

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Objek dan Waktu Penelitian

Objek penelitian merupakan pihak atau objek yang menjadi sumber data dalam suatu penelitian. Menurut Sugiyono (2023), subjek penelitian adalah sumber data yang memberikan informasi yang dibutuhkan dalam proses penelitian.

Dalam penelitian ini, subjek penelitian tidak berupa responden individu, melainkan berupa objek analisis yang digunakan sebagai sumber data. Objek penelitian adalah data historis permintaan reagen pada laboratorium *Quality Control* Unit 1 PT Sanbe Farma terhadap laboratorium pusat PT Sanbe Farma Plant Cimareme pada Januari 2022 hingga Desember 2025. Data tersebut merepresentasikan aktivitas penggunaan reagen dalam operasional laboratorium yang digunakan sebagai dasar dalam proses peramalan serta pengendalian persediaan.

Data yang digunakan mencakup data permintaan reagen yang dicatat secara periodik dalam interval waktu tertentu sehingga bersifat *time series*. Data ini digunakan untuk mengidentifikasi pola permintaan, membangun model prediksi menggunakan algoritma *machine learning*, serta menentukan kebijakan pengendalian persediaan seperti *safety stock* dan *reorder point* (ROP).

Penggunaan data selama tiga tahun memberikan jumlah observasi yang lebih besar sehingga mampu meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola permintaan, termasuk fluktuasi dan pola musiman (*seasonality*). Menurut Hyndman (2014) semakin panjang periode data *time series*, maka semakin baik kemampuan model dalam mengidentifikasi pola dan meningkatkan akurasi prediksi. Selain itu, algoritma XGBoost mampu

memanfaatkan data historis dalam jumlah besar untuk menghasilkan prediksi yang lebih stabil (Chen & Guestrin, 2016).

Dengan demikian, subjek penelitian dalam penelitian ini berperan sebagai sumber data utama yang mendukung proses analisis dan pengambilan keputusan dalam sistem pengendalian persediaan.

3.2 Identifikasi Variabel Penelitian

Variabel penelitian merupakan segala sesuatu yang menjadi objek pengamatan dalam penelitian. Dalam penelitian ini, variabel yang digunakan terdiri dari:

1. Variabel independen (X)

Variabel independen (X) dalam penelitian ini merupakan hasil transformasi data *time series* melalui proses *feature engineering*, karena algoritma XGBoost tidak secara langsung mengenali urutan waktu. Variabel ini terdiri dari *time-based features* seperti hari, bulan, dan indikator akhir pekan untuk menangkap pola musiman, serta *lag features* seperti *lag-1*, *lag-7*, *lag-14*, serta fitur statistik seperti *rolling mean-7* dan *rolling std-7* untuk merepresentasikan ketergantungan temporal dalam data.

2. Variabel dependen (Y)

Tingkat permintaan reagen hasil prediksi menggunakan XGBoost.

3. Variabel pendukung

Lead time, *service level*, dan nilai RMSE sebagai pendekatan variabilitas permintaan.

3.3 Teknik Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari sistem pencatatan laboratorium *Quality Control* Unit 1 PT Sanbe Farma. Data yang digunakan berupa data historis permintaan reagen yang dicatat secara periodik dan bersifat *time series*.

Variabel yang dikumpulkan meliputi tanggal permintaan, jumlah permintaan reagen, serta waktu tunggu pemenuhan (*lead time*). Data tersebut digunakan sebagai dasar dalam proses peramalan permintaan serta pengendalian persediaan.

3.4 Pemodelan dan Parameter Algoritma XGBoost

Dalam proses analisis, penelitian ini menggunakan pendekatan berbasis *machine learning*, yaitu algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost), untuk melakukan peramalan permintaan.

Pemilihan metode ini didasarkan pada penelitian Liu dkk. (2025) yang menunjukkan bahwa pendekatan berbasis data mampu meningkatkan akurasi prediksi dalam sistem persediaan dengan tingkat ketidakpastian permintaan yang tinggi.

Permintaan reagen bersifat fluktuatif karena dipengaruhi oleh jumlah sampel pengujian, jadwal produksi, serta kebutuhan pengujian tambahan, sehingga sulit diprediksi menggunakan metode konvensional.

Pemodelan dilakukan menggunakan *Jupyter Notebook* dengan bahasa pemrograman Python. Dalam proses pemodelan, dilakukan *hyperparameter tuning* dengan menyesuaikan parameter seperti *learning rate*, *max depth*, dan *n_estimators* untuk meningkatkan kinerja model.

