secara visual bagaimana pengguna berinteraksi dengan sistem untuk mencapai tujuan yang lebih terstruktur dan berbasis data.





Gambar 3. 32 Use Case Diagram

Pada *Use Case Diagram* yang ditampilkan dalam Gambar 3.32, terdapat *User* yang berinteraksi dengan *Sistem Dashboard* untuk mengelola stok bahan baku secara lebih efisien. Diagram ini menggambarkan berbagai aktivitas yang dilakukan oleh pengguna, seperti verifikasi data stok, memfilter data, analisis tren stok, dan pengambilan keputusan. Setiap aktivitas yang dilakukan oleh *User* berinteraksi langsung dengan sistem, yang mendukung pengambilan keputusan berbasis data yang akurat dan *real-time*. Sistem ini mengintegrasikan *Accurate* dan *Power BI* untuk memfasilitasi pengolahan dan visualisasi data, memberikan rekomendasi pengadaan bahan baku, serta memantau kinerja stok secara *real-time*. Dengan adanya *Use Case Diagram* ini, jelas terlihat alur interaksi antara *User* dan *Sistem Dashboard*, yang memungkinkan pengguna untuk mengevaluasi kinerja pengelolaan stok, mengunduh laporan, dan membuat keputusan berdasarkan data terkini yang disediakan oleh sistem.

Setelah melalui berbagai tahap yang telah dijelaskan dengan detail, dari fase analisis kebutuhan hingga penerapan sistem, pengembangan *dashboard* interaktif di PT YHC Keramika Indonesia telah berhasil mencapai hasil yang signifikan. Proses yang telah dilalui, termasuk pengumpulan dan pembersihan data, perancangan *dashboard* menggunakan Power BI, serta implementasi model prediksi kebutuhan stok, semuanya bertujuan untuk meningkatkan efisiensi pengelolaan stok di perusahaan. Dengan adanya *dashboard* ini, perusahaan dapat memantau stok secara *real-time*, menganalisis tren permintaan, serta melakukan prediksi kebutuhan bahan baku dengan lebih akurat. Semua upaya yang dilakukan dalam fase ini kini membentuk dasar yang kuat bagi sistem yang lebih efisien dan responsif. Selanjutnya, fase 6, yaitu *Release & Maintenance*, akan memastikan bahwa sistem yang telah diterapkan dapat terus berfungsi optimal, diperbarui, dan disesuaikan dengan kebutuhan perusahaan, memastikan keberlanjutan pengelolaan stok yang lebih efisien dan mendukung pengambilan keputusan yang berbasis data.

### **3.2.6 Fase 6 : *Release & Maintenance***

Setelah sistem *dashboard* interaktif berhasil diterapkan dan digunakan oleh PT YHC Keramika Indonesia, fase *Release & Maintenance* menjadi tahapan yang sangat penting untuk memastikan keberlangsungan dan efektivitas sistem dalam jangka panjang. Pada tahap ini, meskipun sistem telah berhasil diimplementasikan dan diuji, tantangan baru sering muncul seiring berjalannya waktu. Oleh karena itu, fase ini berfokus pada pemeliharaan sistem yang terus-menerus, pemantauan kinerja secara *real-time*, dan pembaruan berkala agar sistem tetap relevan dengan kebutuhan perusahaan yang terus berkembang. Penting bagi perusahaan untuk tidak hanya mengandalkan pada keberhasilan penerapan awal, tetapi juga untuk melakukan evaluasi dan pembaruan secara rutin untuk menjaga kualitas dan efektivitas sistem. Pembaruan ini dapat mencakup peningkatan performa sistem, penambahan

fitur baru, atau penyempurnaan model prediksi yang telah dikembangkan agar dapat terus memberikan manfaat maksimal. Selain itu, dengan mengumpulkan umpan balik dari pengguna, perusahaan dapat lebih mudah mengidentifikasi area yang perlu diperbaiki dan memastikan sistem selalu beradaptasi dengan perubahan dalam operasional perusahaan.

### **3.2.6.1 Pemeliharaan dan Pembaruan Sistem**

Pemeliharaan dan pembaruan sistem merupakan proses berkelanjutan yang sangat krusial setelah implementasi. Tujuan utamanya adalah untuk memastikan bahwa *dashboard* interaktif dan model prediksi kebutuhan stok yang telah diterapkan tetap berjalan dengan optimal dan memberikan manfaat yang maksimal bagi perusahaan. Pemeliharaan dilakukan dengan memonitor secara rutin kinerja sistem, mengidentifikasi potensi masalah yang muncul, serta mengatasi kendala teknis yang dapat mempengaruhi operasional sehari-hari. Selain itu, untuk menjaga agar sistem tetap efektif, pembaruan dilakukan secara berkala, baik dalam bentuk peningkatan fungsionalitas maupun pembaruan perangkat lunak yang mendukung kinerja sistem.