3.5 Teknik Pengolahan dan Analisis Data

Teknik analisis data merupakan metode yang digunakan untuk mengolah dan menganalisis data sehingga dapat menghasilkan informasi yang relevan dalam menjawab tujuan penelitian. Menurut Sugiyono (2023), analisis data dalam penelitian kuantitatif dilakukan dengan cara mengolah data secara sistematis untuk memperoleh kesimpulan yang valid.

Dalam penelitian ini, teknik analisis data dilakukan melalui beberapa tahapan utama, yaitu analisis deskriptif, peramalan permintaan menggunakan

algoritma *machine learning*, evaluasi model, serta analisis pengendalian persediaan.

Tahap pertama adalah analisis deskriptif terhadap data historis permintaan reagen. Analisis ini dilakukan untuk memahami pola data, seperti tren dan fluktuasi permintaan, yang menjadi dasar dalam proses pemodelan.

Tahap selanjutnya adalah peramalan permintaan menggunakan algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost). Metode ini digunakan untuk memodelkan hubungan non-linear dalam data *time series* dan menghasilkan prediksi permintaan ($\hat{d}$). XGBoost dipilih karena kemampuannya dalam menghasilkan akurasi prediksi yang tinggi pada data dengan pola kompleks dan fluktuatif.

Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Secara matematis, RMSE dirumuskan sebagai:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}$$

Sedangkan MAPE dirumuskan sebagai:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100\%$$

di mana:

y_t = nilai aktual

$\hat{y}_t$ = nilai prediksi

n = jumlah data

Nilai RMSE digunakan untuk mengukur besar kesalahan prediksi dalam satuan absolut, sedangkan MAPE digunakan untuk mengukur kesalahan dalam bentuk persentase. Semakin kecil nilai RMSE dan MAPE, maka semakin baik kinerja model dalam melakukan prediksi.

Dalam penelitian ini, nilai RMSE juga digunakan sebagai pendekatan untuk merepresentasikan variabilitas permintaan, sehingga digunakan dalam perhitungan *safety stock*. Penggunaan RMSE sebagai pengganti standar deviasi permintaan dilakukan dengan asumsi bahwa error prediksi berdistribusi normal dan tidak mengandung bias sistematis.

Dalam penelitian ini, *lead time* diasumsikan konstan sebesar 1 hari, sehingga variabilitas dalam sistem hanya berasal dari fluktuasi permintaan (*demand uncertainty*), sedangkan variabilitas *lead time* diabaikan.

Tahap selanjutnya adalah analisis pengendalian persediaan menggunakan pendekatan probabilistik. Perhitungan *safety stock* dilakukan dengan rumus:

$$Safety\ Stock = Z \times RMSE \times \sqrt{L}$$

Sedangkan *reorder point* (ROP) dihitung dengan rumus:

$$ROP = (\hat{d} \times L) + Safety\ Stock$$

di mana:

Z = faktor tingkat pelayanan (service level)

RMSE = pendekatan variabilitas permintaan

L = lead time

$\hat{d}$ = hasil prediksi permintaan

Dalam penelitian ini, pengendalian persediaan yang digunakan mengadopsi sistem *Continuous Review* (sistem tinjauan kontinu) atau dikenal sebagai model (s, Q). Pada sistem ini, pemantauan persediaan dilakukan secara terus-menerus, dan pemesanan kembali dilakukan ketika tingkat persediaan mencapai titik pemesanan ulang (*reorder point*/ROP).

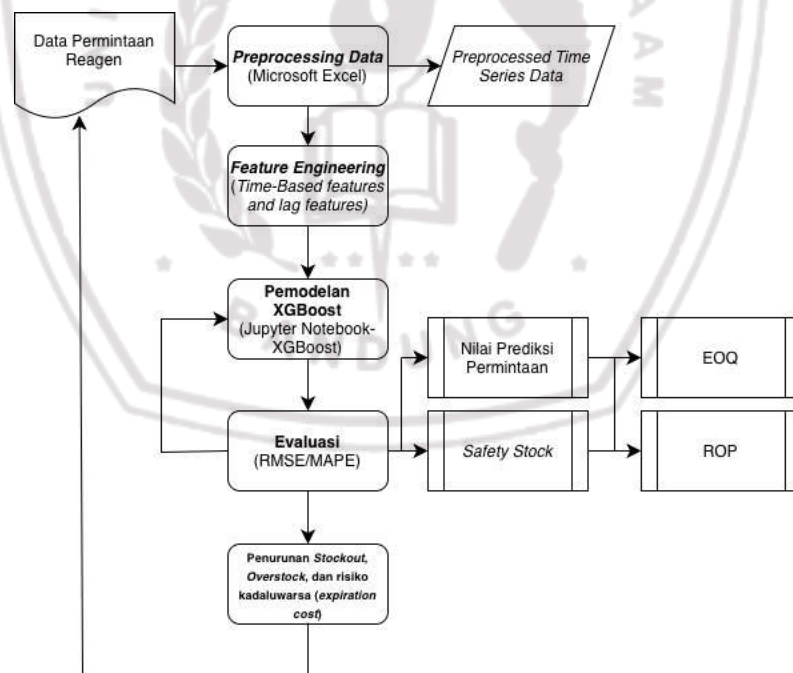
Dengan asumsi *lead time* konstan, pendekatan ini memungkinkan penentuan kebijakan persediaan yang lebih responsif terhadap fluktuasi permintaan, karena keputusan pemesanan didasarkan pada hasil prediksi permintaan yang bersifat dinamis. Oleh karena itu, integrasi antara model

peramalan XGBoost dan kebijakan *Continuous Review* digunakan untuk meminimalkan risiko *stockout* dan *overstock* secara simultan.

Dengan pendekatan tersebut, sistem pengendalian persediaan menjadi lebih adaptif karena mampu mempertimbangkan ketidakpastian permintaan yang diukur melalui error model.

Tahap akhir adalah analisis hasil untuk mengevaluasi kinerja sistem persediaan yang diusulkan. Analisis ini dilakukan dengan membandingkan kondisi sebelum dan sesudah penerapan model, khususnya dalam hal penurunan risiko *stockout*, *overstock*, serta risiko kedaluwarsa (*expiration cost*).

3.6 Diagram Alir Penelitian



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

Sumber : Hasil Rancangan Peneliti (2026)

Prosedur penelitian merupakan tahapan yang dilakukan secara sistematis untuk mencapai tujuan penelitian yang telah ditetapkan. Prosedur dalam penelitian ini disusun berdasarkan alur pengolahan data hingga pengambilan keputusan dalam sistem pengendalian persediaan.

Tahap pertama adalah pengumpulan data historis permintaan reagen laboratorium *Quality Control*. Data ini merupakan data sekunder yang digunakan sebagai dasar dalam proses analisis.

Tahap selanjutnya adalah preprocessing data yang dilakukan menggunakan Microsoft Excel. Proses ini meliputi data cleaning, penanganan missing value, serta penyusunan data dalam bentuk time series. Hasil dari tahap ini berupa preprocessed time series data yang selanjutnya akan diubah dalam tahap *feature engineering* untuk mengubah data *time series* menjadi data tabular yang dapat diproses oleh algoritma XGBoost. Pada tahap ini dibentuk *time-based features* dan *lag features* yang digunakan untuk menangkap pola musiman serta ketergantungan permintaan antar waktu. Tahapan ini diperlukan karena XGBoost tidak secara otomatis mengenali urutan waktu dalam data, sehingga diperlukan rekayasa fitur untuk merepresentasikan hubungan temporal dalam data.

Setelah data siap, dilakukan tahap pemodelan menggunakan algoritma XGBoost dengan bantuan Jupyter Notebook. Pada tahap ini, model dilatih (training) untuk menghasilkan nilai prediksi permintaan berdasarkan pola data historis. Output dari tahap ini berupa nilai prediksi permintaan ($\hat{d}$) serta nilai error model yang diukur menggunakan Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

Selanjutnya, dilakukan evaluasi model untuk memastikan tingkat akurasi prediksi yang dihasilkan. Nilai RMSE dan MAPE digunakan sebagai indikator kinerja model, di mana RMSE juga digunakan sebagai pendekatan untuk merepresentasikan tingkat ketidakpastian permintaan dalam sistem.

Hasil prediksi permintaan ($\hat{d}$) dan nilai RMSE kemudian digunakan dalam tahap pengendalian persediaan, yaitu untuk menghitung *safety stock* dan *reorder point* (ROP). Perhitungan ini bertujuan untuk menentukan jumlah persediaan pengaman serta titik pemesanan kembali yang optimal berdasarkan kondisi permintaan yang dinamis. Apabila nilai error (RMSE dan MAPE) masih tinggi, maka dilakukan proses *hyperparameter tuning* dan pelatihan ulang model hingga diperoleh hasil yang optimal.

Tahap akhir dari penelitian ini adalah analisis hasil, yaitu mengevaluasi dampak penerapan model terhadap sistem persediaan. Hasil yang diharapkan berupa penurunan risiko *stockout*, pengurangan *overstock*, serta penurunan risiko kedaluwarsa (*expiration cost*), sehingga sistem pengendalian persediaan menjadi lebih efisien dan adaptif.