Dengan melakukan evaluasi secara berkelanjutan dan memperbarui sistem berdasarkan *feedback* dari pengguna, perusahaan dapat meningkatkan kualitas data yang ditampilkan, memperbaiki pengalaman pengguna, serta memastikan bahwa sistem prediksi kebutuhan stok tetap akurat dan relevan. Pembaruan ini juga mencakup penyesuaian terhadap teknologi yang berkembang, sehingga sistem tetap dapat memenuhi tuntutan operasional yang semakin kompleks. Proses pemeliharaan dan pembaruan ini tidak hanya mendukung keberlanjutan operasional, tetapi juga dapat memudahkan perusahaan untuk beradaptasi dengan perubahan kebutuhan pasar, mengoptimalkan pengelolaan stok, dan meningkatkan efisiensi secara keseluruhan.

Dengan demikian, fase ini memainkan peranan penting dalam menjaga keberlanjutan dan keandalan sistem yang telah diterapkan, memastikan

bahwa solusi yang diberikan tetap relevan dan efektif dalam mendukung tujuan bisnis perusahaan.

### 3.3 Kendala yang Ditemukan

Selama pelaksanaan magang dan pengembangan *dataset* dilakukan pembersihan data yang memakan waktu untuk memastikan data dapat digunakan dalam analisis lebih lanjut dan dapat diintegrasikan dengan sistem baru.

- 1) **Kesulitan dalam Integrasi Data:** Integrasi data antar departemen yang memiliki format dan struktur data berbeda menjadi tantangan utama. Meskipun sistem *Accurate* sudah digunakan, data dari berbagai departemen seperti produksi dan keuangan perlu disesuaikan terlebih dahulu agar bisa diolah dalam *dashboard* yang dikembangkan, yang memerlukan waktu lebih lama dan usaha ekstra.
- 2) **Tantangan dalam Pembersihan dan Pengolahan Data:** Proses pembersihan dan pengolahan data yang diekstrak dari sistem *Accurate* membutuhkan waktu yang cukup lama karena adanya ketidaksesuaian format dan kesalahan pengolahan data, seperti *missing values* dan data yang tidak konsisten. Hal ini memperlambat proses integrasi data dan pengembangan *dashboard* interaktif yang lebih efisien.
- 3) **Masalah Pengujian dan Validasi Sistem:** Pengujian terhadap *dashboard* Power BI yang dikembangkan menemui kendala dalam validasi data, terutama karena beberapa data yang digunakan dalam pengujian tidak sepenuhnya mencerminkan kondisi nyata di lapangan. Ini menyebabkan perlu dilakukan pengujian ulang untuk memastikan akurasi *dashboard* dan model prediksi yang digunakan.

### 3.4 Solusi atas Kendala yang Ditemukan

Untuk mengatasi kendala pengelolaan stok yang masih dilakukan secara manual, solusi yang diterapkan adalah pengembangan dan implementasi *dashboard*

interaktif menggunakan Power BI. *Dashboard* ini menggantikan pencatatan manual dengan visualisasi stok yang dapat diakses secara *real-time*, memberikan informasi yang lebih akurat dan cepat untuk pengambilan keputusan. Dengan mengintegrasikan data dari sistem *Accurate*, *dashboard* membantu memantau kondisi stok dengan lebih efektif, mengurangi kesalahan *input* data, dan meminimalkan keterlambatan dalam pembaruan informasi. Proses pengolahan dan pembersihan data juga dilakukan menggunakan *Python* untuk menangani masalah kualitas data, seperti *missing values* dan ketidaksesuaian format, agar data yang digunakan lebih konsisten dan siap untuk dianalisis.

Selain itu, untuk mengatasi masalah integrasi data antar departemen yang memiliki format berbeda, dilakukan standarisasi format data menggunakan skrip *Python* yang otomatis membersihkan dan menyesuaikan data agar dapat langsung diolah oleh Power BI. Solusi ini mempercepat aliran data antar divisi dan memastikan konsistensi data yang digunakan dalam *dashboard*. Untuk pengujian sistem, dilakukan verifikasi berulang terhadap hasil prediksi dan visualisasi dengan membandingkan data historis yang lebih akurat, serta mendapatkan umpan balik dari pengguna untuk penyempurnaan lebih lanjut. Semua solusi ini dirancang untuk meningkatkan efisiensi pengelolaan stok dan memastikan sistem berjalan dengan lancar di PT YHC Keramik Indonesia.

